

# MONEURAN: Modelo computacional neuroetológico sobre la coordinación visuomotora de los anuros en los comportamientos de captura de presas y evasión de predadores

Rodrigo Sigala-Alanís, Francisco Cervantes, Alfredo Weitzenfeld

Departamento Académico de Computación  
Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM)  
Río Hondo #1, San Ángel Tizapán, CP 01000, México DF, MÉXICO

## Resumen

Mediante la experimentación y la simulación los científicos han sido capaces de comprender los mecanismos fundamentales de los organismos vivos. Estos mecanismos, estructurales y de comportamiento, sirven como base en el modelado de arquitecturas neuronales y en la implementación de sistemas robóticos. Específicamente, nosotros estamos interesados en el estudio de los mecanismos de coordinación visuomotora de animales como los sapos, las ranas, las salamandras y la mantis religiosa. Para poder enfrentar la complejidad de estos sistemas, se ha desarrollado un lenguaje de simulación (NSL) capaz de modelar y simular estos mecanismos con distintos niveles de abstracción.

## 1. Introducción

La relación entre las áreas de estudio interdisciplinarias involucradas en esta investigación se muestra en la Figura 1. El conocimiento biológico es empleado para generar modelos esquemáticos abstractos que pueden ser representados mediante esquemas, utilizados en el contexto de las redes neuronales y aprovechados para el control de sistemas robóticos (NSL) [18, 19].

Algunos ejemplos de sistemas robóticos inspirados en el estudio biológico de algunos organismos son: la rana computacional (*rana computatrix*) [1], la mantis religiosa computacional [4], la cucaracha computacional [5] y otros [7].

Para comprender la complejidad que implica la construcción de esta clase de sistemas nosotros

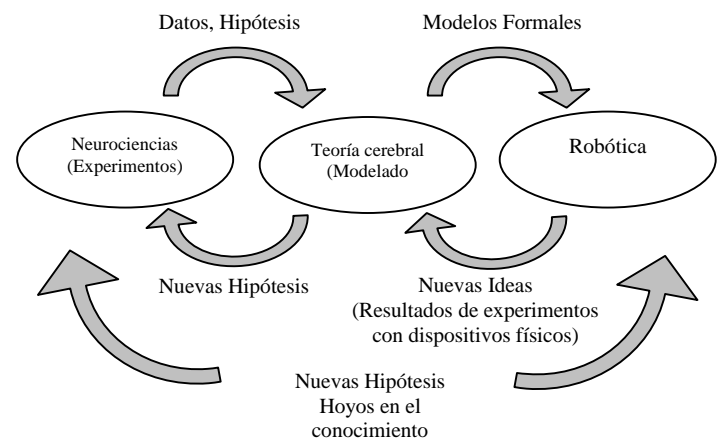


Figura 1. Entorno de trabajo para el estudio de organismos biológicos como base de modelos computacionales y experimentos robóticos

distinguimos entre el comportamiento y la estructura:

1. En el nivel del comportamiento, se recopila la información obtenida de los animales vivos para generar sistemas individuales y colectivos que nos permitan estudiar la relación entre el organismo vivo y su ambiente. Para esto es importante hacer énfasis en aspectos tales como la cooperación, la competencia y la supervivencia. Ejemplos de modelos de comportamiento incluyen a los comportamientos de captura y evasión de predador de los sapos y las ranas [2, 8]. Nosotros describimos el comportamiento en términos de *esquemas* de percepción y motores, que a su vez se descomponen y se redefinen de forma recursiva. Las jerarquías esquemáticas representan un modelo distribuido del control de los ciclos de percepción-acción. Los

comportamientos, y los esquemas correspondientes son simulados mediante el Lenguaje Abstracto de Simulación (ASL, por sus siglas en inglés) [3, 17].

2. En un nivel estructural, la información neuroanatómica y neurofisiológica es utilizada para generar modelos de redes neuronales, de percepción y motores, que correspondan a los esquemas desarrollados en el nivel de comportamiento. Estos modelos intentan explicar los mecanismos que sustentan la integración sensorimotora. Como ejemplo de modelos de redes neuronales tenemos al tectum y al pretectum-talámico que son fundamentales en los mecanismos de discriminación entre presas y depredadores [12, 13], los modelos neuronales de la captura de una presa y de la evasión de un depredador [19] y la captura de una presa por parte de un sapo después de rodear un obstáculo y con mecanismos de adaptación y aprendizaje [10].

## 2. Fundamentos

El software con el que se desarrolla el modelo se explica en la sección 2.2. Primero, presentamos los fundamentos biológicos de nuestro sistema.

### 2.1 Etología y neurociencias

Anfibios como las ranas y los sapos han sido la base de modelos computacionales ya que cuentan con características que facilitan el estudio de su comportamiento. Su actividad está regida, básicamente, por lo que perciben visualmente [12]. Esto es muy ventajoso si se toma en cuenta que es más fácil estudiar, analizar y replicar estímulos visuales que trabajar con otros sentidos. Además, cuentan con un conjunto de conductas muy bien definido y, en el caso de la captura de presa y el escape de depredadores, pueden ser reproducidas con facilidad en el laboratorio [15].

#### 2.1.1 Comportamiento de captura de presa

Los anuros se alimentan generalmente de lombrices, babosas, escarabajos y otros insectos pequeños. Estudios extensos [12] han mostrado que responden a esta clase de animales porque constituyen un estímulo visual con características particulares de forma, tamaño y movimiento. Se ha mostrado que

objetos rectangulares moviéndose en la dirección de su eje más largo (“gusanoide”) son identificados como posibles presas. En la figura 2 se muestran los distintos estímulos “gusanoide” ante los que responde un anuro.

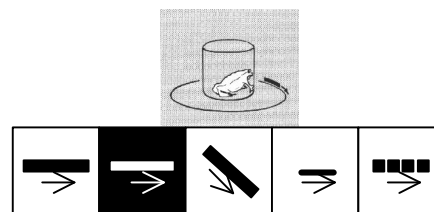


Figura 2. Estímulos del tipo “gusanoide” [12]

Cuando un sapo está motivado para capturar una presa y se presenta un estímulo que corresponde a una presa (“gusanoide”) en su campo visual, éste responde con una secuencia sucesiva de comportamientos motores (Orientación, fijación y ataque) que culminan con la captura de una presa [12].

#### 2.1.2 Comportamiento de evasión de depredador

Por otra parte, los sapos sirven de alimento a animales como las serpientes y las aves, y para evitar ser devorados, poseen un repertorio de respuestas que son activadas al presentarse un objeto que parece enemigo. Objetos rectangulares moviéndose en la dirección contraria de su eje más largo (“antigusanoides”), como los de la figura 3, son considerados posibles depredadores.

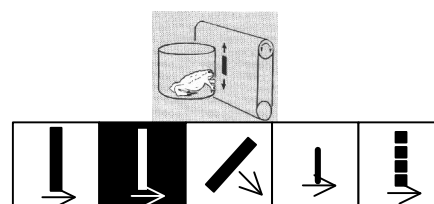


Figura 3. Estímulos del tipo “antigusanoides” [12]

Dependiendo de parámetros como la forma y el tamaño, y de su localización en el campo visual, el animal puede presentar alguna de las respuestas relacionadas con la evasión de una presa, tales como: permanecer quieto, saltar alejándose del

predador o inflarse para aparentar un mayor tamaño [6].

### 2.1.3 Efecto de la motivación

Además de la presencia de estímulos visuales, los comportamientos de los seres vivos dependen de factores internos y externos que determinan su *motivación* para realizar cierta actividad. La motivación es una fuerza interna que produce acciones para mantener un balance entre nuestras necesidades y las demandas de nuestro medio ambiente. Un comportamiento motivado generalmente está orientado hacia un objetivo; el objetivo puede estar relacionado con un impulso, como el hambre o el miedo (llamadas motivaciones primarias) [11].

En el caso de los comportamientos de captura de presas el efecto de la motivación resulta más claro, ya que, si existe una motivación propicia, el animal intentará capturar la presa, de lo contrario, el estímulo pasará inadvertido. Por motivación propicia entendemos que existen ciertos factores que vuelven al animal muy activo en la búsqueda de alimento:

- Los anuros (ranas y sapos) comunes hibernan y, en las épocas de apareamiento (primavera), muestran un mayor interés por los estímulos relacionados con sus parejas. Por lo tanto durante el invierno y la primavera, la actividad de captura de presa, en condiciones constantes de laboratorio, es, en general, mucho menor que durante los meses de verano [12].
- Además de la dependencia temporal, los anuros presentan dependencias diurnas. Diversos estudios demuestran que los sapos tienen una mayor actividad predatora durante la penumbra. De las 18:00hrs. a las 6:00hrs. del siguiente día, la conducta de alimentación adquiere valores significativamente altos [15].
- Otro factor motivacional que ha sido estudiado es el de privación de alimento o hambre. Se ha visto que un animal saciado exhibe una respuesta de captura muy débil; mientras que un animal privado de alimento incrementa la emisión de respuestas, no sólo ante estímulos tipo presa sino, también ante estímulos que normalmente no resultan efectivos o incluso evitaría [12, 15].

