NÁSKOK
DÍKY
ZNALOSTEM

PROFINIT

Big Data Science

Petr Paščenko

19. 12. 2017

Osnova

1. Co je Data Science
2. Statistika
3. Strojové učení
4. Vizualizace dat
5. Data Science úlohy
6. Metodika Data Science Projektu
7. Role Big Dat v Data Science
8. Podobnosti a vztahy
9. Detekce podvodů v Internetovém bankovnictví

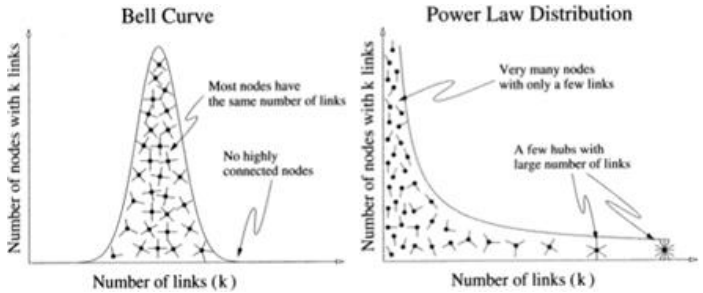
PROHIN

Co je Data Science?

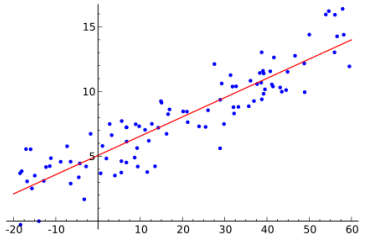
- Data Science je spojení 4 disciplín
  - Statistika
  - Informatika
  - Strojové učení
  - Vizualizace

PROHIN

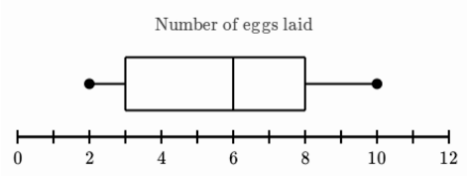
Statistika



- Základní otázka:
  - Je za tím něco víc, nebo je to jen náhoda?
- Práce s nahodilostí
  - klasifikace, kvantifikace, simulace, predikce



- Jiný pohled: entropie
  - Kolik informace je v datech? Jaký je podíl signálu a šumu?
- Příklady statistických úloh
  - Kolik osob můžu pustit do loďky / výtahu / letadla?
  - Jsou muži chytřejší než ženy?
  - Kdo by vyhrál volby, kdyby se konaly dnes?
  - Má rodinné zázemí vliv na schopnost klienta splatit půjčku?
  - Měl bych skočit z mostu po pozitivním HIV testu?



- Klasická (frekventistická) statistika potřebuje velké soubory dat
- Bayesianisté jsou s více daty přesnější

PROHIN

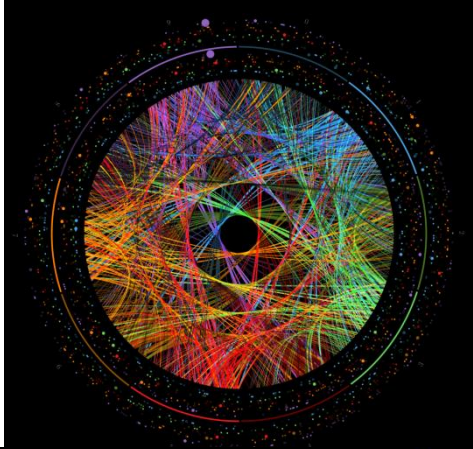
Strojové učení

- Základní cíl:
  - Napodobit lidský mozek v rutinních činnostech
- Práce s nestrukturovanou informací
  - Obrázky, zvuky, videa, volné texty, sítě…
- Co je pozitivní?
  - Víme, že to jde. Hledáme pouze cestu.
- Příklady ML úloh
  - Strojový překlad mezi jazyky
  - Rozpoznávání obrázků (MNIST)
  - Porozumění mluvenému slovu
  - Autonomní robotika (auta, drony)
  - Analýza sociálních sítí

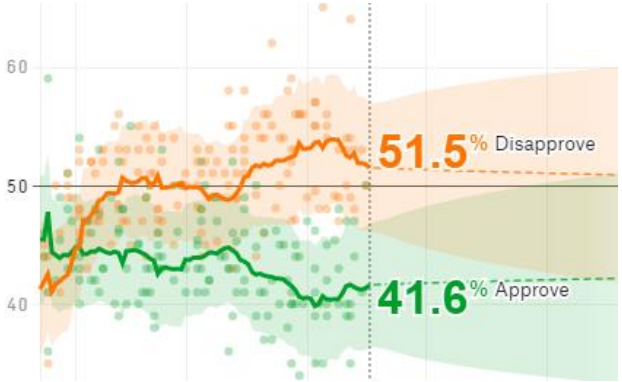
- Nutnou podmínkou pro strojové učení jsou obrovské datové sady
- Modely jsou v porovnání se statistikou podstatně komplexnější

