Introducción a la Programación Lógica Inductiva

ILP = Inductive Logic Programming

= machine learning ∩ logic programming

= aprender con lógica

Introduced by Muggleton in 1992 Traducida (y extendida) por Jacinto Dávila en 2012

Aprendizaje (Computacional)

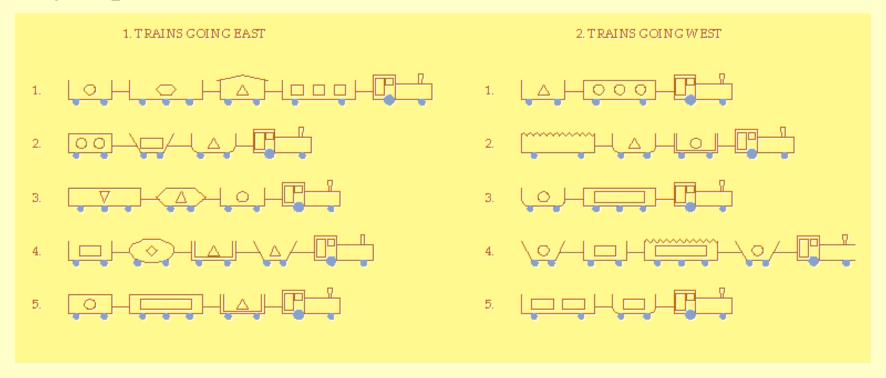
- El proceso por el cual ocurren cambios relativamente permanentes en el potencial conductual como resultado de la experiencia. (Anderson)
- Aprender es construir o modificar representaciones de lo que está siendo experimentado (Michalski)
- Se dice que un programa aprende de la experiencia E con respecto a alguna clase T de tareas y con una medida de rendimiento P, si su rendimiento en las tareas en T, medido con P, mejora con su experiencia E. (Mitchell)

Técnicas de A. C.

- Aprendizaje de árboles de decisión
- Conceptual clustering
- Case-based learning
- Reinforcement learning
- Neural networks
- Genetic algorithms
- and... *Inductive Logic Programming*

Por qué ILP? - data con estructura

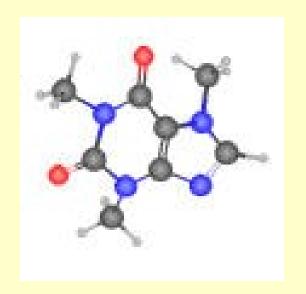
Ejemplo seminal de los trenes este-oeste (Michalski)

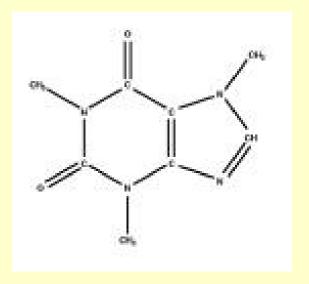


¿Qué hace que un tren vaya hacia el este?

¿Por qué ILP ? - data con estructura

Mutagenicity of chemical molecules (King, Srinivasan, Muggleton, Sternberg, 1994)





¿Qué hace de una molécula mutagénica?

¿Por qué ILP ? – relaciones múltiples

Propiedad relacionada con datos estructurados

has_car		car_p	car_properties					
Train	Car	Car	Length	Shape	Axes	Roof	•••	
t1	c11	c11	short	rectangle	2	none	•••	
t1	c12	c12	long	rectangle	3	none	•••	
t1	c13	c13	short	rectangle	2	peaked	•••	
t1	c14	c14	long	rectangle	2	none	•••	
t2	c21	c21	short	rectangle	2	flat	•••	
•••	•••	•••	•••	•••	•••	•••	•••	

¿Por qué ILP ? – relaciones múltiples

Ejemplo de la genealogía:

- Dadas unas relaciones conocidas...
 - papa(Viejo, Joven) and mama(viejo, Joven)
 - masculino(Alguno) and femenina(Alguna)
- …aprende nuevas relaciones (sexistas):
 - padre(X,Y) :- papa(X,Y).
 - padre(X,Y) :- madre(X,Y).
 - hermano(X,Y) : -

masculino(X), padre(Z, X), padre(Z, Y).