### 2.1.4 Neurofisiología

Para tratar de averiguar que estructuras del Sistema Nervioso Central (SNC) del sapo participan en el control de las conductas de atracción de presa y de evasión de predador, diversos investigadores han realizado estudios neurofisiológicos y neuroanatómicos, que junto a los estudios etológicos, han arrojado resultados importantes. Las estructuras del SNC que parecen conformar la base de la actividad neuronal en estos comportamientos son: la retina (RE), el tectum óptico (TO) y el pretectum (PT), siendo el TO la estructura que juega un papel fundamental en el desencadenamiento de la actividad motora que compone estos patrones conductuales [12, 6 15].

El SNC comienza el procesamiento de la información visual cuando los patrones de luz activan los fotorreceptores en la retina. Con base en estudios electrofisiológicos al nivel de la retina, Ewert [12] identifica tres clases de células ganglianas que, fundamentalmente, inician el proceso de clasificación de los estímulos percibidos: R2, R3, R4. Éstas células poseen propiedades que modulan su tasa de activación como función de la velocidad angular, el tamaño angular y el contraste del estímulo visual. En la retina no existen detectores específicos de presa y predadores; pero las neuronas R2 y R3 son activadas principalmente por estímulos de tipo presa, mientras que R3 y R4 son activadas predominantemente por objetos enemigos.

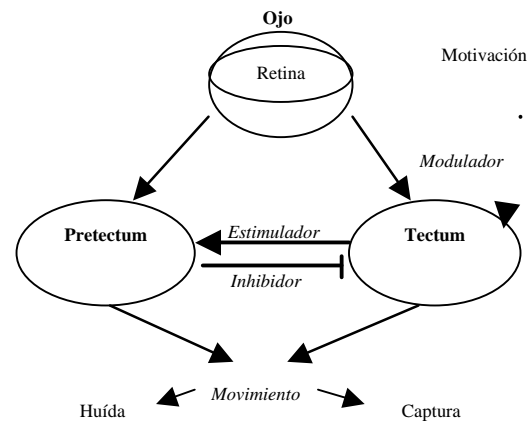


Figura 4. Interacción entre la retina, el tectum óptico y el pretectum-talámico

Posteriormente las respuestas producidas por los estímulos visuales son dirigidas a diferentes áreas del cerebro del sapo. El tectum óptico (TO) recibe

como entrada valores de las células de la retina clase: R2, R3 y R4; mientras que la región talámica preectal (TP) recibe entradas de las células clase R3 y R4 [12,13]. Ewert identifica en la región del preectum (TP) y en la del tectum óptico (OT) neuronas que responden en conjunto ante configuraciones de estímulos específicas. Al grupo de células que corresponden al TP las denominó clase TH3, mientras que a las que se ubican en el OT las llamó clase T5. Dentro de este último grupo existen, a su vez, dos tipos de neuronas fácilmente distinguibles de acuerdo con su respuesta ante ciertas configuraciones de estímulos. Diversas pruebas electrofisiológicas muestran como la región del TO y sus células (T5) están vinculadas con el reconocimiento de presas y, por consiguiente, con las conductas de captura, mientras que la región del PT tiene que ver con el reconocimiento de enemigos, y por tanto, con la evasión de los depredadores [12].

La discriminación entre objetos tipo presa y tipo depredador, y la selección del estímulo más importante (cuando existen varios), depende de la interacción entre las células del TO y el PT. La figura 4 ejemplifica este proceso. Cuando se presenta un estímulo tipo presa el TO estimula al PT para indicar que es un estímulo atractivo y activar las respuestas motoras adecuadas para la captura. Mientras tanto, cuando aparece un estímulo tipo depredador PT envía señales inhibitoras al TO para evitar que el animal se aproxime a un objeto tipo depredador y huya adecuadamente.

## 2.2 Representación: Lenguaje de Simulación Neuronal (NSL)

El *Lenguaje de Simulación Neuronal (NSL)* (por sus siglas en inglés) provee un ambiente de modelado y simulación para redes neuronales de gran tamaño, basado en un modelo neuronal sencillo. NSL tuvo su origen en 1989 en la Universidad del Sur de California apoyando el modelado neuronal de un solo nivel y bajo un número limitado de plataformas. La versión actual NSL3.0 es un esfuerzo conjunto de la Universidad del Sur de California (USC) y el Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM). El sistema sigue un diseño orientado a objetos implementado bajo dos ambientes de desarrollo, C++ (ITAM) y Java (USC), ejecutándose en una gran variedad de plataformas.

Una de las grandes ventajas de NSL sobre otros simuladores es la posibilidad de desarrollar nuevas arquitecturas de redes neuronales con diferentes niveles de abstracción. Esto se debe a que NSL, por un lado, está basado en la teoría de esquemas, y por otro, implementa muchas funciones propias de las redes neuronales. En particular, las redes neuronales en NSL pueden modelarse y simularse en tres niveles distintos: módulos neuronales, redes neuronales y neuronas (Weitzenfeld, Cervantes, 2001).

### 2.2.1 Módulos Neuronales

Los módulos están inspirados en la *teoría de esquemas* y son las estructuras básicas del modelo computacional de NSL. Estas estructuras son jerárquicas y pueden implementarse de manera general mediante redes neuronales u otros procesos, como se muestra en la figura 5.

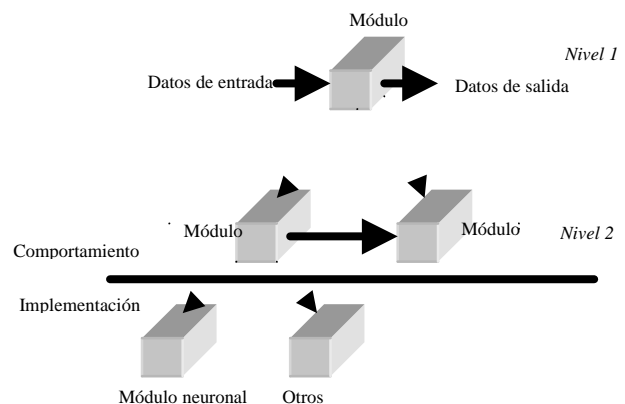


Figura 5. Modelo jerárquico en NSL basado en módulos [19].

Cada módulo incorpora su propia estructura y mecanismos de control. Su interfaz consiste de múltiples *puertos* unidireccionales de entrada/salida que comunican al módulo con otras entidades, y en el interior está el cuerpo fundamental que define su comportamiento.

La comunicación entre los módulos se hace mediante el intercambio de mensajes asíncronos y jerárquicos manejados, internamente, a través de la lectura y escritura en los puertos y, externamente, a través de la conexión entre los mismos.

### 2.2.2 Definición de neuronas y redes neuronales

Los módulos neuronales son implementados mediante el procesamiento de las redes neuronales, como se muestra en la figura 6.

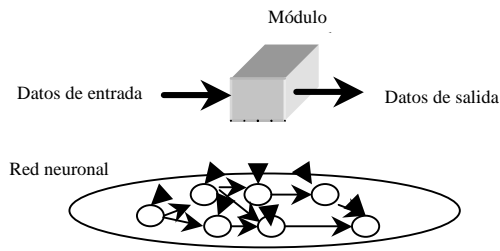


Figura 6. Módulo neuronal en NSL implementado con redes neuronales [19].

En este nivel las redes neuronales son simples unidades de procesamiento interconectadas entre sí para lograr una computación a gran escala. El modelo básico de una neurona en NSL tiene un solo comportamiento, cuenta con una salida y varias entradas, como se muestra en la figura 7. El estado interno de cada neurona está descrito por un único valor, su potencial de membrana  $mp$ , que depende de las entradas de la neurona y de su historia previa. La salida está descrita por otro valor, su tasa de disparo  $mf$ , y puede servir como entrada a varias otras neuronas, incluyendo a sí misma. Al variar los valores de las entradas de una neurona, varía también su potencial de membrana y su tasa de disparo.

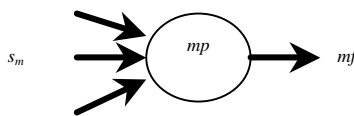


Figura 7. Modelo neuronal de un solo comportamiento [18].

