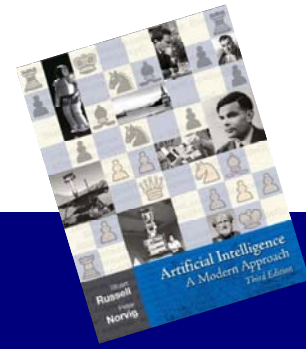


Umělá inteligence II

Roman Barták, KTIML

roman.bartak@mff.cuni.cz
<http://ktiml.mff.cuni.cz/~bartak>



Znalosti v učení

- Umíme se učit funkce vstup \rightarrow výstup.
- Jedinou dodatečnou znalost, kterou jsme využili, byl tvar hypotézy (prostor hypotéz).
- Můžeme využít již získané znalosti o světě (**background knowledge**)?
- Znalosti budeme nejčastěji vyjadřovat v predikátové logice prvního řádu.
- Metody:
 - metoda nejlepší současné hypotézy
 - prostor verzí
 - induktivní logické programování



Logická formulace učení

- Příklady i hypotézy budou **logické formule**.

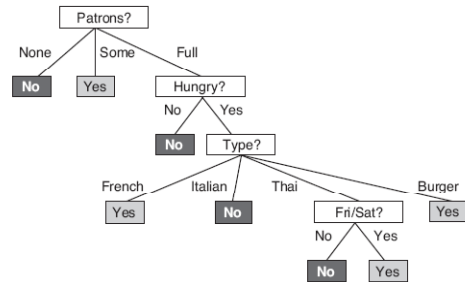
- **Příklady**

- **atributy** budou reprezentovány unárními predikáty
 $\text{Alternate}(X_1) \wedge \neg \text{Bar}(X_1) \wedge \neg \text{Fri/Sat}(X_1) \wedge \text{Hungry}(X_1) \dots$
- **klasifikace** příkladu bude také vyjádřena tzv. cílovým predikátem
 $\text{WillWait}(X_1)$ nebo $\neg \text{WillWait}(X_1)$

- **Hypotéza** bude mít základní tvar

$$\forall x \text{ Goal}(x) \Leftrightarrow C_j(x)$$

C_j je tzv. **extenze hypotézy**



$$\forall r \text{ WillWait}(r) \Leftrightarrow \text{Patrons}(r, \text{Some})$$

$$\vee (\text{Patrons}(r, \text{Full}) \wedge \text{Hungry}(r) \wedge \text{Type}(r, \text{French}))$$

$$\vee (\text{Patrons}(r, \text{Full}) \wedge \text{Hungry}(r) \wedge \text{Type}(r, \text{Thai}) \wedge \text{Fri/Sat}(r))$$

$$\vee (\text{Patrons}(r, \text{Full}) \wedge \text{Hungry}(r) \wedge \text{Type}(r, \text{Burger}))$$

Umělá inteligence II, Roman Barták

Prostor hypotéz

- **Prostor hypotéz** je množina všech hypotéz.
- Učící algoritmus přepokládá, že nějaká hypotéza je správná, tj. platí:

$$h_1 \vee h_2 \vee h_3 \vee \dots \vee h_n$$

- Hypotézy, které nejsou konzistentní s příklady, z disjunkce eliminujeme.

- Dva typy nekonzistence (pro binární klasifikaci) pojmy původně z medicíny

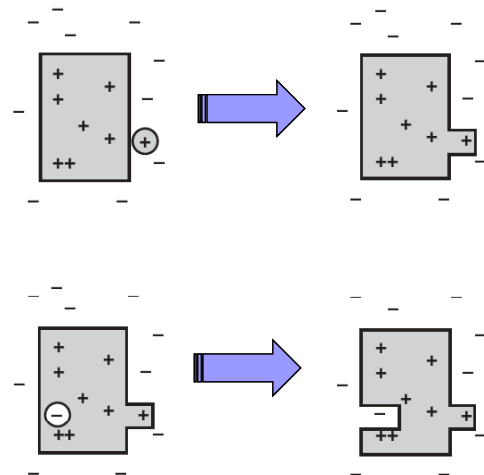
- **falešně negativní** – hypotéza tvrdí, že příklad je negativní, ale ve skutečnosti je pozitivní

- **falešně pozitivní** – hypotéza tvrdí, že příklad je pozitivní, ale ve skutečnosti je negativní

Umělá inteligence II, Roman Barták

Metoda nejlepší hypotézy

- Udržujeme jednu hypotézu (current-best hypothesis) a podle příkladů ji upravujeme
 - příklad je s hypotézou konzistentní
 - hypotézu neměníme
 - falešně negativní
 - hypotézu zobecníme
 - falešně pozitivní
 - hypotézu specializujeme



