

Získávání znalostí z databází
Databáze ze sčítání lidu - zadání

1 Úvod

Cílem tohoto projektu je získání zajímavých souvislostí z vybrané datové sady. Pro tento účel byla použita data ze sčítání lidu.

Dolováním z této datové sady bude v rámci tohoto projektu zkoumán vliv zázemí občana na výběr jeho povolání. Vytyčené cíle tohoto projektu jsou blíže popsány v kapitole 3.

2 Popis dat

Data ze sčítání lidu byla získána z databáze Census Bureau¹. Data extrahoval Berry Becker z databáze z roku 1994 a následně z nich pomocí sady podmínek (například omezení na věk občana) vybral vypovídající záznamy. Poprvé tyto data citoval Ron Kohavi v článku *Scaling Up the Accuracy of Naive-Bayes Classifiers: a Decision-Tree Hybrid*.

Datová sada se skládá ze 2 částí - soubor **adult.names** obsahuje popis jednotlivých údajů a soubor **adult.data** obsahuje samotná data.

3 Cíle projektu

Tento projekt si klade za cíle prozkoumání zajímavých souvislostí mezi zázemím občana a jeho volbou povolání. Při určování zázemí občana budou brány v potaz tyto údaje obsažené v datové sadě:

- Věk
- Dosažené vzdělání
- Rodinný stav
- Role v rodině
- Rasová příslušnost
- Pohlaví
- Rodná země

¹<http://www.census.gov/ftp/pub/DES/www/welcome.html>

Vliv na zvolené zaměstnání bude zkoumán ve dvou různých směrech:

- Pracovní třída - občan pracuje pod zaměstnavatelem, ve státním sektoru, jako osoba samostatně výdělečně činná, ...
- Povolání - občan pracuje například jako prodejce, poskytuje služby, v zemědělství, ...

4 Předzpracování dat

V části předzpracování byl největší důraz kladen na čištění a redukci dat. Tímto procesem lze dosáhnout kvalitnější analýzi dat v následujících krocích.

4.1 Čištění dat

Jak již bylo zmíněno v kapitole 3, tento projekt je zaměřen na volbu povolání jednotlivých osob. Proto se v attributech týkajících se povolání (pracovní třída a povolání) doplňujeme chybějící hodnoty jejich predikcí. Predikce hodnot je prováděna za pomoci modelu, který byl vytrénovaný na použité datové sadě s použitím algoritmu k-NN.

4.2 Redukce dat

Redukce je dosažena pomocí snížení počtu dimenzí v datové sadě. Dimenze je snížena díky jednoduchému odstranění nerelevantních atributů, jako je například počet let studia či příjmy/výdaje z investic.

5 Získávání znalostí

V následující části projektu je množina dat rozdělena na trénovací a testovací sadu a to v poměru 7:3. Na jejichž základě je natrénovaný model, jehož přesnost je na zbývajících datech změřena. V rámci projektu bylo vyzkoušeno několik klasifikačních algoritmů, z nich některé pracují pouze s numerickými daty a proto bylo nutné pro samotnou klasifikaci použít operátor *Nominal to Numerical*, který převede původní řetězcové hodnoty na numerické.

5.1 Klasifikační metody

První použitou metodou byl *Naivní Bayesovský klasifikátor*. Jedná se o algoritmus, který dosahuje dobrých výsledků i při trénování na malé množině dat. Na použité datové sadě dosáhl přesnosti pouze 5,45 %, což je velmi slabý výsledek ukazující, že použití tohoto modelu v rámci projektu není ideální.

accuracy: 5.45%

	true State-gov	true Self-emp-n...	true Private	true Federal-gov	true Local-gov	true Self-emp-inc	true Without-pay	true Never-wor...	class precision
pred. State-gov	250	331	3170	175	381	188	0	1	5.56%
pred. Self-emp-...	4	9	103	1	1	2	0	0	7.50%
pred. Private	0	10	240	2	13	1	0	0	90.23%
pred. Federal-gov	16	29	321	14	16	5	0	0	3.49%
pred. Local-gov	2	3	40	1	1	0	0	0	2.13%
pred. Self-emp-i...	10	32	273	4	24	17	0	0	4.72%
pred. Without-p...	85	291	1991	70	143	110	1	1	0.04%
pred. Never-wo...	27	71	1187	25	58	14	3	0	0.00%
class recall	63.45%	1.16%	3.28%	4.79%	0.16%	5.04%	25.00%	0.00%	

