

# Representación del Conocimiento

## Agencia

Dr. Alejandro Guerra-Hernández

**Instituto de Investigaciones en Inteligencia Artificial**  
Universidad Veracruzana

*Campus Sur, Calle Paseo Lote II, Sección Segunda No 112,  
Nuevo Xalapa, Xalapa, Ver., México 91097*

`mailto:aguerra@uv.mx`  
`https://www.uv.mx/personal/aguerra/rc`

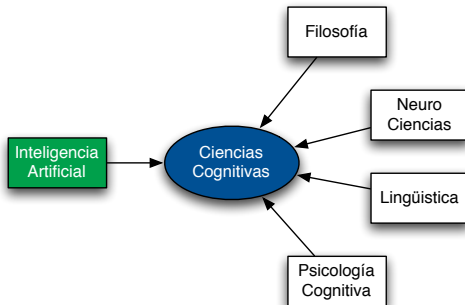
Maestría en Inteligencia Artificial 2025



Universidad Veracruzana

# La IA como una Ciencia Cognitiva

- ▶ La Inteligencia Artificial (IA) tiene como objetivo el estudio de las **entidades inteligentes**.



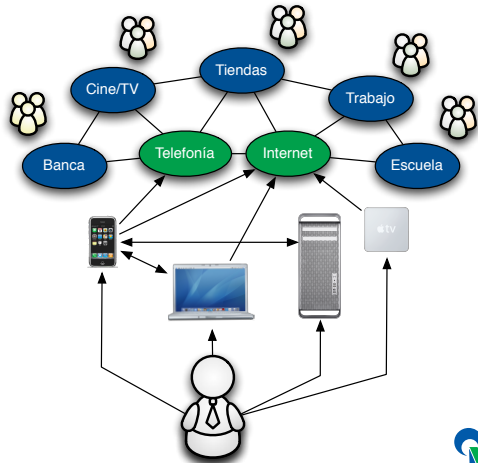
- ▶ *Modus operandi*: La construcción de **agentes racionales** [7].



Universidad Veracruzana

# La IA como Ingeniería

- Ubicuidad
- Interconexión
- Inteligencia
- Delegación
- Homocentrismo



Universidad Veracruzana

# Agencia e Inteligencia Artificial

## ► Definición consensual de agente:

« Un agente es un **sistema computacional** capaz de **actuar** de manera **autónoma** para satisfacer sus **objetivos y metas**, mientras se encuentra **situado persistentemente** en su **medio ambiente**. »

Wooldridge [8]

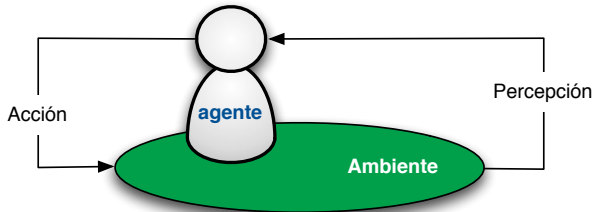


Universidad Veracruzana



# Abstracción de un agente

- ▶ Se centra en la **interacción** entre el agente y su ambiente.



Universidad Veracruzana

# Ventajas de esta definición

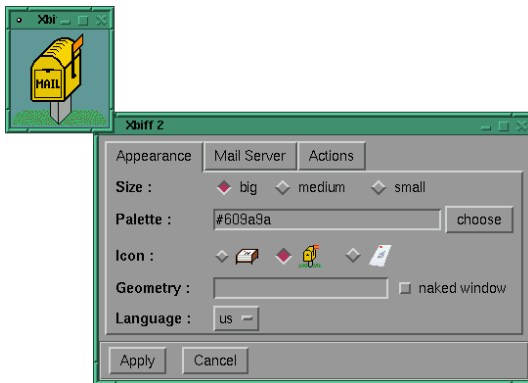
- ▶ Considera las facultades cognitivas de los agentes al servicio de encontrar **cómo hacer lo correcto**.
- ▶ Considera **diferentes tipos de agente**.
- ▶ Considera **diferentes especificaciones sobre los sub-sistemas** que componen los agentes.