Muchas técnicas de AC no pueden con más de una relación a la vez, e.g. árboles de decisión, redes neuronales

¿Por qué ILP ? — bases lógicas

- Prolog = Programming with Logic puede representar:
 - Background knowledge (de un dominio): hechos
 - Ejemplos (de la relación a ser aprendida): hechos
 - Teorías (resultados del aprendizaje): **reglas**
- Soporta 3 formas de razonamiento lógico
 - Deducción
 - Inducción
 - Abducción

Prolog - recordatorio

- Variables: X, Y, Something, Somebody
- Términos: arthur, 1, [1,2,3]
- Predicados: papá/2, female/1
- Hechos:
 - papa(christopher, victoria).
 - femenina(victoria).
- Reglas:
 - padre(X,Y) :- papa(X,Y).

Razonamiento lógico: deducción

De las reglas a los hechos...

 $B \cup T \vdash E$

mamá(penelope, victoria).
mamá(penelope, arthur).
papá(christopher, victoria).
papá(christopher, arthur).

padre(penelope, victoria).padre(penelope, arthur).padre(christopher, victoria).padre(christopher, arthur).

padre(X,Y) :- papá(X,Y).padre(X,Y) :- mamá(X,Y).

Razonamiento lógico: → inducción

De los hechos a las reglas... +/-

 \mathbf{B} \cup \mathbf{E} \mid - \mathbf{T}

mother(penelope, victoria). mother(penelope, arthur). papá(christopher, victoria). papá(christopher, arthur). padre(penelope, victoria).padre(penelope, arthur).padre(christopher, victoria).padre(christopher, arthur).

```
padre(X,Y) := papá(X,Y).
padre(X,Y) := mother(X,Y).
```

Inducción de un clasificador o Aprendizaje de Conceptos

La tarea más estudiada en A.C.

Dado:

- background knowledge B
- Un conjunto de ejemplos de entrenamiento E
- Una clasificación $c \in \mathbb{C}$ para cada ejemplo e

Encuentra: Una teoría **T** (o *hipótesis*) tal que $B \cup T \mid -c(e)$, para todo $e \in E$

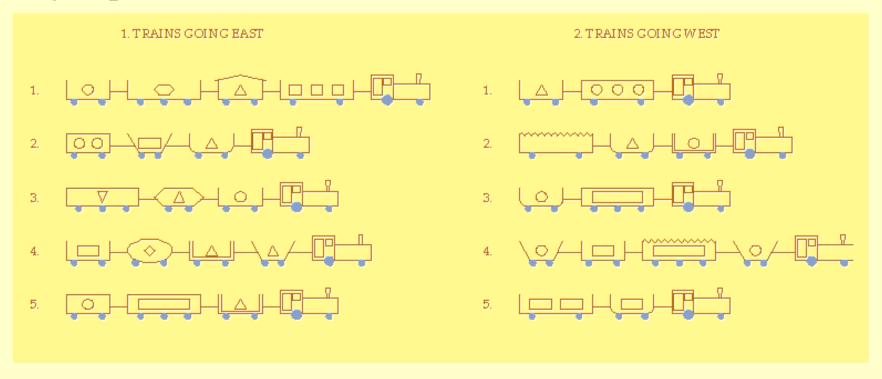
Inducción de un clasificador: un ejemplo

El Ejemplo de los trenes hacia el Este

- **B**: las relaciones has_car y car_properties (length, roof, shape, etc.) e.g.: has_car(t1,c11), shape(c11,bucket)
- E: Los trenes del t1 al t10 (con sus descrip)
- C: east, west

¿Por qué ILP ? - data con estructura

Ejemplo seminal de los trenes este-oeste (Michalski)



¿Qué hace que un tren vaya hacia el este?

Inducción de un clasificador: un ejemplo

El Ejemplo de los trenes hacia el Este

```
    B: las relaciones has_car y car_properties
(length, roof, shape, etc.)
    e.g.: has_car(t1,c11), shape(c11,bucket)
```

- E: Los trenes del t1 al t10 (con sus descrip)
- C: east, west
- Posible T:
 east(T) : has_car(T,C), length(C,short), roof(C,_).