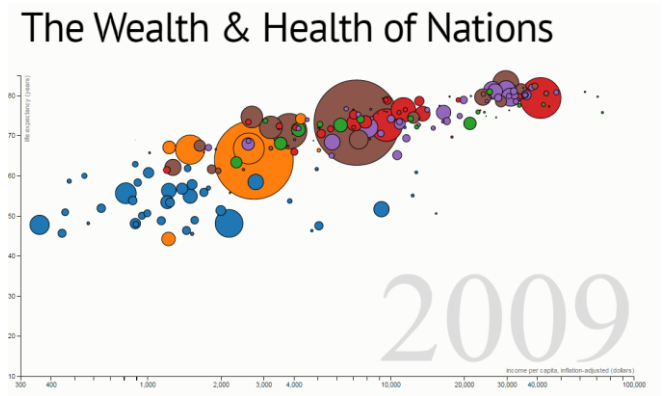
PROHIN

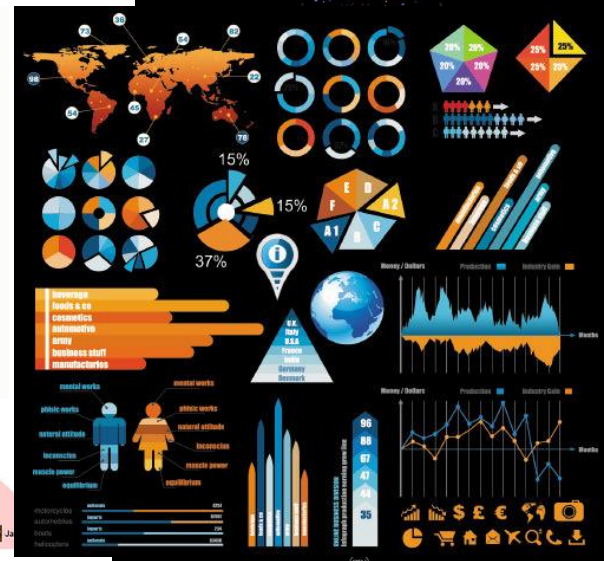
Vizualizace

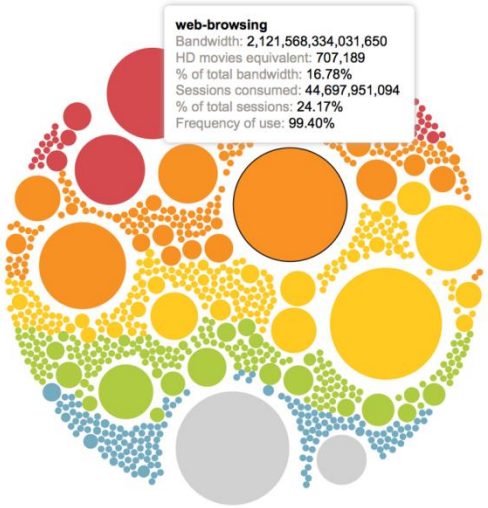


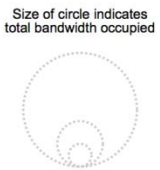
- Základní úkol:
  - Zprostředkovat komplexní multi-dimenzionální informaci člověku