El potencial de membrana  $mp$  está descrito por la ecuación diferencial:

$$? \frac{dmp}{dt} = f(s_m, mp)$$

la cual depende de las entradas  $s_m$ , el valor previo de  $mp$  y la constante de tiempo  $?_m$ . La elección de  $f$  depende del modelo neuronal en particular. Por ejemplo, el *integrador de fugas* es descrito por:

$$f(s_m, mp) = -mp + s_m$$

la tasa de disparo  $mf$  (salida de la neurona) se obtiene aplicando una *función umbral* al potencial de la membrana de la neurona,

$$mf = ?(mp)$$

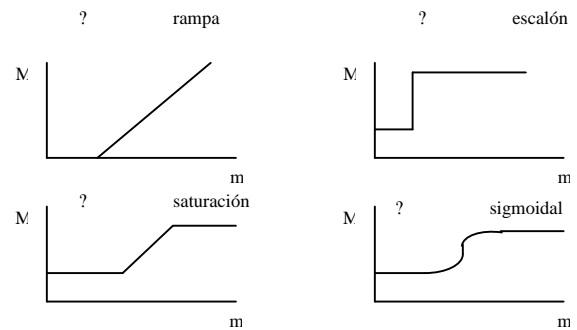


Figura 8. Algunas funciones típicas de umbral [18].

donde  $?$  es usualmente una función no lineal. Algunas de las funciones de umbral más comunes son: *rampa*, *escalón*, *saturación* y *sigmoideal* (ver figura 8).

### 3. Desarrollo de MOENURAN

MONEURAN es un modelo computacional basado en estudios neuroetológicos sobre la coordinación visuomotora de los anuros en los comportamientos de captura de presa y evasión de predador. En él se describe el comportamiento de un agente (una rana) en un ambiente en donde existen estímulos de tipo presa y/o de tipo predador. Para entender claramente el desarrollo de MONEURAN es necesario seguir una metodología de arriba hacia abajo. Por lo tanto, inicialmente se explicará el modelo desde una perspectiva global y posteriormente se detallarán los esquemas que componen al agente (rana) de MONEURAN.

#### 3.1 Arquitectura global

El comportamiento de cualquier agente, sólo puede ser comprendido cabalmente a través de la relación *agente-ambiente*. [16]. El ambiente hace posible que el agente actúe en un espacio y un tiempo

definido. El *Ambiente* es un espacio que incluye una colección de entidades y sus relaciones (interacción). Una configuración particular de instancias en el *Ambiente* en un tiempo  $t$  será denotada como  $Ambiente(t)$ . Dentro de MONEURAN, el *Ambiente* contiene tres entidades distintas: el sapo, una presa y un predador. Como este modelo se concentra en el estudio y definición de un agente, en este caso el anuro, el ambiente y las otras dos entidades (presa y predador) contienen funciones muy simples con el fin de hacer claro el modelo. Sin embargo, las características del diseño hacen posible cualquier extensión de las colecciones de entidades o de sus capacidades para lograr simulaciones más complejas.

En la figura 9 se muestra la relación fundamental entre el ambiente (*Mundo*), el agente (*Rana*) y las demás entidades (*Presa* y *Predador*) que conforman a MONEURAN. Cada entidad le hace saber al *Mundo* sus coordenadas  $(x, y, z)$  que definen su posición en un espacio de tres dimensiones. A su vez, el *Mundo* le entrega a la *Rana* una imagen del ambiente en un tiempo  $(t)$  dado.

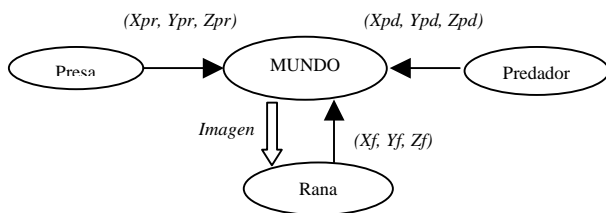


Figura 9. Relación básica entre el ambiente y sus entidades

### 3.2 Arquitectura del agente

MONEURAN incorpora módulos de esquemas (unidades funcionales) y neuronales (unidades estructurales) que pueden ser clasificados de acuerdo con la función que ayudan a desempeñar. Los módulos que intervienen en el procesamiento inmediato de la información sensorial, en este caso visual, se consideran de *percepción*; los encargados de activar algún movimiento final son llamados *motores* y los que vinculan estas dos funciones se denominan *sensorimotores*. Además existe un módulo con una función *motivacional* relacionada con la actividad predatoria del animal. En la figura 10 se muestra la interacción entre los distintos módulos y la conexión entre el nivel de esquema y

el nivel neuronal en una primera aproximación del modelo.

#### 3.2.1 Percepción

Para poder llevar a cabo la percepción se necesitan *sensores* que entren en contacto con el ambiente y *reconocedores* que interpreten esta información. En el modelo MONEURAN la percepción se realiza exclusivamente mediante la función visual, por lo tanto se empleó un esquema visual para obtener una imagen del ambiente y un par de esquemas encargados de reconocer a las presas y a los predadores. El proceso de reconocimiento está simplificado, sin embargo es posible simular los procesos que se llevan a cabo en la retina utilizando alguno de los trabajos realizados en este sentido [9, 10, 14].

#### 3.2.2 Esquemas sensorimotores

Los esquemas sensorimotores integran la percepción sensorial y la acción motriz. En este caso, estos esquemas tienen que ver con el vínculo entre el reconocimiento de una presa y/o un predador y su correspondiente respuesta, la cual puede ser un movimiento que provoque la aproximación hacia una presa o la huida de un predador.

#### 3.2.3 Esquemas motores

En este modelo los esquemas motores fueron diseñados e implementados como unidades funcionales que no simulan la activación muscular. Estos esquemas comprenden el salto y el ángulo de giro, y cuando están activados, conforman la nueva posición del animal en el ambiente de simulación.

#### 3.2.4 Esquema de motivación

El esquema de motivación se encarga de integrar la sobre la fecha, hora y el nivel de hambre para producir un nivel de actividad predatoria que indicará la disponibilidad del animal para efectuar una captura.

##### 3.2.4.2 Efecto de la temporada

Cómo ya se estableció, los sapos y las ranas tienen una actividad de cacería que depende de la

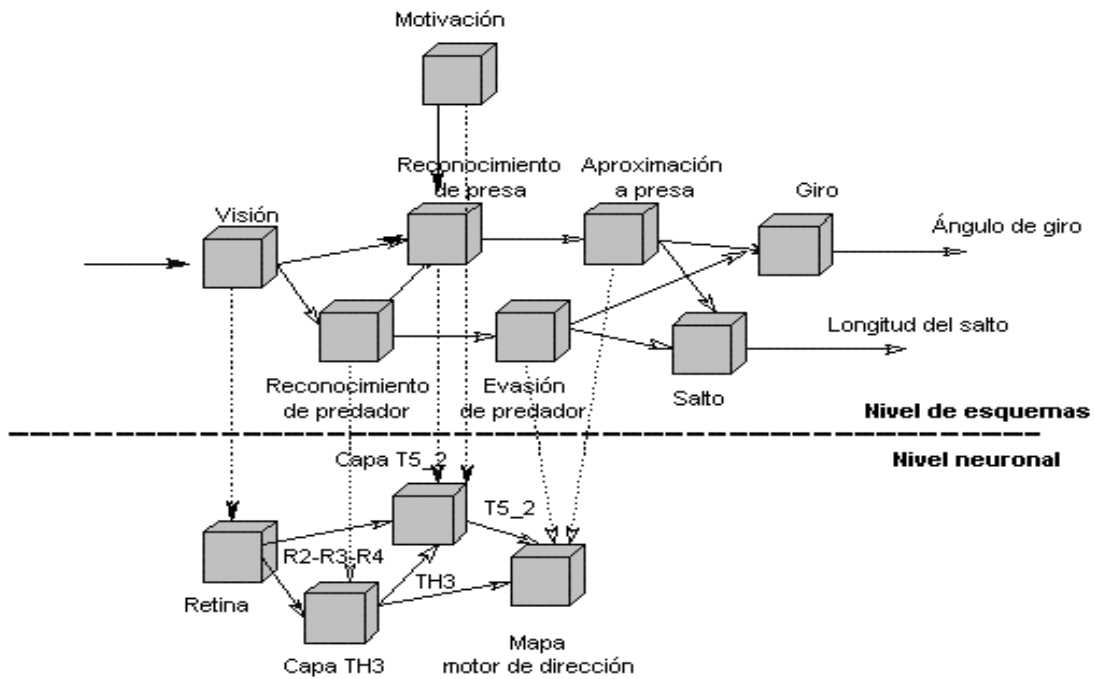


Figura 10. Arquitectura inicial de esquemas para MONEURAN

temporada del año, siendo el verano la temporada de mayor actividad y el invierno la de menor. En este modelo se propone utilizar una función gaussiana que tenga como valor de entrada el día del año:

$$M_d(d) = \exp[-(d - md)^2 / 2rd^2] / 2\pi rd$$

donde  $d$  representa el día del año y  $md$  el día del año con mayor actividad.

En la figura 11 se muestra el comportamiento de la disponibilidad para capturar presas durante el año propuesto en este modelo. Nótese como el nivel de disponibilidad adquiere su valor máximo (1) durante el verano, disminuyendo conforme se aleja de estos días.