Inducción de un clasificador: un ejemplo

c22

c10

El ejemplo de la mutagénesis

```
• B: las relaciones atom y bond eg.: atom(mol23, atom1, c, 195). bond(mol23, atom1, atom3, 7).
```

- E: 230 moléculas con clasificación conocida
- **C**: active y nonactive con respecto a mutagénesis
- Posible **T**:

```
active(Mol) :-
    atom(Mol, A, c, 22), atom(Mol, B, c, 10),
    bond(Mol, A, B, 1).
```

Aprender es buscar

Dada:

- Background knowledge B
- Un lenguaje para describir una teoría T
- Ejemplos positivos P (clase +)
- Ejemplos negativos N (clase -)
- Una relación de cobertura covers(B,T,e)

Encuentra: Una teoría que cubra:

- Todos los ejemplos positivos (completitud)
- Ningún ejemplo negativo (consistencia)

Aprender es buscar

- La relación de cobertura en ILP se define: covers(B,T,e) ⇔ B ∪ T |- e
- Una teoría es un conjunto de reglas
- A cada regla se le busca por separado (eficiencia)
- Cada regla propuesta debe ser consistente (no cubrir negativos), pero no necesariamente completa
- Estrategia divide y vencerás
 - Elimine de P los ejemplos que ya cubren la reglas actuales en T

La exploración del espacio

¿Alguna estrategia?

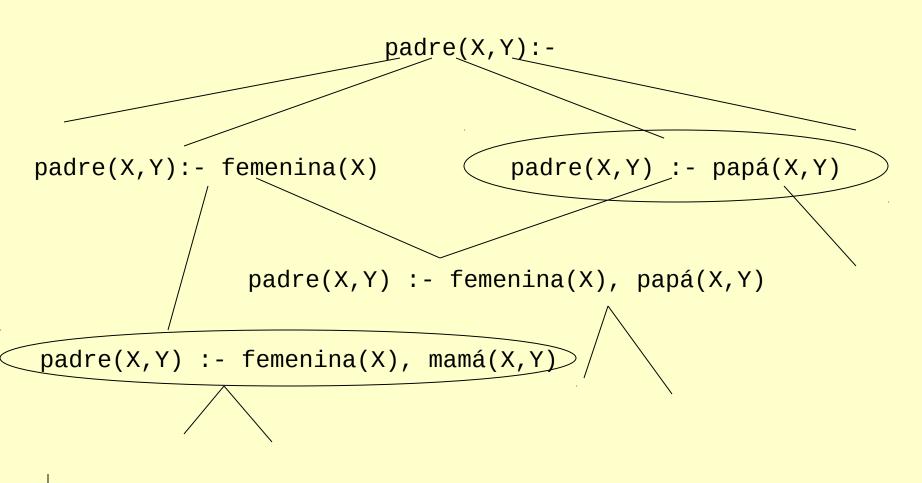
- Random walk
 - Redundancia, incompletidud en la búsqueda
- Hacerlo sistemático según algún orden:
 - Mejor control → no redundancia, completitud.
 - El ordenamiento puede ser usado para guiar la búsqueda hacia mejores reglas.

Pero.. ¿Qué clase de ordenamiento?

Ordenamiento por generalidad

- La Regla 1 es más general que la regla 2 → la regla 1 cubre más ejemplos que la regla 2
 - Si una regla es consistente (no cubre negativos) entonces cualquier especialización suya también es consistente
 - Si una regla es completa (cubre todos los positivos) entonces toda generalización suya también lo es
- Un medio de podar el espacio de búsqueda
- Dos tipos de movimientos: Especialización y generalización
- Forma común de ordenamiento en: θ -subsumption

Ordenamiento por Generalidad



especialización

Regla consistente

Sesgos de búsqueda

"El sesgo se refiere a cualquier criterio para escoger una generalización antes que otra, además de mantener la consistencia estricta con las instancias de entrenamiento observadas" (Mitchell)

- Sirve para restringir el espacio de búsqueda (eficiencia)
- Guía la búsqueda (para un dominio particular)
- Hay distintos tipos de sesgos
 - El sesgo lingüístico
 - El sesgo de búsqueda
 - El sesgo estratégico