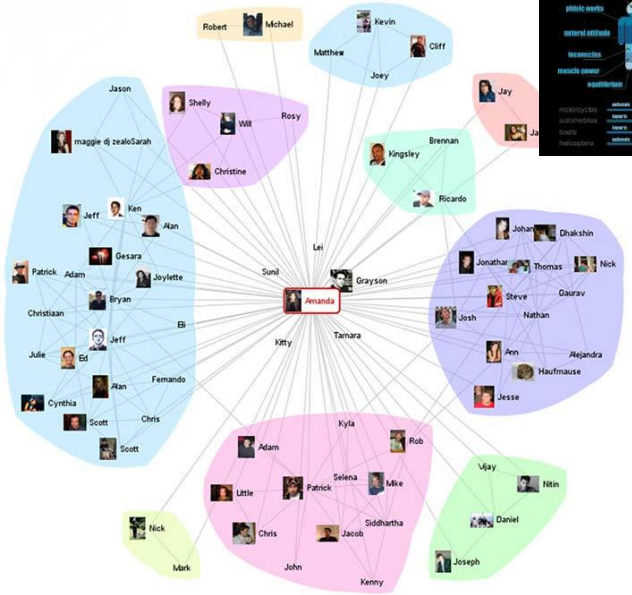


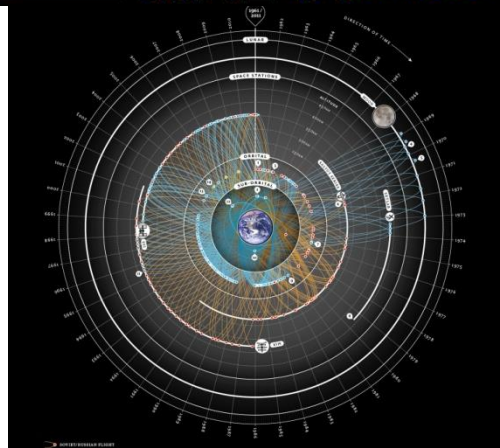




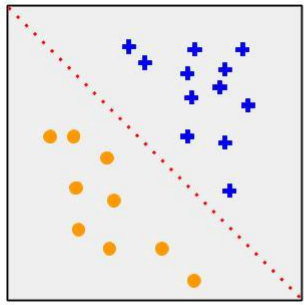




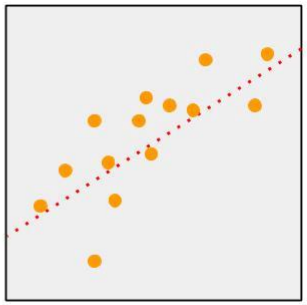




Typologie DS úloh

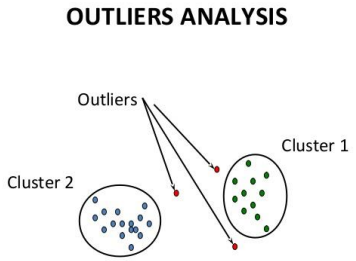


Classification



Regression

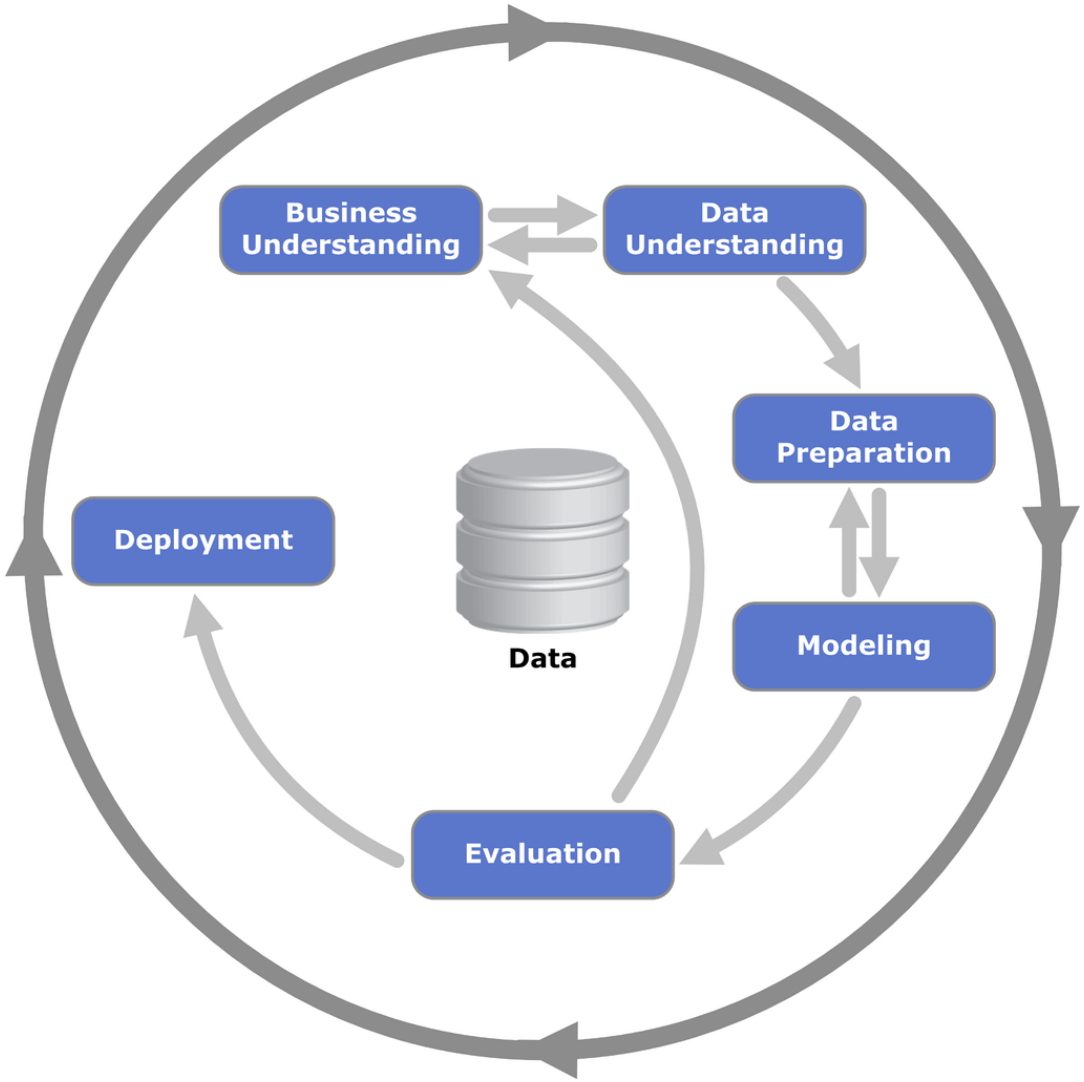
- Klasifikace
  - Zařazení objektu do specifické diskrétní třídy
  - Je na obrázku pes či kočka? Udělit nebo zamítnout hypotéku? Mám HIV?
- Regrese
  - Odhad konkrétní hodnoty (nebo intervalu) cílové proměnné
  - Váha na základě výšky. Kolik km ještě ujedu? Jak daleko je objekt?
- Klastrování / Segmentace
  - Shlukování objektů a hledání typických zástupců jednotlivých skupin
  - Zákaznické segmentace, sociální skupiny, funkční skupiny slov, atd.
- Detekce odlehlých pozorování
  - Rozpoznání netypických objektů a kvantifikace jejich odlehlosti
  - Diagnostika výrobků, bezpečnost a detekce fraudu