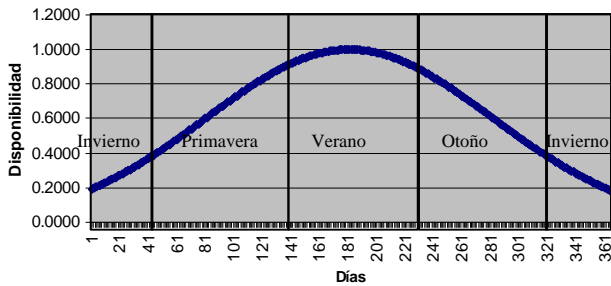


Figura 11 Gráfica que representa la disponibilidad de captura durante el año

### 3.2.4.3 Efecto de la hora del día

Como en el caso del día del año, para el efecto de la hora del día se propone utilizar una función similar que entregue un valor alto en la hora de mayor actividad y valores cada vez más pequeños conforme la hora se aleja de la hora pico:

$$M_h(h) = \exp[-(h - mh)^2 / 2r^2] / 2\pi r$$

donde  $h$  representa la hora del día y  $mh$  la hora del día con mayor actividad.

En la figura 12 se muestra el comportamiento de la disponibilidad para capturar presas durante el día propuesto en este modelo. En este caso el nivel de disponibilidad adquiere su valor máximo (1) a

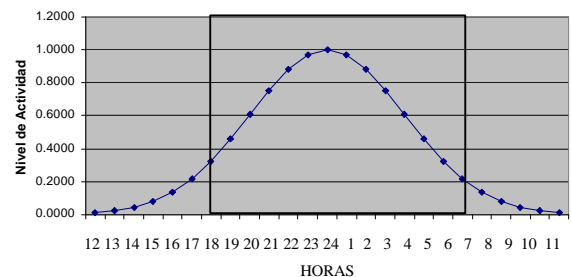


Figura 12 Gráfica que representa la disponibilidad de captura durante el día

media noche y va disminuyendo conforme se aleja de esta hora.

#### 4.2.4.4 Efecto del hambre

Para obtener el efecto del hambre en el presente modelo es necesario emplear una función que crezca conforme aumenta el tiempo sin ingerir alimentos. En este modelo se propone utilizar una función logarítmica que representa un crecimiento rápido en las primeras horas (tomando en cuenta que el proceso digestivo sucede inmediatamente después de la ingestión) y que va perdiendo fuerza conforme avanza el tiempo. Es importante destacar que, al ser capturada una presa, el efecto del hambre debe reducirse como se muestra en la siguiente descripción matemática:

$$M_a(t) = \ln(t) - (v * c)$$

donde  $t$  representa el número de horas y fracción en los que el animal no ha ingerido alimento,  $v$  un valor constante que corresponde a la disminución de hambre y  $c$  un valor binario que se activa exclusivamente al momento de capturar una presa.

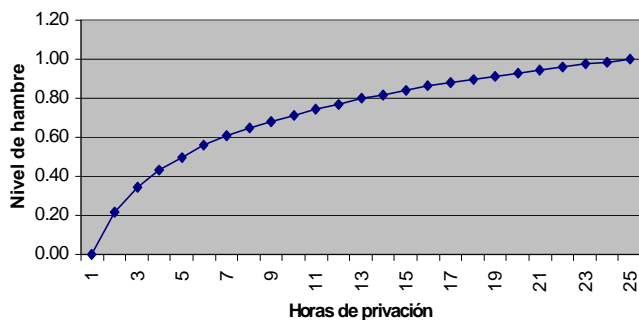


Figura 13. Crecimiento del nivel de hambre durante un día

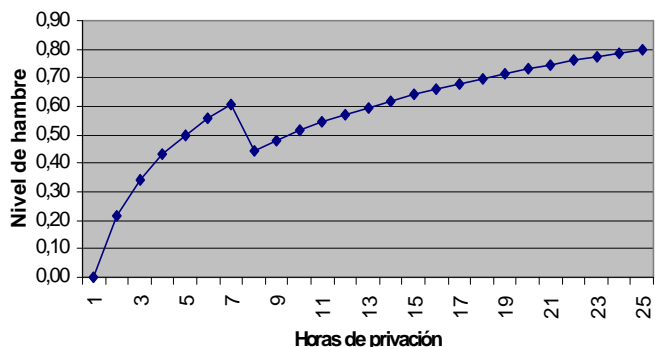


Figura 14. Efecto de la captura de una presa en el nivel de hambre

En la gráfica 13 se muestra el crecimiento del nivel de hambre conforme aumenta el número de horas de privación de alimento. Es importante notar que cuando inicia la cuenta de las horas asume que el animal está totalmente satisfecho. En la figura 14 se ejemplifica el comportamiento del nivel del hambre al ser capturada una presa después de siete horas de privación de alimento.

#### 3.2.5 Dinámica de activación

En este modelo los esquemas están definidos por su comportamiento y el nivel de activación de los mismos. La dinámica de activación los esquemas está descrita por el *integrador de fugas* anteriormente.

La activación de los esquemas ocurre cuando el valor de su variable sobrepasa cierto umbral indicando que existe la suficiente confianza para la ejecución de su comportamiento. Una vez activado, el esquema produce una salida que, a su vez, puede convertirse en la entrada de otro esquema. En muchos casos, una vez que los esquemas motores han producido su salida, el valor de su variable de activación regresa nuevamente a cero.

Con la conexión entre las variables de activación de los distintos esquemas existe una relación muy dinámica entre el comportamiento de los mismos. Así por ejemplo, la activación del esquema de reconocimiento de predador inhibe el reconocimiento de un estímulo que, bajo otras circunstancias, sería considerado una presa. A su vez, esto produce un estímulo inmediato en la función motriz para asegurar un escape oportuno. De la misma manera, el esquema de motivación (siempre activo) produce un efecto que modula en todo momento la labor de reconocimiento de presas. La interacción de todas las variables de activación logra un dinamismo en el sistema que permite una amplia variedad de posibilidades en la conformación del comportamiento global del sistema.

## 4. Implementación en NSL

Igual que en el diseño, en la implementación se aborda primero la arquitectura global del modelo y, posteriormente, se explican los módulos detallados



Arquitectura	Módulos	Nombre en el código
<i>Global</i>	Mundo Rana Presa Predador	World Frog Prey Predator
<i>Rana: Percepción</i>	Visual Reconocimiento de Presas Reconocimiento de Predadores	Visual PreyRec PredatorRec
<i>Rana: Sensomotores</i>	Aproximación a Presa Huida de Predador Mapa de Dirección Motriz Selección del máximo Transformación de la dirección	PreyApproach PredatorReaction MHM WTA Xform
<i>Rana: Motores</i>	Salto Giro	Jump Turn
<i>Rana: Motivación</i>	Motivación al alimentarse	FeedMotivation

Tabla 1. Tabla con los nombres utilizados en la codificación de los módulos.

que componen al agente. Como MONEURAN está basado en el modelo “Aprendiendo a rodear” de Corbacho y Weitzenfeld [10], los nombres de los módulos y las variables tuvieron que ser congruentes con los nombres de ese modelo. La tabla 1 muestra los nombres utilizados en los módulos globales y dentro de la rana.

#### 4.1 Arquitectura global

MONEURAN está compuesto del módulo *Mundo*, que representa al ambiente, y los módulos *Rana*, *Presa* y *Predador*. En la figura 15 se muestra la relación general entre los módulos. El módulo *Rana* recibe del *Mundo* el campo visual a través de la variable *worldXZ*, y la fecha y la hora con las variables *Date/Hour*. A su vez, *Rana*, *Presa* y *Predador* hacen saber su posición en el ambiente a través de las variables *x*, *y*, *z* que les corresponde. El módulo *Rana* también le informa al mundo un ángulo *wangle* que indica la dirección de su mirada. Cuando la rana ha capturado la presa se lo informa al mundo a través de *prey\_ate* y con la variable *prey\_alive* el mundo desactiva el movimiento de la presa.

#### 4.2 Arquitectura del agente

El agente (*Rana*) es la parte más importante de MONEURAN. El módulo rana instancia un conjunto de módulos de percepción, sensomotores y

motores que son mostrados en la figura 16 y que se explican a continuación.

##### 4.2.1 Esquemas de percepción

La percepción en este modelo está basada en los sensores visuales. En particular, la rana percibe una presa a través del módulo de reconocimiento de presa (*PreyRec*) y a un predador mediante el módulo de reconocimiento de predador (*PredatorRec*).

###### 4.2.1.1 Visual

La entrada visual de la rana corresponde a una proyección en 2D de la imagen del mundo virtual en 3D reflejado en los ojos (o cámara) del agente. El modelo computa un campo visual (*visualField*) que corresponde a una sección de la matriz del mundo X-Z (*worldXZ*) que la rana puede ver en cada paso de ejecución. Conforme la rana avanza y/o gira, *worldXZ* cambia y *visualField* tiene que ser computado nuevamente.