El Sesgo Lingüístico

• Elección de predicados:

```
roof(C,flat) ? roof(C) ? flat(C) ?
```

• Tipos de predicados :

```
-east(T) : -roof(C,3)
```

Modos de los predicados :

```
_east(T) :- roof(C,flat)
east(T) :- has_car(T,C), roof(C,flat)
```

Discretización de valores numéricos

El sesgo de búsqueda

La dirección de los movimientos en el espacio de búsqueda

- De arriba hacia abajo
 - Comienzo: la regla vacía (c(X) :- .)
 - movimientos: especializaciones
- De abajo hacia arriba
 - comienzo: La cláusula al fondo (\sim c(X) :- B.)
 - movimientos: generalizaciones
- Bi-direccional

Sesgo Estratégico

Búsqueda heurística de la mejor regla

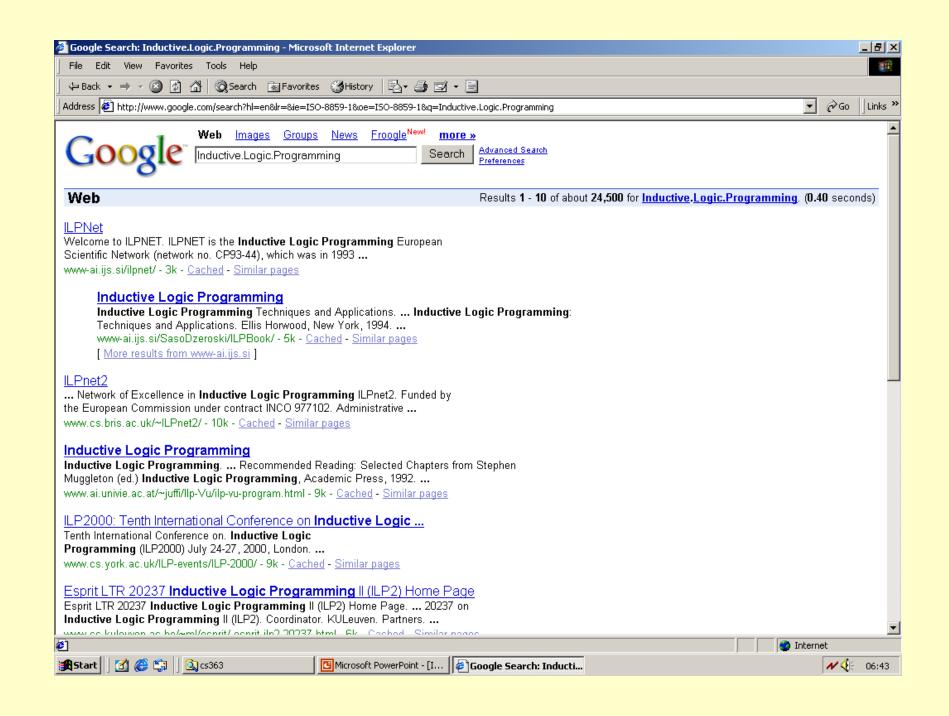
- Hill-climbing:
 - Preserva sólo una regla
 - Eficiente pero puede perder el "máximo global"
- Búsqueda "iluminada" (Beam search):
 - Preserva k reglas para saltar atrás
 - Menos agresiva
- Búsqueda primer el mejor:
 - Preserva todas las reglas
 - Es más costosa pero es completa!