PROHIN

Metodika pro Data Science CRISP-DM

Cross Industry Standard Process for Data Mining



PROHIN

Metodika pro Data Science CRISP-DM

Cross Industry Standard Process for Data Mining

1. Business Understanding
   - Co zákazník potřebuje? Jaká k tomu má data? Jak se pozná úspěch?
2. Data Understanding
   - Posbírání dat, exploratorní analýza, kvalita dat, první testy hypotéz.
3. Data Preparation
   - Konstrukce datové sady pro modelování. Sestavení, transformace a výběr příznaků, redukce dimenzionality, atd.
4. Modeling
   - Aplikace modelovacích technik, výběr modelu, kalibrace parametrů, testování výkonnosti modelu.
5. Evaluation
   - Vyhodnocení úspěšnosti modelu vzhledem k věcným kritériím.
6. Deployment
   - Produkční nasazení modelu v datovém workflow zákzaníka. Vyřešení administrace, údržby, zaškolení, rekalibrace…

PROFIN

Role Big Data technologií v Data Science

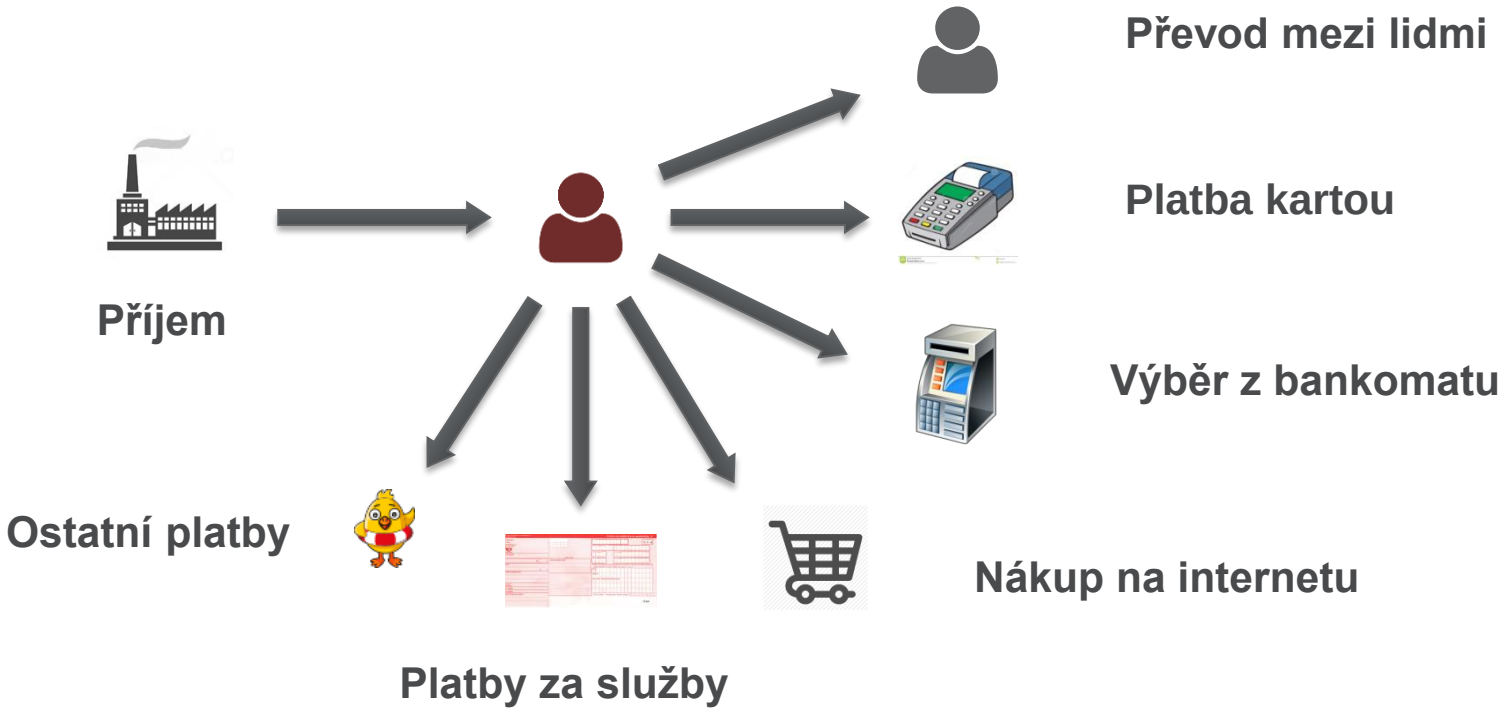
- Více dat
  - Větší modelovací sada
    - více objektů, od výběru k celé populaci
  - Širší modelovací sadu
    - více příznaků, podrobnější příznaky (vteřinová měření atd.)
  - Delší historii
    - data za více předchozích let v plné granularitě
- Větší výpočetní výkon
  - Pokročilé modely
    - možnost učit komplikované nelineární modely (konvoluční neuronové sítě)
  - Komplexnější příznaky
    - multimédia, sekvence, texty, atd.
- Od příznaků k podobnostem
  - Dáme mu úvěr, protože: a) hodně vydělává, b) podobní lidé úvěry platí
- Od podobností ke vztahům
  - A se zná s B, protože spolu chodí na oběd