###### 4.2.1.2 Reconocimiento de presas y predadores

El módulo de reconocimiento de presas (*PreyRec*) reconoce y localiza el estímulo de la presa en el campo visual de la rana. El módulo recibe como entrada el campo visual (*visualField*) del módulo de visión, y genera como salidas un nivel de confianza (*ps*) y la simulación del comportamiento de las

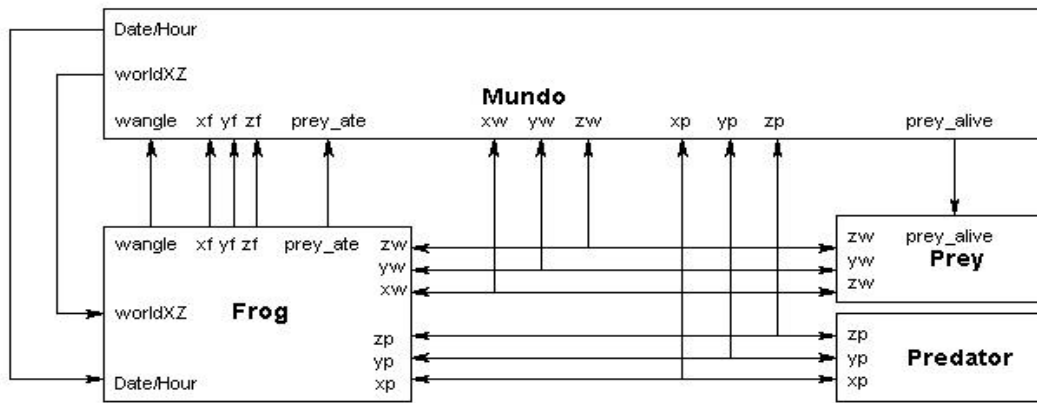


Figura 15. Arquitectura global de los módulos que intervienen en el modelo Presa-Predador

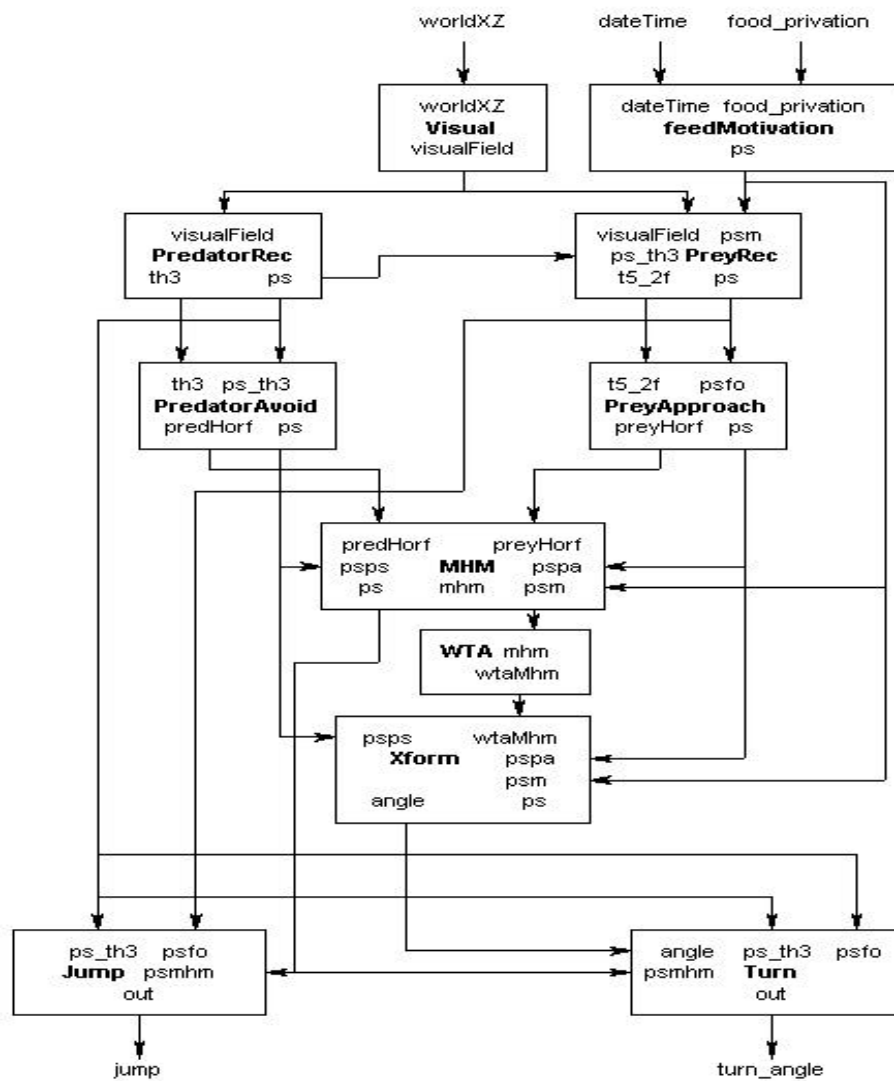


Figura 16. Arquitectura de la rana que muestra la interacción de sus esquemas

células neuronales *t5\_2*, cuya descripción fue hecha en el capítulo anterior.

El módulo de reconocimiento de predadores se construyó siguiendo la misma lógica utilizada en el módulo de reconocimiento de presas.

#### 4.2.2 Esquemas sensorimotores

Este modelo incorpora los siguientes esquemas sensorimotores: Aproximación a presa, Huida de predador, Mapa de Dirección Motriz, Selector Máximo y Transformación de la dirección.

##### 4.2.2.1 Aproximación a presa

El módulo de aproximación a presa (*PreyApproach*) toma la matriz *t5\_2f*, producida por el módulo *PreyRec*, y realiza la convolución con el kernel gaussiano. La variable de salida *prey\_hor\_f* es un vector que corresponde al componente del campo de atracción de la presa.

##### 4.2.2.2 Huida de predador

El módulo de aproximación a presa (*PreyApproach*) toma la matriz *t5\_2f*, producida por el módulo *PreyRec*, y realiza la convolución con el kernel gaussiano. La variable de salida *prey\_hor\_f* es un vector que corresponde al componente del campo de atracción de la presa.

##### 4.2.2.3 Mapa de Dirección Motriz

Como se explicó en la sección de diseño, una presa y un predador generarán el mismo tipo de campo pero con distinta intensidad. Más adelante, cuando sea necesario obtener la dirección del salto, se elegirá el estímulo mayor para decidir si la rana se aproxima a una presa o huye de un predador. Por lo tanto, la implementación del módulo de huida de predador (*PredatorReaction*) fue hecha de manera muy similar al módulo de atracción de presa.

##### 4.2.2.4 Selección del máximo

El módulo de selección del máximo (*WTA*) obtiene la localidad del vector *mh* con el mayor valor, lo que determina la región del campo visual que el animal considerará más adelante para dirigir su movimiento.

##### 4.2.2.5 Transformación de la dirección

El módulo de transformación de la dirección (*Xform*) obtiene un valor escalar *angle* a partir de la posición del máximo entregada por el método *WTA*. Si el estímulo *psps* que corresponde al del predador es mayor que el de la presa, la variable *angle* modifica su valor para lograr que el animal huya dirigiéndose a 90° aproximadamente de donde apareció el estímulo de predador. En la figura 4.10 se observa este procesamiento realizado en el método *simRun*.

#### 4.2.3 Esquemas motores

En este modelo se incluyen los esquemas motores necesarios para dirigir el movimiento del animal: giro (*turn*) y salto (*jump*). La activación de estos esquemas y el ángulo proporcionado por el módulo *Xform* determinarán la nueva posición del animal y su campo visual dentro de la simulación.

##### 4.2.4 Esquema de motivación de la actividad predatora

El esquema de motivación procesa los valores relacionados con la fecha (día del año), la hora del día (hora y fracción) y el nivel de privación de

```
void FeedMotivation::simRun()
{
    ...
    //Efecto del hambre
    hunger_effect = log(hungerval) / log(max_privation);
    hunger_effect = hunger_effect - 0.2*num_prej;
    ...
    //Efecto de la temporada
    date_effect = exp(-1*(xdate.elem()-
mdate)*(xdate.elem()- mdate) / (2 * alfadate *
alfadate) ) / ( sqrt(2*pi) * alfadate );

    date_effect = date_effect / date_effect_max;
    ...
    //Efecto del día
    hour_effect = exp(-1*(xhour.elem()-
mhour)*(xhour.elem()-mhour) / (2 * alfahour *
alfahour) ) / ( sqrt(2*pi) * alfahour );
    hour_effect = hour_effect / hour_effect_max;
    ...
    //Efecto final
    ps = hour_effect*weigh_hour +
date_effect*weigh_date + hunger_effect*weigh_hunger;
}
```

Figura 17. Método *simRun* del módulo motivación (*FeedMotivation*).

hambre (horas sin capturar alimento) y obtiene como resultado un nivel de disponibilidad entre 0 y 1 que es transmitido al módulo de reconocimiento de presas. Para esto primero es necesario obtener por separado cada uno de estos valores que también van de 0 a 1.