Universidad Veracruzana

# Ejemplo de agente: xbiff

- Propósito: Avisarme si tengo correo nuevo.



Universidad Veracruzana

# A la Spike Lee: Do the right thing

- ▶ Un agente es **racional** si hace lo correcto.
- ▶ Para toda posible secuencia de percepciones, un agente racional debería seleccionar una acción que se espera **maximice** la evaluación de su desempeño.
- ▶ Esto casi reduce el problema de la racionalidad a definir **cómo evaluar** el *éxito* del agente.
- ▶ Por supuesto, la idea no es de la película de Spike Lee, sino del libro de Russell y Norvig [7], Sección 2.2, pág. 57.



Universidad Veracruzana

# Medida de desempeño

- ▶ Es el criterio usado para determinar el **éxito** de un agente.
- ▶ Debe expresar **qué** es lo que el agente debe hacer; no el **cómo** debe hacerlo.
- ▶ Es preferible que la medida sea **objetiva**, impuesta por alguna forma de **autoridad**.
- ▶ Bajo ninguna circunstancia, el agente puede **manipular** tal estándar.
- ▶ Sujetas al problema del **rey Midas**.



Universidad Veracruzana

# Ejemplo de medida de desempeño

- La medida de desempeño para xbiff podría ser:

$$md(R) = \frac{notificaciones(R)}{mensajesRecibidos(R)} \quad (1)$$



Universidad Veracruzana

# Factores de racionalidad

- ▶ La **medida de desempeño**.
- ▶ La **secuencia de percepciones** del agente.
- ▶ El **conocimiento** del agente.
- ▶ Las **acciones** del agente.



Universidad Veracruzana

# Problema

- ▶ Independientemente de la implementación usada para construir a xbiff, **no resulta natural** identificar a los daemons de UNIX como agentes; y menos aún como agentes inteligentes.
- ▶ Otro infame ejemplo: el apagador de luz.



Universidad Veracruzana



# Comportamiento autónomo y flexible

- ▶ **Reactividad.** Capacidad de percibir el medio ambiente y responder a tiempo a los cambios en él, a través de acciones.
- ▶ **Iniciativa.** Capacidad de exhibir un comportamiento orientado por sus metas, tomando la iniciativa para satisfacer sus objetivos de diseño (*pro-activeness*).
- ▶ **Sociabilidad.** Capacidad de interactuar con otros agentes, posiblemente tan complejos como los seres humanos, con miras a la satisfacción de sus objetivos.



Universidad Veracruzana

# Metas y autonomía

- ▶ Ser autónomo no depende sólo de la habilidad para focalizar en una meta, ni de la capacidad de formularse nuevas metas, sino de tener el tipo adecuado de ellas, e.g., **homeostáticas**.
- ▶ Los agentes artificiales son usualmente diseñados para llevar a cabo tareas por nosotros, de forma que debemos **comunicarles** qué es lo que esperamos que hagan.
- ▶ Las **metas** y las **funciones de utilidad** son dos maneras de indicarle a un agente lo que hacer, sin decirle cómo hacerlo.



Universidad Veracruzana

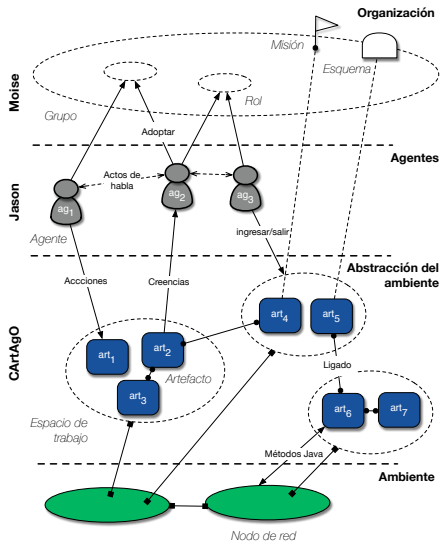
# ¿Real o virtual?