PROFIN

Podobnosti a vztahy

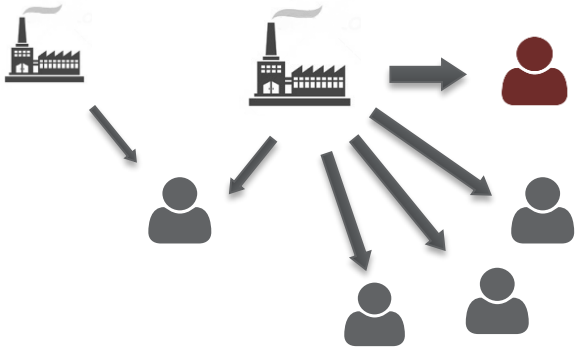
Analýza Finančních Transakcí pomocí BD

- Vytváříme vyladěné modely pro retailové banky
- Vstup – finanční transakce
- Výstup – využitelné informace o klientovi, příznaky, události,
- Cílem je obohatit stávající obchodní proces o novou znalost



PROHIN

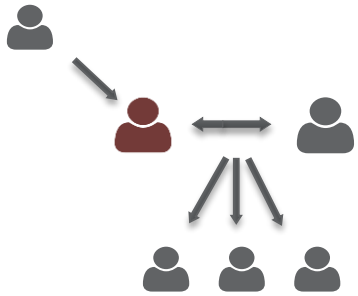
Salary detector



- Vstup
  - Finanční transakce typu firma - klient
- Výstup: Identifikované vztahy zaměstnavatel – zaměstnanec
- Obchodní využití
  - Rizikové skóre, detekce událostí, podobnosti (c2c/b2b),…
- Principy
  - Detekce transakčních vzorců, text mining, pokročilá statistika
- Vysoká přesnost i pro
  - Krátké úvazky – délka nepřesahující 3 měsíce
  - Nestandardní úvazky (částečné úvazky, práce na živnost, atd.)
  - Firmy s malým počtem zaměstnanců

PROFIN

Detekce domácnosti – Banka/Telco

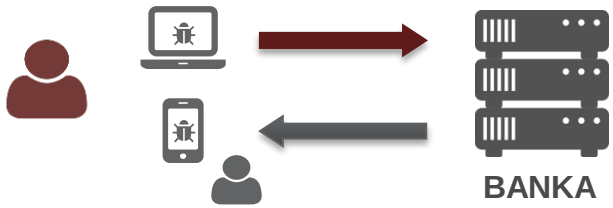


- Vstup
  - Klientské transakce – banka (c2c, karetní operace,…)
  - Informace ze sítě – telco (cdr, lokace, billing)
  - Základní demografie (věk, pohlaví, adresa, příjmení,…)
- Výstup
  - Identifikace členů domácnosti a rodinných vztahů
- Obchodní využití
  - Rodinný marketing, robustní rizikové skóre,…
- Principy
  - Detekce transakčních vzorců, analýza interakcí, text mining