Umělá inteligence II, Roman Barták

Metoda nejlepší hypotézy algoritmus

function CURRENT-BEST-LEARNING(*examples*, *h*) **returns** a hypothesis or fail

```
if examples is empty then  
  return h  
e ← FIRST(examples)  
if e is consistent with h then  
  return CURRENT-BEST-LEARNING(REST(examples), h)  
else if e is a false positive for h then  
  for each h' in specializations of h consistent with examples seen so far do  
    h'' ← CURRENT-BEST-LEARNING(REST(examples), h')  
    if h'' ≠ fail then return h''  
else if e is a false negative for h then  
  for each h' in generalizations of h consistent with examples seen so far do  
    h'' ← CURRENT-BEST-LEARNING(REST(examples), h')  
    if h'' ≠ fail then return h''  
return fail
```

Umělá inteligence II, Roman Barták

Metoda nejlepší hypotézy

specializace a generalizace

Co to přesně znamená zobecnit/specializovat hypotézu?

- Pokud je hypotéza h_1 **zobecněním** hypotézy h_2 , potom platí $\forall x C_2(x) \Rightarrow C_1(x)$
- C_i je typicky konjunkcí predikátů
 - zobecnění uděláme „vypuštěním“ podmínek nebo přidáním disjunkce
 - specializaci uděláme přidáním podmínek nebo vypuštěním nějaké disjunkce

Example	Attributes										Target
	Alt	Bar	Fri	Hun	Pat	Price	Rain	Res	Type	Est	
X_1	T	F	F	T	Some	\$\$\$	F	T	French	0-10	T
X_2	T	F	F	T	Full	\$	F	F	Thai	30-60	F
X_3	F	T	F	F	Some	\$	F	F	Burger	0-10	T
X_4	T	F	T	T	Full	\$	F	F	Thai	10-30	T
X_5	T	F	T	F	Full	\$\$\$	F	T	French	>60	F
X_6	F	T	F	T	Some	\$\$	T	T	Italian	0-10	T
X_7	F	T	F	F	None	\$	T	F	Burger	0-10	F
X_8	F	F	F	T	Some	\$\$	T	T	Thai	0-10	T
X_9	F	T	T	F	Full	\$	T	F	Burger	>60	F
X_{10}	T	T	T	T	Full	\$\$\$	F	T	Italian	10-30	F
X_{11}	F	F	F	F	None	\$	F	F	Thai	0-10	F
X_{12}	T	T	T	T	Full	\$	F	F	Burger	30-60	T

- Ukázka postupu:
 - první příklad je pozitivní, atribut Alternate(X_1) je pravda, takže nechť je první hypotéza **$h_1: \forall x \text{WillWait}(x) \Leftrightarrow \text{Alternate}(x)$**
 - druhý příklad je negativní, hypotéza říká pozitivní, máme falešně pozitivní reakci, můžeme specializovat přidáním predikátu **$h_2: \forall x \text{WillWait}(x) \Leftrightarrow \text{Alternate}(x) \wedge \text{Patrons}(x, \text{Some})$**
 - třetí příklad je pozitivní, hypotéza říká negativní, máme falešně negativní reakci, potřebujeme zobecnit, například odstraněním predikátu Alternate(x) **$h_3: \forall x \text{WillWait}(x) \Leftrightarrow \text{Patrons}(x, \text{Some})$**
 - čtvrtý příklad je pozitivní, hypotéza říká negativní, máme falešně negativní reakci, potřebujeme zobecnit například přidáním disjunkce (odstranit predikát nemůžeme) **$h_3: \forall x \text{WillWait}(x) \Leftrightarrow \text{Patrons}(x, \text{Some}) \vee (\text{Patrons}(x, \text{Full}) \wedge \text{Fri/Sat}(x))$**

Umělá inteligence II, Roman Barták

Metoda nejlepší hypotézy

vlastnosti

- Po každé modifikaci hypotézy je potřeba **kontrolovat všechny předchozí příklady** (pouze modifikace, které jsou s nimi konzistentní, jsou povolené).
- Při prohledávání často dochází k **množství návratů** (backtracking).
- Prapůvodce problémů – **příliš silný závazek**
 - algoritmus musí v každém kroku vybrat jednu konkrétní hypotézu i když k tomu nemá dostatek informací
- Řešením může být **metoda nejmenších závazků**.