- ▶ Por **ambiente**, entendemos el espacio donde un agente, o un grupo de ellos, se encuentra situado.
- ▶ Brooks [2] argumenta que el medio ambiente por excelencia es el **mundo real**, y en su propuesta todo agente toma una forma **robótica**.
- ▶ Etzioni [4] considera que no es necesario que los agentes tengan implementaciones robóticas porque los ambientes **virtuales**, como los sistemas operativos y el web, son igualmente válidos que el mundo real.



Universidad Veracruzana

# Tercer vía: MAOP (Boissier et al. [1])



# Descripción PEAS

- Russell y Norvig [7] proponen una especificación informal de agentes, conocida como **PEAS** por sus siglas en inglés (*Performance, Environment, Actuators, Sensors*).

Agente	Desempeño	Ambiente	Actuadores	Sensores
taxi	seguridad, velocidad legal, comodidad ganancias	caminos, tráfico peatones, clientes	volante, acelerador freno, direccional claxón, pantalla	cámaras, sonar velocímetro, GPS acelerómetro, teclado



# Percepción

**Observable.** Los sensores pueden percibir el estado **completo** del ambiente. **Ej.** Los juegos formales: ajedrez, damas, backgammon, etc.

**Eficazmente observable.** Los aspectos **relevantes** del ambiente pueden ser percibidos. La relevancia depende de la función de desempeño.

**Parcialmente observable.** Lo anterior no es posible. **Ej.** Algunos juegos de cartas como el poker, la calle donde manejamos.

**Inobservable.** No hay sensores para contender con su entorno de trabajo.



Universidad Veracruzana

# Número de Agentes e interacciones

**Monoagente.** Un agente resuelve la tarea en el entorno de trabajo, o lo hacen varios **sin interactuar**.

**Multiagente.** El caso contrario al anterior.

**Competitivo.** Un SMA con **interacciones negativas**. Ej. Los juegos con contrincante, el estacionamiento.

**Colaborativos.** Un SMA con **interacciones positivas**. Ej. El aprendizaje social.



Universidad Veracruzana

# Actuación

**Determinista.** El próximo estado depende exclusivamente del **estado actual** y de la **acción** que se ejecute. **Ej.** Los juegos formales.

**No determinista.** En cualquier otro caso.

**Estocástico.** Si el modelo del ambiente no determinista contiene explícitamente con **probabilidades**. **Ej.** Hay un 5 % de probabilidad de que hoy llueva.

**Incierto.** Se dice de los ambientes no deterministas, estocásticos o parcialmente observables.

**Estratégico.** El entorno solo depende de lo que haga el **contrincante**.



Universidad Veracruzana



# Desempeño

**Episódico.** El desempeño del agente y/o sus acciones, se evalúan en **rondas**. Sistemas **markovianos**: La ronda siguiente no depende de las rondas previas.

**Secuencial.** El caso contrario.



Universidad Veracruzana

# Cambio

**Dinámico.** El ambiente puede **cambiar mientras** el agente se encuentra deliberando.

**Estático.** El caso contrario.

**Semi-dinámico.** El ambiente no cambia, pero las acciones tienen **peor desempeño** conforme pasa el tiempo. **Ej.** Perforación petrolera.



Universidad Veracruzana

# Representación

**Discreto.** Se considera un **número limitado de posibles estados**, distintos y claramente definidos.

**Continuo.** El caso contrario.



Universidad Veracruzana

# Conocimiento

**Conocido.** El agente conoce su ambiente. **Ej.** Las probabilidades del resultado de todas las acciones en un ambiente estocástico.

**Desconocido.** El caso contrario. Requiere **aprendizaje**.

- **Nota.** Observable no es igual a conocido. **Ej.** El solitario es conocido, pero parcialmente observable. La escena de un nuevo vídeo juego es observable, pero el ambiente es desconocido.