PROFIN

Detekce Fraudu
v
Intenetovém bankovnictví

Shrnutí úlohy



- Detekce přístupu pod falešnou identitou s cílem vykrást účet
- Scenář: podvodník překonal 2FA
- Vstup
  - Běhová data z online bankovnictví (sekvence akcí v klientském sezení).
- Výstup
  - Identifikovaná fraudulentní sezení
- Principy
  - Velmi složitý problém, podíl fraudů cca 1:120 000
  - Vyžaduje vícero zřetězených sít
  - Pokročilé statistické modely (detekce lokálních odlehlostí)
- Nastavitelná přesnost (TP/FP), např.: TP: 50% for FP: 0.3%

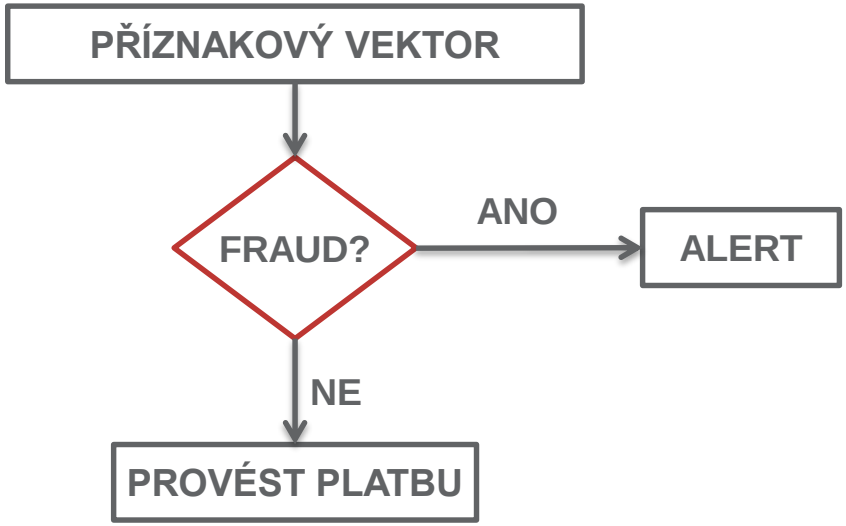
PROFIN

Klasifikační úloha

- Vstupní data
  - Akce klientů

ID	SESSION ID	DATETIME	ACTION	AMOUNT	RESULT
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:03:58	112		0
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:03:58	130		0
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:04:14	1248		0
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:04:14	120	12400	530
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:07:21	530		0
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:07:38	120	12400	0
1234567890	vs3T … dGpf	2015-04-03 13:09:03	68		0

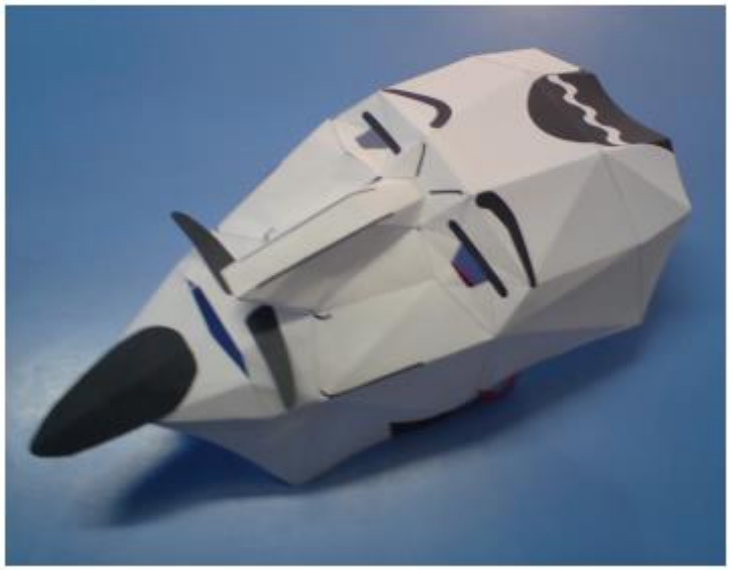
- Příznakový vektor
  - Statistiky session
  - Délka, čas na akci, …
- Model
  - Klasifikátor
- Výsledek
  - Ano / Ne