Umělá inteligence II, Roman Barták

Prostor verzí

- Prostor hypotéz lze reprezentovat disjunkcí $h_1 \vee h_2 \vee h_3 \vee \dots \vee h_n$
- Pokud je nějaká hypotéza nekonzistentní s příkladem, vyřadíme ji z disjunkce.
- Mezi zbylými hypotézami v disjunkci pořád zůstává ta správná (pokud existuje).
- Obecně **prostor verzí** (version space) je množina možných hypotéz, které jsou konzistentní s dosud zpracovanými příklady.
- Algoritmus **eliminace kandidátů** postupně zmenšuje prostor verzí.

function VERSION-SPACE-LEARNING(*examples*) **returns** a version space

local variables: V , the version space: the set of all hypotheses

$V \leftarrow$ the set of all hypotheses

for each example e in *examples* **do**

if V is not empty **then** $V \leftarrow$ VERSION-SPACE-UPDATE(V, e)

return V

function VERSION-SPACE-UPDATE(V, e) **returns** an updated version space

$V \leftarrow \{h \in V : h \text{ is consistent with } e\}$

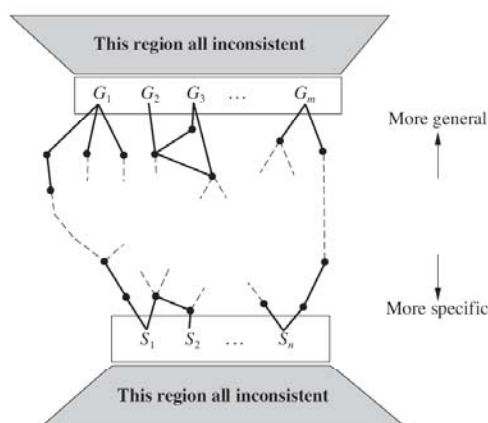
- Algoritmus je **inkrementální**
 - po přidání příkladu není potřeba kontrolovat předchozí příklady

Umělá inteligence II, Roman Barták

Prostor verzí

reprezentace

- Jak reprezentovat velkou (potenciálně nekonečnou) disjunkci?
- Pokud máme k dispozici uspořádání hypotéz (a to máme pomocí zobecnění/specializace), můžeme **prostor verzí reprezentovat dolní a horní mezí**.



G = nejobecnější hypotézy

- konzistentní s dosavadními příklady
- žádná konzistentní hypotéza není obecnější
- na začátku True

S = nejspecifičtější hypotézy

- konzistentní s dosavadními příklady
- žádná konzistentní hypotéza není specifičtější
- na začátku False

- Všechny hypotézy mezi S a G jsou konzistentní s příklady a žádné jiné konzistentní nejsou.

Umělá inteligence II, Roman Barták

- Po přidání nového příkladu **upravíme množiny G a S** takto:
 - příklad je **falešně pozitivní pro S_i**
 - ↳ vyřadíme S_i z množiny S
 - příklad je **falešně negativní pro S_i**
 - ↳ nahradíme S_i v množině S všemi přímými zobecněními
 - příklad je **falešně pozitivní pro G_i**
 - ↳ nahradíme G_i v množině G všemi přímými specializacemi
 - příklad je **falešně negativní pro G_i**
 - ↳ vyřadíme G_i z množiny G
- **Algoritmus eliminace kandidátů končí** pokud:
 - zůstala jediná hypotéza
 - prostor hypotéz zkolaboval (množina G nebo S je prázdná)
 - vyčerpali jsme všechny příklady
 - prostor verzí potom reprezentuje disjunkci
 - pokud zbylé hypotézy klasifikují různě, můžeme vybrat majoritní odpověď

- **Šum v datech nebo chybějící hodnoty** atributů způsobují kolaps prostoru verzí.
 - zatím nebylo nalezeno obecně fungující řešení
- Pokud povolíme **neomezené disjunkce**, tak
 - S bude disjunkce popisů pozitivních příkladů
 - G bude negace disjunkce popisů negativních příkladů
 - můžeme omezit tvar disjunkce nebo použijeme hierarchii zobecnění predikátů
 - místo $\text{WaitEstimate}(x, 30-60) \vee \text{WaitEstimate}(x, >60)$ použijeme $\text{LongWait}(x)$
- Algoritmus byl použit v systému Meta-DENDRAL pro učení se pravidel předpovídajících, jak se molekuly rozdělí na části při hmotové spektrografii.



- **Induktivní logické programování (ILP)** kombinuje induktivní učící metody s logickou reprezentací (logickými programy).
- Na rozdíl od technik založených na attributech ILP umí dobře **pracovat s relacemi**.
- V principu se jedná o řešení problému: hledání hypotézy použitím známých znalostí
Background z příkladů popsaných Descriptions a Classifications, tž.