En la figura 17 se presentan algunas líneas de código dentro del método `simRun`. Las variables `hunger_efect`, `date_efect` y `day_efect` contienen los resultados de las funciones explicadas anteriormente. Nótese que en todos los casos los valores son normalizados.

Finalmente la variable `ps` obtiene el valor final de la activación que será transmitido al módulo de reconocimiento de presas. Las variables `weigh_date`, `weigh_hour` y `weigh_hunger` determinan la importancia de cada uno de los efectos obtenidos anteriormente.

## 5. Simulaciones y resultados

En general la simulación de un experimento se compone de dos elementos: los estados iniciales y la ejecución del sistema. Los estados iniciales definen las condiciones del ambiente, el agente y los estímulos antes de comenzar la ejecución del modelo. Después de cargar los valores iniciales de un experimento, el sistema se ejecuta desplegando las ventanas en las que es posible tener una vista superior del ambiente y del campo visual del agente (rana); además, el sistema cuenta con gráficas que describen la intensidad de los campos de atracción y repulsión del agente y con una consola para observar los mensajes enviados por el programa. En el estado inicial de un experimento es posible establecer la fecha y la hora de la simulación, las posiciones iniciales del agente (rana) y los estímulos (presas y/o predadores), y el nivel inicial de hambre del agente. Las posiciones iniciales están dadas por coordenadas que ubican un punto dentro del ambiente, un espacio de 100 X 100. El mes, el día, la hora y los minutos se representan por medio de números enteros. El nivel de hambre está determinado por el número de horas en las que el animal no a ingerido alimento después de haber estado completamente saciado.

### 5.1 Visualización de los experimentos

Para explicar como deben ser interpretadas las gráficas generadas durante la ejecución del sistema, en la figura 18 se presenta una situación muy simple. En ella, aparece un estímulo tipo presa situado enfrente y a la derecha de la rana. El cuadro pequeño que aparece en la ventana *World* (arriba-izquierda) representa la rana, mientras que el rectángulo pequeño simula la posición de la presa. Los números que aparecen en las figuras de la simulación, indican el orden de los movimientos realizados por el agente y los estímulos. Las flechas indican hacia donde está viendo la rana. La ventana *Visual field* (abajo-derecha) simula el campo de visión de la rana. En él aparece el estímulo tipo presa del lado derecho del campo visual. En la ventana *fields* (arriba-derecha) aparecen las gráficas correspondientes a *predator\_hor*, *prey\_hor*, *mhm*, y *wta* (de arriba hacia abajo). En la gráfica *prey\_hor*, que representa el campo de atracción de una presa, aparece una gaussiana desplazada del centro hacia a la derecha, debido a la posición del estímulo en el campo visual de la rana. Como en este caso no existe ningún estímulo tipo predador, en la gráfica que corresponde a la variable *predator\_hor*, todo está en cero. La gráfica *mhm*, que contiene la suma de los campos de atracción y repulsión, presenta la misma forma que la gráfica *prey\_hor*. La gráfica *wta*, encargada de determinar la posición del punto más alto en la gráfica de *mhm*, indica que el máximo está ubicado una cierta magnitud a la derecha del centro del campo visual. Esta información es la que se utilizará más adelante en el esquema *xform* para determinar los grados que el agente debe girar hacia la derecha para moverse en dirección a la presa.

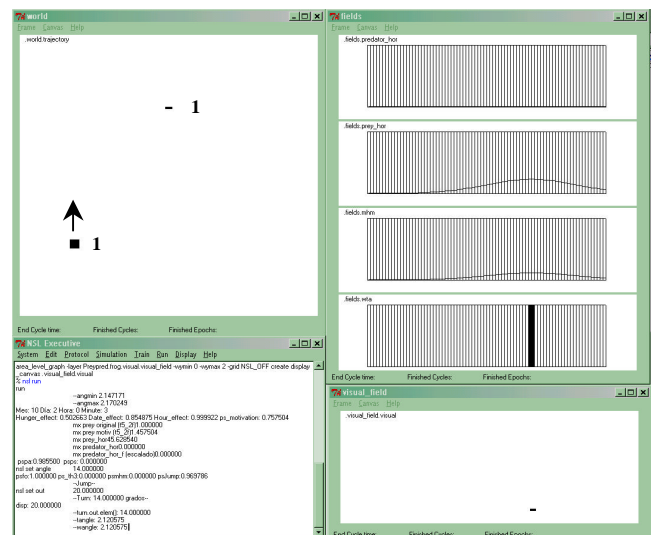


Figura 18. Vista de las ventanas al iniciar la ejecución de un experimento.

## 5.2 Captura de presas

Para ejemplificar los comportamientos de captura de presas se presenta este primer experimento. En él, aparecen sucesivamente varias presas que son capturadas hasta que el animal alcanza un nivel de saciedad. Como ya se estableció, un animal, después de haber sido alimentado lo suficiente, pierde el interés en cualquier estímulo que pueda representar alimento. En este experimento se observan un par de capturas que llevan el nivel de hambre del animal a un nivel en el que ya no desplegará otro comportamiento de captura. Al ejecutarse este experimento se obtuvieron los resultados mostrados en la figura 19. Inicialmente sólo aparece el estímulo de presa que es capturada en el movimiento 3. Después aparece otra presa a la izquierda que es capturada en el movimiento 5. Al capturar la segunda presa, el animal llega a un nivel de saciedad que provoca un comportamiento pasivo.

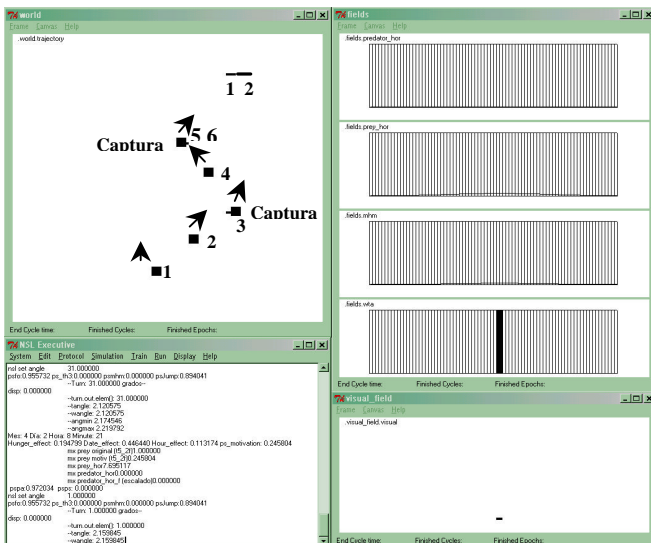


Figura 19. Vista de las ventanas del experimento con varias capturas

## 5.3 Presencia de presa con motivación baja

Para resaltar el efecto de la motivación en los comportamientos de captura, en este experimento, la combinación de la temporada del año (invierno), la hora del día (mañana) y el nivel inicial de hambre, hacen que un estímulo tipo presa no provoque un comportamiento de captura. Para este

experimento se definió una temporada en que los sapos hibernan y una hora del día en la que, normalmente, no se alimentan. Además el nivel de hambre definido inicialmente es bajo, esto es, el animal ha sido alimentado anteriormente pero sin llegar a un estado de saciedad total.

Después de cargar en la consola los valores iniciales contenidos y ejecutar el modelo, se obtuvieron los resultados mostrados en la figura 20. En la ventana *World* y en la ventana *Visual field* se observa que, mientras el estímulo presa avanza varias ocasiones frente a la rana, el agente se mantiene inmóvil. Esto ejemplifica la importancia de la motivación en la captura de presas, ya que, aunque el estímulo visual está presente, no se produce la misma respuesta predatora gracias a que el animal no se encuentra motivado.