PROHIN

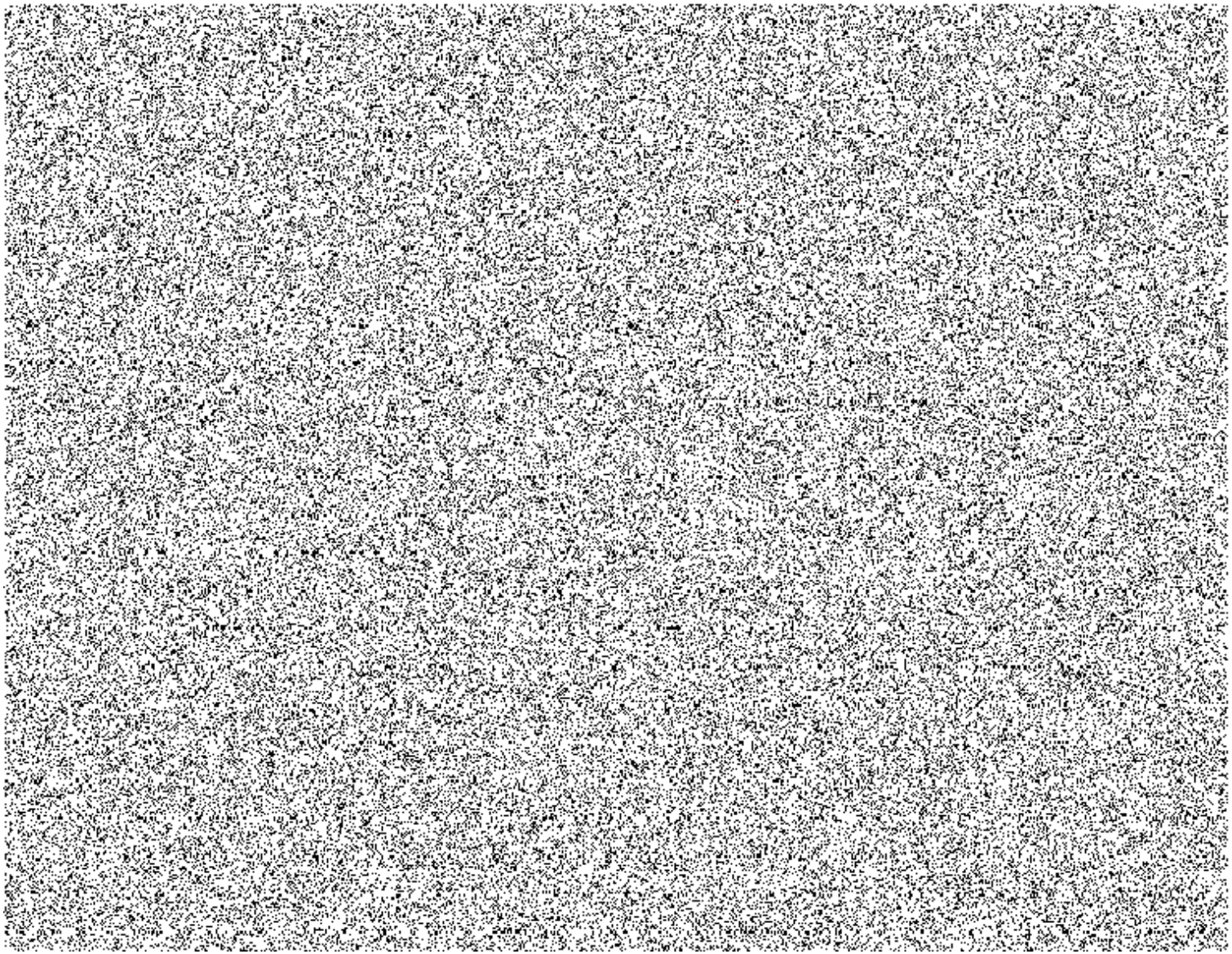
Intenetové bankovnictví

- Uvažujme banku s milionovou klientskou bází
- Každý klient provede denně v průměru jednu návštěvu v IB
- Denně průměrně 1 000 000 session
- Z toho zhruba 12% session s platbou
- 120 000 session s platbou
- Denně v průměru 1 fraud
- To není moc ;-)



PROFIN

1:120 000



PROHIN

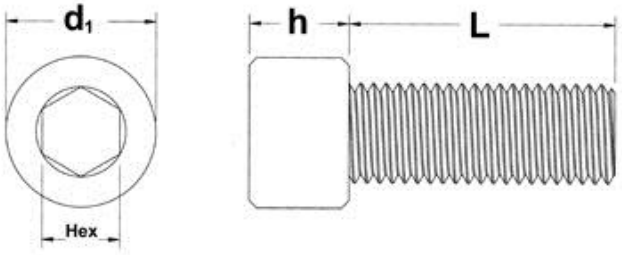
Co nefunguje

- Klasifikátory učené z dat
  - Nevyvážené třídy
  - NE s úspěšností 99,999%
- Popíšeme typický útok
  - Neexistuje typický útok
  - Příprava na minulou válku

PROFIN

Detekce anomalit

- Podvodník se chová jinak než klient
- Nevíme jak, ale jinak
- Jak poznáte, že někdo nebo něco je divný?
- Lidé nejsou šroubky