Universidad Veracruzana

## Ejemplos de ambientes

Ambiente	Observ.	Determ.	Episódico	Estático	Discreto	SMA
Crucigrama	si	si	no	si	si	mono
Ajedrez con reloj	si	estratégico	no	semi	si	multi
Backgammon	si	estocástico	no	si	si	multi
Poker	parcial	estocástico	no	si	si	multi
Tutor inglés	parcial	estocástico	no	no	si	multi
Brazo robótico	efectivo	estocástico	si	no	no	mono
Control refinería	parcial	estocástico	no	no	no	mono
Robot navegador	parcial	estocástico	no	no	no	mono
Análisis imágenes	si	si	si	semi	no	mono
Manejo de autos	parcial	estocástico	no	no	no	multi
Diagnóstico	parcial	estocástico	no	no	no	mono



# Arquitectura abstracta de Wooldridge [8]

- ▶ El **ambiente** puede caracterizarse por medio de un conjunto finito de estados discretos posibles, definido como:

$$E = \{e, e', \dots\}$$

- ▶ La **competencia** de un agente, se define como el conjunto finito de acciones que éste puede ejecutar:

$$Ac = \{\alpha, \alpha', \dots\}$$

- ▶ Una **corrida** de un agente en un ambiente se define como una secuencia finita de estados y acciones intercalados:

$$r = e_0 \xrightarrow{\alpha_0} e_1 \xrightarrow{\alpha_1} e_2 \xrightarrow{\alpha_2} e_3 \xrightarrow{\alpha_3} \dots \xrightarrow{\alpha_{u-1}} e_u$$



Universidad Veracruzana

# Corridas

- ▶ Sea  $R$  el conjunto de todas las posibles secuencias finitas sobre  $E$  y  $A_c$ .
- ▶ Definimos  $R^{A_c}$  como el subconjunto de las corridas que terminan en una acción
- ▶ y  $R^E$  como el subconjunto de las corridas que terminan en un estado del ambiente.
- ▶ Para modelar el efecto de una acción en el ambiente, usamos una función de transición à la Fagin et al. [5]:

$$\tau : R^{A_c} \rightarrow \wp(E)$$

- ▶ Si  $\tau(r) = \emptyset$  para todo  $r \in R^{A_c}$ , se dice que el sistema ha terminado su corrida.



Universidad Veracruzana

# Ambiente y Agentes

- ▶ Un **ambiente** se define como una tripleta  $Env = \langle E, e_0, \tau \rangle$  donde  $E$  es el conjunto de los posibles estados del ambiente,  $e_0 \in E$  es un estado inicial y  $\tau$  es la función de transición de estados.
- ▶ Los **agentes** se modelan como funciones que mapean corridas que terminan en un estado del ambiente, a acciones:

$$Ag : R^E \rightarrow Ac$$



Universidad Veracruzana



# Sistema Agente

- ▶ Un **sistema agente** es una tupla conformada por un agente y un ambiente.
- ▶ El conjunto de **posibles corridas** del agente  $Ag$  en el ambiente  $Env$  se denota como  $R(Ag, Env)$
- ▶ Una secuencia de la forma:  $(e_0, \alpha_0, e_1, \alpha_1, e_2, \dots)$  representa una **corrida del agente**  $Ag$  en el ambiente  $Env$  ssi  $Env = \langle E, e_0, \tau \rangle$ ;  $\alpha_0 = Ag(e_0)$ ; y para  $i > 0$ :

$$e_i \in \tau((e_0, \alpha_0, \dots, \alpha_{i-1}))$$

y

$$\alpha_i = Ag((e_0, \alpha_0, \dots, e_i))$$



Universidad Veracruzana

# Programa de agente (mapeo ideal)

```
1: function AGENTEIDEAL( $Per$ )  
2:    $R^E \leftarrow push(Per, R^{Ac})$   
3:    $acción \leftarrow Ag(R^E)$   
4:    $R^{Ac} \leftarrow push(acción, R^E)$   
5:   return  $R^{Ac}$   
6: end function
```

- ▷  $Per \in E$  es una percepción.
- ▷  $R^E, R^{Ac} = \emptyset$  inicialmente.
- ▷  $Ag : R^E \rightarrow Ac$  es la función ideal.