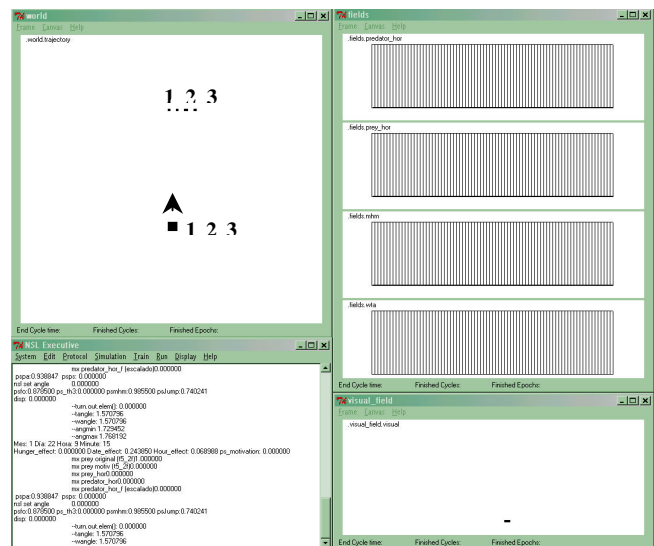


Figura 20. Presencia de una presa con motivación muy baja

## 5.4 Presencia de predator

Este experimento ejemplifica una situación sencilla de huída de un predator. En este caso la motivación no influye en este comportamiento específico del agente; sin embargo, como se verá más adelante, si es importante cuando se combinan estímulos de tipo presa y de tipo predator.

Después de un ciclo de ejecución el ambiente queda como se aprecia en la figura 21. El objeto alargado verticalmente que se observa en la ventana *World* y *Visual field* representa el estímulo tipo predator. Como éste aparece en el lado derecho del campo visual, el campo de repulsión de la sección *predator\_hor* y *mhm* de la ventana *Fields* muestra

una gaussiana desplazada del centro hacia la derecha. La sección *wta* de la ventana *Fields* muestra que el punto más alto de *mhm* está del lado derecho del campo visual por lo que la huída se hará hacia la izquierda, es decir, en el sentido contrario de donde apareció el estímulo tipo predador.

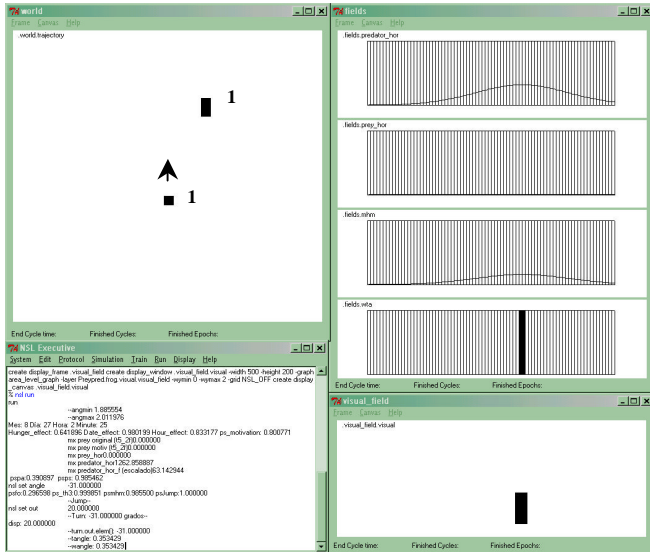


Figura 21. Presencia de un predador al inicio de la ejecución

### 5.5 Presencia de presa y predador con motivación normal

Este experimento ejemplifica una situación en la que se presenta un estímulo tipo presa y un estímulo tipo predador en el campo visual de la rana. Dada la lejanía del predador, y con una motivación propicia, el agente se aproxima para capturar a la presa. En el segundo ciclo de ejecución, cuando el estímulo tipo predador se acerca a la rana, el comportamiento de captura se interrumpe y se efectúa una huida durante los siguientes ciclos de ejecución.

En la 22 se muestran las ventanas después del primer ciclo de ejecución. En la ventana *World* aparece el estímulo de tipo presa cerca del centro y el de tipo predador arriba y a la derecha. La lejanía del predador con respecto a la rana hace que tenga mayor intensidad el campo de atracción *prey\_hor* que el de repulsión *predator\_hor*, por lo que el segundo movimiento es de aproximación hacia la presa, como se muestra en la figura 23. Cuando la rana y el predador avanzan a la posición 2 de sus respectivas trayectorias, la distancia entre ambos hace que el campo de repulsión *predator\_hor* sea mucho mayor que al inicio de la simulación.

Finalmente en la figura 24 aparecen las posiciones después de tres ciclos de ejecución. Sabiendo la ubicación del estímulo más importante (esquema *WTA*) y que corresponde a un predador (esquema *Xform*), el comportamiento de captura es sustituido por el de evasión, como lo muestra el movimiento hacia el punto 3.

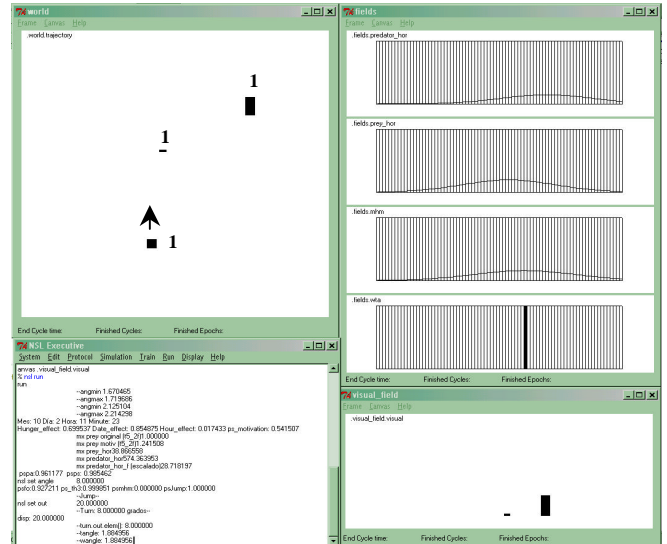


Figura 22. Inicio de la ejecución con motivación normal y con presencia de presa y predador

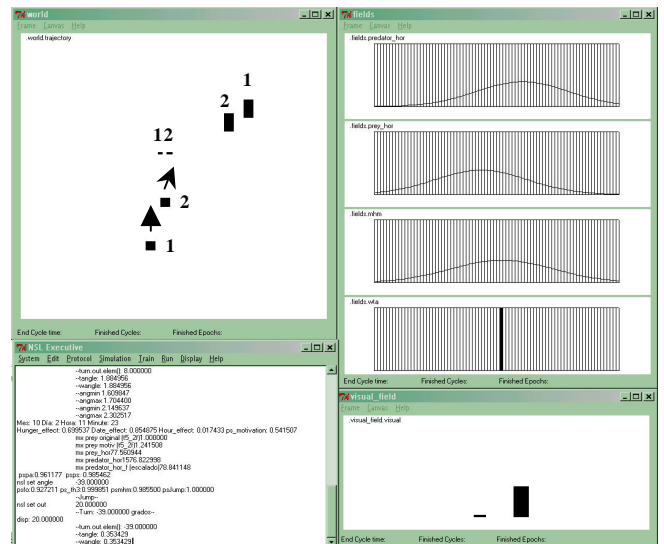


Figura 23. Vista del experimento con presa, predador y motivación normal después de dos ciclos de ejecución

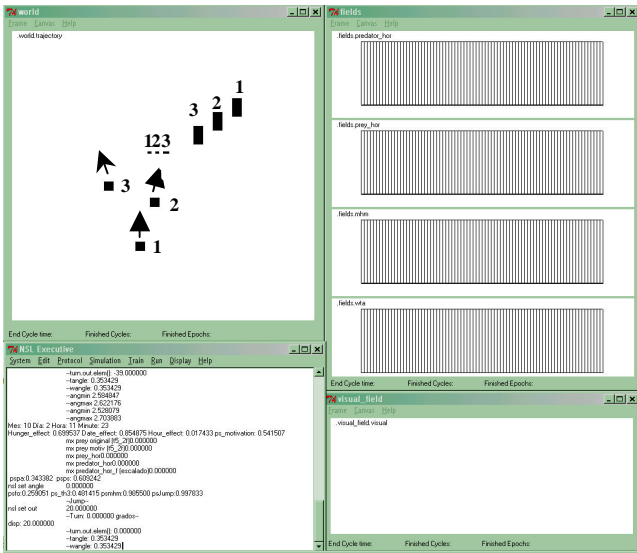


Figura 24. Vista final del experimento con presa y predador v motivación normal

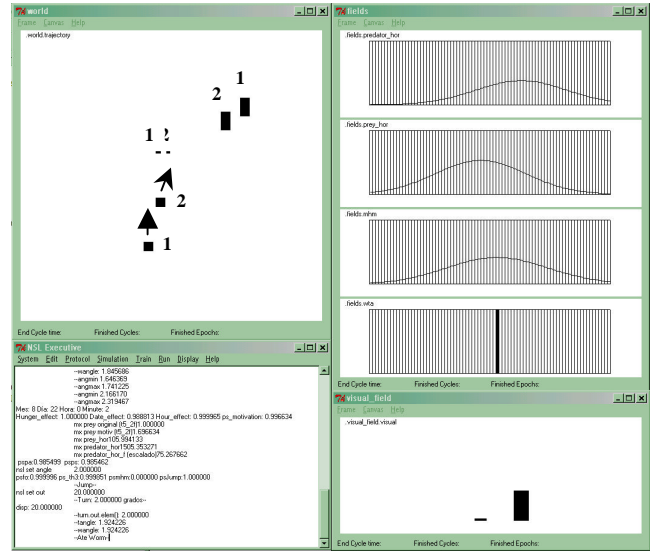


Figura 25. Vista del experimento con presa, predador y motivación muy alta después de dos ciclos de ejecución.