Obrázek 1: Výsledek predikce za použití metody *Naivního Bayovského klasifikátoru*

Další použitou metodou byl *Rozhodovací strom*. Jedná o algoritmus vhodný pro hledání skrytých závislostí v datech. Oproti předchozí metodě (*Naivní Bayesovský klasifikátor*) bylo dosaženo značného zlepšení. Výsledná přesnost tohoto modelu je 74,95 %. Výsledek dokazuje existenci závislosti atributu pracovní třídy na atributech věku, dosaženého vzdělání, rodinného stavu, roli v rodině, rasové příslušnosti, pohlaví a rodné země.

accuracy: 74.95%

	true State-gov	true Self-emp-n...	true Private	true Federal-gov	true Local-gov	true Self-emp-inc	true Without-pay	true Never-wor...	class precision
pred. State-gov	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Self-emp-...	0	3	7	0	0	1	0	0	27.27%
pred. Private	394	772	7316	291	637	335	4	2	75.03%
pred. Federal-gov	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Local-gov	0	1	1	1	0	0	0	0	0.00%
pred. Self-emp-i...	0	0	1	0	0	1	0	0	50.00%
pred. Without-p...	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Never-wo...	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	0.00%	0.39%	99.88%	0.00%	0.00%	0.30%	0.00%	0.00%	

Obrázek 2: Výsledek predikce za použití *Rozhodovacího stromu*

Zajímavých výsledků bylo dosaženo pomocí *Metody podpůrných vektorů*. Jedná se o často používanou metodu pro klasifikaci a regresní analýzu, protože dosahuje dobrých výsledků pro široké spektrum učících problémů. Metoda dosáhla o něco horších výsledků než *Rozhodovací strom*, přesnost metody byla konkrétně 72,69 %.

accuracy: 72.69%

	true State-gov	true Self-emp-not-inc	true Private	true Federal-gov	true Local-gov	true Self-emp-inc	true Without-pay	true Never-worked	class precision
pred. State-gov	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Self-emp-not-inc	0	0	6	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Private	361	713	6668	280	613	301	4	2	74.57%
pred. Federal-gov	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Local-gov	1	0	4	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Self-emp-inc	21	47	115	5	13	32	0	0	13.73%
pred. Without-pay	6	2	16	3	2	2	0	0	0.00%
pred. Never-worked	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	0.00%	0.00%	97.93%	0.00%	0.00%	9.55%	0.00%	0.00%	

Obrázek 3: Výsledek predikce za použití *Metody podpůrných vektorů*

Z kategorie neuronových sítí byly použity metody *Hluboké učení*, *Neuronové sítě* a *Perceprony*. Tyto metody dosáhly podobných výsledků jako rozhodovací strom a mezi sebou se liší v řádu desetin procent. Jejich přesnost se pohybovala okolo XX.XX %.

accuracy: 74.64%

	true State-gov	true Self-emp-n...	true Private	true Federal-gov	true Local-gov	true Self-emp-inc	true Without-pay	true Never-wor...	class precision
pred. State-gov	4	2	11	1	3	4	0	0	16.00%
pred. Self-emp-...	3	20	34	4	3	10	0	0	27.03%
pred. Private	385	745	7255	283	622	319	4	2	75.46%
pred. Federal-gov	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Local-gov	2	8	18	4	9	2	0	0	20.93%
pred. Self-emp-i...	0	1	7	0	0	2	0	0	20.00%
pred. Without-p...	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Never-wo...	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	1.02%	2.58%	99.04%	0.00%	1.41%	0.59%	0.00%	0.00%	

Obrázek 4: Výsledek predikce za použití metody Naivního Bayovského klasifikátoru

6 Výsledky