Background \wedge Hypothesis \wedge Descriptions \models Classifications

Dvě hlavní **metody učení**:

- postup shora-dolů (systém FOIL)
- inverzní rezoluce (systém PROGOL)

ILP problém

Background \wedge Hypothesis \wedge Descriptions \models Classifications

- **Příklady** jsou typicky popsány Prologovskými fakty

```
Father(Philip,Charles), Father(Philip, Anne), ...
Mother(Mum,Margaret), Mother(Mum, Elizabeth), ...
Married(Diana, Charles), Married(Elizabeth, Philip), ...
Male(Philip), Male(Charles), ...
Female(Beatrice), Female(Margaret),...
```

- Podobně známá **klasifikace** je dána fakty

```
Grandparent(Mum,Charles), Grandparent(Elizabeth, Beatrice), ...
¬Grandparent(Mum,Harry), ¬ Grandparent(Spencer,Peter), ...
```

- Možná **hypotéza**

```
Grandparent(x,y)  $\Leftrightarrow$  [  $\exists z$  Mother(x,z)  $\wedge$  Mother(z,y) ]
                    [  $\exists z$  Mother(x,z)  $\wedge$  Father(z,y) ]
                    [  $\exists z$  Father(x,z)  $\wedge$  Mother(z,y) ]
                    [  $\exists z$  Father(x,z)  $\wedge$  Father(z,y) ]
```

- Použijeme-li **znalost**

```
Parent(x,y)  $\Leftrightarrow$  Mother(x,y)  $\vee$  Father(x,y)
```

- Potom můžeme hypotézu zjednodušit

```
Grandparent(x,y)  $\Leftrightarrow$  [  $\exists z$  Parent(x,z)  $\wedge$  Parent(z,y) ]
```

Metoda shora-dolů

princip

■ Začneme klauzulí s prázdným tělem

```
Grandfather(x,y) ←
```

■ Klasifikuje všechny příklady jako pozitivní, takže ji postupně budeme **specializovat**

□ přidáním literálu do těla klauzule

```
Grandfather(x,y) ← Father(x,y)
```

```
Grandfather(x,y) ← Parent(x,z)
```

```
Grandfather(x,y) ← Father(x,z)
```

...

■ vybereme tu specializaci, která klasifikuje nejvíce pozitivních a negativních příkladů

□ pokračujeme ve specializaci

```
Grandfather(x,y) ← Father(x,z) ∧ Parent(z,y)
```

□ pokud nemáme k dispozici znalost Parent, můžeme získat více klauzulí

```
Grandfather(x,y) ← Father(x,z) ∧ Father(z,y)
```

```
Grandfather(x,y) ← Father(x,z) ∧ Mother(z,y)
```

■ každá klauzule pokrývá některé pozitivní příklady a žádný negativní příklad

Umělá inteligence II, Roman Barták

Metoda shora-dolů

algorithmus

function FOIL(*examples*, *target*) **returns** a set of Horn clauses

inputs: *examples*, set of examples

target, a literal for the goal predicate

local variables: *clauses*, set of clauses, initially empty

while *examples* contains positive examples **do**

clause ← NEW-CLAUSE(*examples*, *target*)

remove positive examples covered by *clause* from *examples*

add *clause* to *clauses*

return *clauses*

Postupně stavíme **klauzule** pokrývající pozitivní příklady

function NEW-CLAUSE(*examples*, *target*) **returns** a Horn clause

local variables: *clause*, a clause with *target* as head and an empty body

l, a literal to be added to the clause

extended_examples, a set of examples with values for new variables

extended_examples ← *examples*

while *extended_examples* contains negative examples **do**

l ← CHOOSE-LITERAL(NEW-LITERALS(*clause*), *extended_examples*)

append *l* to the body of *clause*

extended_examples ← set of examples created by applying EXTEND-EXAMPLE

to each example in *extended_examples*

return *clause*

Literály se vybírají ze známých predikátů, rovnosti/nerovnosti a aritmetických porovnání

- musí obsahovat **proměnnou**, která už v klauzuli je
- můžeme použít **znalost typů** (číslo, osoba,...)
- volba literálu se dělá na základě **informačního zisku**

function EXTEND-EXAMPLE(*example*, *literal*) **returns** a set of examples

if *example* satisfies *literal*

then return the set of examples created by extending *example* with

each possible constant value for each new variable in *literal*

else return the empty set

■ Systém FOIL se naučil řadu programů pro práci se seznamy (např. append, QuickSort)

Umělá inteligence II, Roman Barták

Inverzní rezoluce

- $\text{Background} \wedge \text{Hypothesis} \wedge \text{Descriptions} \models \text{Classifications}$
- Obecná rezoluce tedy musí dokázat Classifications z Background, Hypothesis, Descriptions.
- Můžeme **jít v rezoluci obráceně** a hledat Hypothesis, kterou k důkazu potřebujeme
 - z rezolventy C hledáme C_1 a C_2 (máme-li C_2 , hledáme jen C_1)