### 5.6 Presencia de presa y predador con motivación muy alta

Para hacer más claro el efecto de la motivación, se eligieron las mismas posiciones iniciales de la rana y los estímulos del ejemplo anterior. Igual que en el otro experimento, la rana primero elige el ataque a la presa dadas las posiciones iniciales. Cuando la rana avanza hacia la presa se incrementa el estímulo tipo predador que, en este caso, no provocará una huida antes de que el agente haya capturado la presa.

Después del primer ciclo de ejecución la situación es exactamente igual a la presentada en la figura 22. Como se observa en la figura 25, a pesar de la cercanía del estímulo tipo predador, y dadas las condiciones extremas de motivación, el estímulo tipo presa es ahora el que domina la atención de la rana. En la gráfica *wta* de la venta *Fields* puede observarse como, en este caso particular, la posición a considerar corresponde a la ubicación de la presa, por lo que, aún con la presencia del predador, la rana irá en busca la presa.

Finalmente, en la figura 26 aparece la simulación del experimento después de cuatro ciclos ejecución. En la posición 3 la rana captura la presa y, al desaparecer el estímulo tipo presa, el único estímulo a considerar corresponde al del predador, por lo que en el siguiente movimiento, la rana asume un comportamiento de huida.

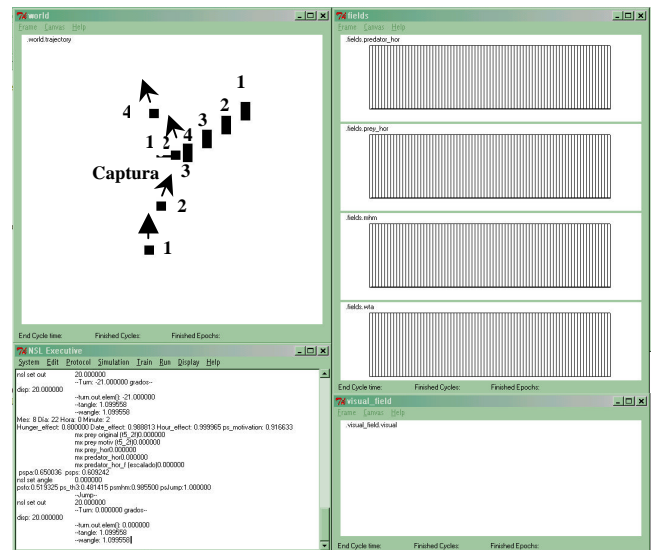


Figura 26. Vista final del experimento con presa y predador y motivación muy alta

### 5.7 Resultados

Mediante los experimentos mostrados anteriormente se pudo comprobar lo siguiente:

- El control del movimiento del agente a partir de la información visual obtenida de los estímulos fue lo suficientemente exacto como para lograr la captura de una presa y/o la huida de un predador bajo las condiciones dadas.
- Los comportamientos, dadas las condiciones externas (fecha y hora) e internas del agente



(nivel inicial de hambre), denotan una influencia adecuada de la motivación.

- El comportamiento del agente puede ser inhibido totalmente debido a ciertas condiciones externas (fecha y hora en el ambiente) o al estado interno de alguna variable (nivel de hambre).
- Los elementos que influyen en la motivación del agente cambian dinámicamente, por lo tanto, el comportamiento del agente varía todo el tiempo.
- El estado de hambre del agente disminuye cuando sucede una captura, y este puede llegar a disminuir hasta que la motivación para realizar otra captura se pierda totalmente.
- La motivación es fundamental en la conformación del campo de atracción de la presa y, finalmente, en la selección de acción entre la captura de una presa y la huida de un predador.

## 6. Discusión

Este trabajo muestra como los científicos de distintas disciplinas pueden trabajar conjuntamente usando métodos y herramientas propicias para la abstracción, representación e implementación del conocimiento. El trabajo aquí presentado modela y simula sistemas robóticos inspirados en redes neuronales biológicas. En particular se estudiaron y simularon los posibles mecanismos neuronales que sustentan la coordinación visuomotora de los anuros en los comportamientos de captura de presa y evasión de predadores.

Se hizo especial énfasis en el efecto que los factores externos del ambiente (temporada y fecha) e internos del agente (estado de hambre) tienen sobre su comportamiento. La información visual que recibe un anuro no es suficiente para determinar su conducta, sino que es necesario tomar en cuenta los factores que conforman la motivación. Esto resulta muy relevante cuando se pretenden crear sistemas robóticos que interactúen de manera más cercana con su entorno. Finalmente, esto traerá como consecuencia una mejor adaptación y una mayor autonomía

## Referencias

1. **Arbib, M. A. (1991).** *Neural Mechanisms of Visuomotor Coordination: The Evolution of*

*Rana computatrix.* En: Visual Structures and Integrated Functions. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.

2. **Arbib, M. A., Cobas, A. (1991).** *Prey-catching and predator avoidance 1: Maps and Schemas.* En: Visual Structures and Integrated Functions. Springer – Verlag, Berlin Heidelberg.

3. **Arbib, M. A. (1995).** *Schema Theory.* En: The handbook of brain theory and neural networks (ed. Arbib, M. A.). Cambridge, Mass. The MIT Press.

4. **Arkin, R. C., Ali, K., Weitzenfeld, A., Cervantes-Pérez, F. (1999).** *Behavioral models of the praying mantis as a basis for robotic behavior.* Robotics and Autonomous Systems, 32. Pp. 39-60.

5. **Beer, R. D. (1990),** *Intelligence as Adaptive Behavior: An Experimento in Computacional Neuroethology,* San Diego, Academic Press.

6. **Cervantes-Pérez, F. (1985).** *Modeling and analysis of neural networks in the visuomotor system of anuran amphibian.* Ph. D. Dissertation, University of Massachusetts, Amherst, Massachusetts.

7. **Cliff, D. (1995).** *Neuroethology, Computational.* En: The handbook of brain theory and neural networks (ed. Arbib, M.A.). Cambridge, Mass. The MIT Press.

8. **Cobas, A., Arbib, M. A. (1991).** *Prey-catching and predator avoidance 2: Modeling the medullary hemifield deficit.* En: Visual Structures and Integrated Functions. Springer – Verlag, Berlin Heidelberg.

9. **Corbacho, F., Weitzenfeld, A. (2001).** *Ch. 10: Retina,* En: The Neural simulation Language NSL, System and Applications (eds. Weitzenfeld, A., Arbib, M, Alexander, A.). MIT Press (en publicación).

10. **Corbacho, F., Weitzenfeld, A. (2001).** *Ch. 17: Learning to Detour,* En: The Neural simulation Language NSL, System and Applications (eds.



Weitzenfeld, A., Arbib, M., Alexander, A.). MIT Press (en publicación).

*System and Applications*. MIT Press (en publicación).

11. **Dorman, C., Gaudino P. (1995).** *Motivation*. En: The handbook of brain theory and neural networks (ed. Arbib, M. A.). Cambridge, Mass. The MIT Press.
12. **Ewert, J. P. (1980).** *Neuroethology, an introduction to the neurophysiological fundamentals of behavior*. Berlin: Springer Verlag.
13. **Ewert, J. P. (1995).** *Commands Neurons and Command Systems*. En: The handbook of brain theory and neural networks (ed. Arbib, M. A.). Cambridge, Mass. The MIT Press.
14. **Gaillard, F., García, R. (1991).** *Properties of Retial and Retino-tecto-isthmo-tectal Units in Frogs*. En: Visual Structures and Integrated Functions. Springer – Verlag, Berlin Heidelberg.
15. **García-Ruiz, M. (1990).** *Modulación de la captura de presas en anfibios: Estímulos visuales y motivación*. Tesis de Maestría en Investigación Biomédica Básica. Universidad Nacional Autónoma de México.
16. **Russell, S. y Norving, P. (1996).** *Inteligencia Artificial. Un enfoque moderno*. Prentice Hall Hispanoamericana, S.A.
17. **Weitzenfeld, A. (1993).** *ASL: Hierarchy, Composition, Heterogeneity, and Multi-Granularity in Concurrent Object-Oriented Programming*. Proceedings of the Workshop on Neural Architectures and Distributed AI: From Schema Assemblages to Neural Networks, USC.
18. **Weitzenfeld, A., Cervantes-Pérez, F., Sigala-Alanís, R. (2001).** *NSL/ASL: Simulation of Neural based Visuomotor Systems*. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Washington, Julio 2001.
19. **Weitzenfeld, A., Arbib, M., Alexander, A. (2001).** *The Neural Simulation Language NSL*,