# Programa de ambiente

```

1: procedure AMBIENTE( $e, \tau, Ags, fin$ )
2:   repeat
3:     for all  $Ag \in Ags$  do
4:        $acción(Ag) \leftarrow agenteIdeal(percibir(Ag, e))$ 
5:     end for
6:      $e \leftarrow \tau(\bigcup_{Ag \in Ags} acción(Ag))$ 
7:   until  $fin(e)$ 
8: end procedure

```

$\triangleright e \in E$  estado inicial.  
 $\triangleright \tau$  función de transición del ambiente.  
 $\triangleright fin$  es un predicado de fin de corrida.



Universidad Veracruzana

# Percepción y acción

- ▶ Sea  $Per$  un conjunto no vacío de percepciones, la función **percibir/2** se define como:

$$percibir : E \rightarrow Per$$

- ▶ La función **actuar/2** se define entonces como:

$$actuar : Per \rightarrow Ac$$

- ▶ Un **agente** puede definirse ahora como la tupla:

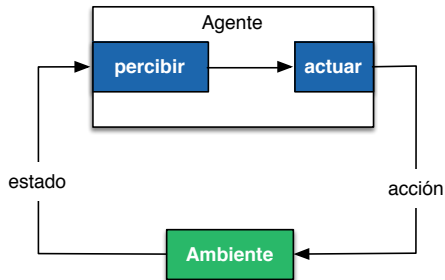
$$Ag = \langle percibir, actuar \rangle$$



Universidad Veracruzana

# Nouvelle IA: Agentes reactivos

- Los **agentes reactivos**, o reflex, seleccionan sus acciones basados en su percepción actual del ambiente, ignorando el resto de su historia perceptual.



# Ejemplo: Xbiff

- Los estados posibles del ambiente, las acciones y la función de selección de acción para xbiff:

$$percibir \leftarrow check() \in \{true, false\}$$

$$actuar = \begin{cases} set() & \text{Si } percibir = true \\ unset & \text{En cualquier otro caso} \end{cases}$$



# Reglas para Xbiff

1. If *percibir* = *true* then *set()*
2. If *true* then *unset()*.



Universidad Veracruzana

# Programa de agente reactivo

```
1: function AGENTE-REACTIVO(e)  
2:   estado  $\leftarrow$  percibir(e)  
3:   regla  $\leftarrow$  selecciónAcción(estado, reglas)      ▷ reglas condición-acción.  
4:   acción  $\leftarrow$  cons(regla)                        ▷ cons, el consecuente de la regla.  
5:   return acción  
6: end function
```





# Limitaciones de los agentes reactivos

- ▶ Existen otras maneras de implementar agentes reactivos. Ej. La arquitectura subsumida de Brooks [3] o las redes de comportamiento de Maes [6].
- ▶ Todas comparten una **limitación formal**: Producen un comportamiento racional, sólo si la decisión correcta puede obtenerse a partir de la **percepción actual** del agente.
- ▶ Esto es, su comportamiento es correcto si, y sólo si, el ambiente es **observable** o **efectivamente observable**.



# Enfoque IA tradicional

- ▶ El comportamiento racional puede obtenerse a partir de una **representación simbólica** del ambiente y el comportamiento deseado.
- ▶ El agente manipulará **sintácticamente** esta representación para actuar.
- ▶ Llevada al extremo, esta aproximación nos lleva a formular el estado de un agente como un conjunto **fórmulas lógicas** y la selección de acción como **demostración de teoremas** o **deducción lógica**.



# Agentes e inferencia

- ▶ Sea  $L$  el conjunto de fórmulas bien formadas en la lógica de primer orden clásica.
- ▶ El conjunto de bases de conocimiento en  $L$  se define como  $D = \wp(L)$ , es decir, el conjunto de conjuntos de fbf en  $L$ . Los elementos de  $D$  se denotan  $\Delta, \Delta_1, \dots$ .
- ▶ El estado interno del agente es siempre un miembro de  $D$ . El proceso de decisión del agente especifica mediante un conjunto de reglas de inferencia  $\rho$ .
- ▶ Escribimos  $\Delta \vdash_{\rho} \psi$  si la fbf  $\psi$  puede ser validada en  $\Delta$ .
- ▶ Definimos la función siguiente/2 del agente como:

$$\text{siguiente} : D \times Per \rightarrow D$$



Universidad Veracruzana

# Programa de agente lógico (inferencia)

```
1: function SELECCIÓN-ACCIÓN( $\Delta : D, Ac$ )
2:   for all  $a \in Ac$  do
3:     if  $\Delta \vdash_{\rho} actuar(a)$  then
4:       return  $a$ 
5:     end if
6:   end for
7:   for all  $a \in Ac$  do
8:     if  $\Delta \not\vdash_{\rho} \neg actuar(a)$  then
9:       return  $a$ 
10:    end if
11:  end for
12:  return null
13: end function
```

- ▷  $\Delta$  base de conocimiento.
- ▷  $Ac$  acciones.
- ▷  $\rho$  reglas de inferencia.



# Metas

- ▶ Las **metas** describen situaciones deseables para un agente, y se definen como cuerpos de conocimiento.
- ▶ Relacionadas con el concepto de **espacio de estados de un problema** compuesto por un estado inicial del ambiente,  $e_0 \in E$ ; por un conjunto de operadores o acciones que el agente puede ejecutar para cambiar de estado; y un espacio de estados deseables.
- ▶ Implícita en la arquitectura del agente, está su **intención** de ejecutar las acciones que el **cree** le garantizan satisfacer cualquiera de sus metas.
- ▶ Esto se conoce en filosofía como **silogismo práctico**.



Universidad Veracruzana

# Las metas de un agente

- Especificación basada en **predicados**:

$$\Psi : R \rightarrow \{0, 1\}$$

- Una corrida  $r \in R$  satisface la especificación ssi  $\Psi(r) = 1$ .
- Un **ambiente de tareas** se define entonces como el par  $\langle Env, \Psi \rangle$ .
- Dado un ambiente de tareas, la siguiente expresión:

$$R_{\Psi}(Ag, Env) = \{r | r \in R(Ag, Env) \wedge \Psi(r)\}$$

denota el conjunto de todas las corridas del agente  $Ag$  en el ambiente  $Env$  que satisfacen la tarea especificada por  $\Psi$ .



Universidad Veracruzana

# Metas y éxito

- ▶ Podemos expresar que un agente  $Ag$  tiene **éxito** en el ambiente de tareas  $\langle Env, \Psi \rangle$  de dos maneras diferentes:
  - ▶  $\forall r \in R(Ag, Env)$  tenemos que  $\Psi(r)$ , lo que puede verse como una especificación **pesimista** de éxito, puesto que el agente tiene éxito únicamente si todas sus corridas satisfacen  $\Psi$ ;
  - ▶  $\exists r \in R(Ag, Env)$  tal que  $\Psi(r)$ , lo cual es una versión **optimista** de la definición de éxito, puesto que especifica que el agente tiene éxito si al menos una de sus corridas satisface  $\Psi$ .



Universidad Veracruzana

# Referencias I

- [1] O Boissier et al. *Multi-Agent Oriented Programming: Programming Multi-Agent Systems using JaCaMo*. Intelligent Robotics and Autonomous Agents. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2020.
- [2] RA Brooks. *Cambrian Intelligence: the Early History of the New AI*. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 1999.
- [3] R Brooks. "A Robust Layered Control System for a Mobile Robot". En: *IEEE Journal of Robotics and Automation* 2.1 (1986), págs. 14-23.
- [4] O Etzioni. "Intelligence without Robots". En: *AI Magazine* 14.4 (1993).
- [5] R Fagin et al. *Reasoning about Knowledge*. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 1995.
- [6] P Maes. "A Spreading Activation Network for Action Selection". En: *Intelligent Autonomous Systems 2*. Amsterdam, the Netherlands: IOS Press, 1989, págs. 875-885.
- [7] S Russell y P Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Fourth, global. New York, NY, USA: Pearson, 2022.
- [8] M Wooldridge. *An Introduction to MultiAgent Systems*. 2nd. West Sussex, England: John Wiley & Sons, LTD, 2009.