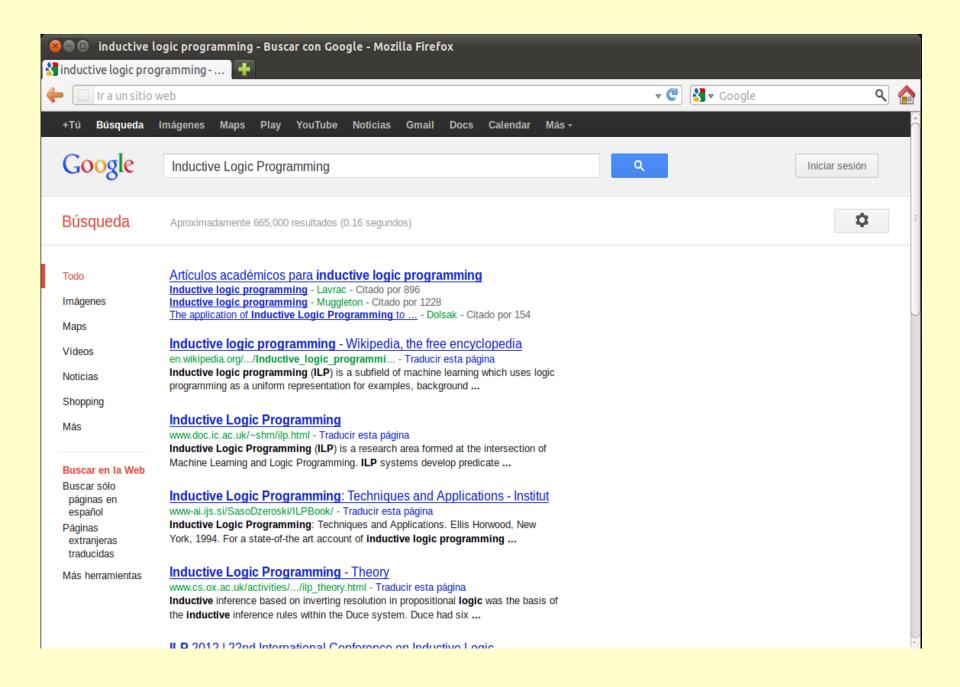
Un algoritmo ILP genérico

```
procedure ILP(Ejemplos)
Iniciar(Reglas, Ejemplos)
repeat
 R = Seleccionar(Reglas, Ejemplos)
 Rs = Refina(R, Ejemplos)
 Reglas = Reduce(Reglas+Rs, Reglas)
until CriterioDeParada(Reglas, Ejemplos)
return(Reglas)
```

Un algoritmo ILP genérico

- Iniciar(*Reglas*, *Ejemplos*): Inicializa un conjunto de teorías como puntos de arranque de la búsqueda
- Seleccionar (*Reglas*, *Ejemplos*): Selecciona la regla candidata más prometedora *R*
- Refina(*R*, *Ejemplos*): Retorna la vecindad de *R* (usando especialización o generalización)
- Reduce(*Reglas*, *Ejemplos*): Elimina teorías que no sirvan (todas salvo una en *hill-climbing*, ninguna en búsqueda primero el mejor)





ILPnet2 — www.cs.bris.ac.uk/~ILPnet2/

Network of Excellence in ILP in Europe

- 37 universities and research institutes
- Educational materials
- Publications
- Events (conferences, summer schools, ...)
- Description of ILP systems
- Applications

Sistemas ILP

- FOIL (Quinlan and Cameron-Jones 1993): top-down hill-climbing search
- Progol (Muggleton, 1995): top-down best-first search with bottom clause
- Golem (Muggleton and Feng 1992): bottom-up hill-climbing search
- LINUS (Lavrac and Dzeroski 1994): propositionalisation
- Aleph (~Progol), Tilde (relational decision trees),
- Tertius (Flach, P. and Lachiche, N, 2001 http://www.cs.bris.ac.uk/Research/MachineLearning/Tertius/
- •

Aplicaciones ILP

http://www.cs.ox.ac.uk/activities/machlearn/ilp.html

- Ciencias de la vida
 - mutagénesis, predecir en toxicología
 - Plegado y estructura de proteina
 - Genómica
- Procesamiento del lenguaje natural
 - Tiempo pasado de verbos en inglés
 - Clasificación y análisis de documentos
- Ingeniería
 - Diseño de redes de elementos finitos
- Ciencias ambientales
 - biodegradabilidad de componentes químicos

Fin

Libros sobre ILP...

- Flach, Peter. Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. CUP. 2012 En: http://www.cs.bris.ac.uk/~flach/mlbook/
- De Raedt, Luc. Logical And Relational Learning. Springer. 2008 http://www.springer.com/computer/ai/book/978-3-540-20040-6
- J. Lloyd. Logic for learning: learning comprehensible theories from structured data 2003.
- Flach, Peter. Simply Logical (último capítulo): http://www.cs.bris.ac.uk/~flach/SimplyLogical.html
- Dávila, J. Lógica Práctica y Aprendizaje Computacional. EAE 2011.