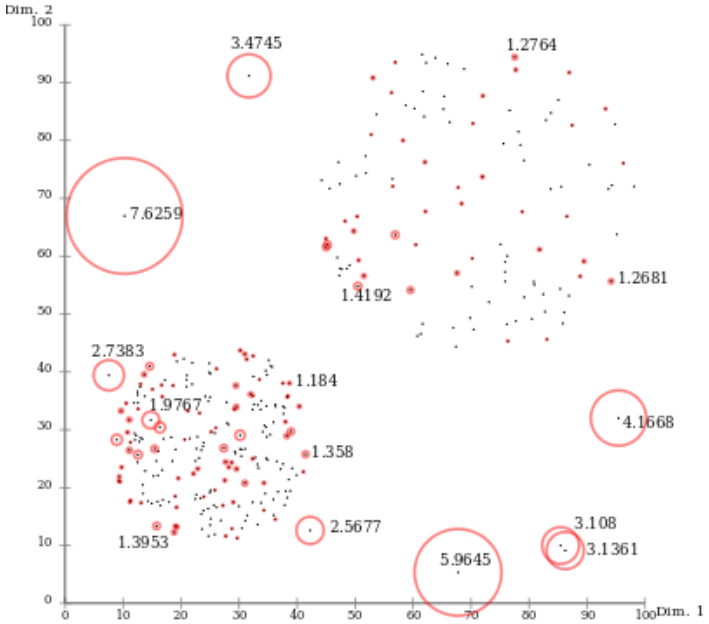


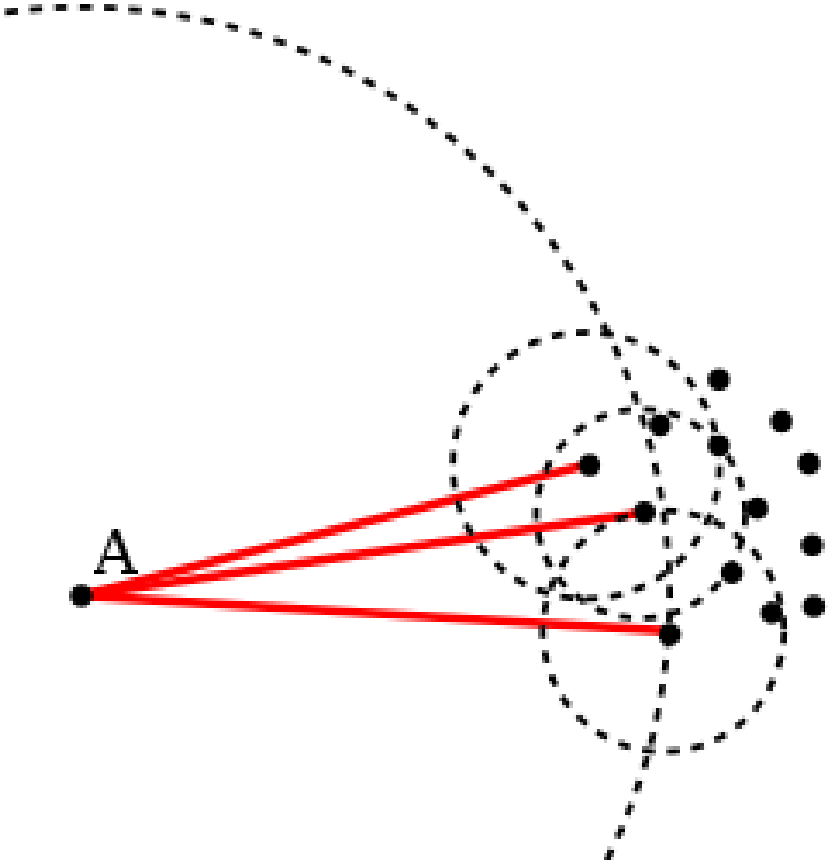
VS

PROFIN

Detekce lokálních anomalit

- Jak si subjekt stojí vůči svému okolí

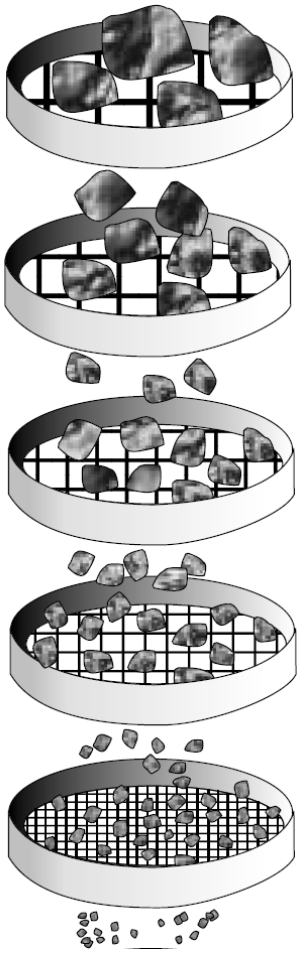




PROHIN

Shrnutí postupu

- Pro každou session spočteme příznakový vektor
  - Příznaky identifikovány na základě datové analýzy
- Porovnání session s ostatními session daného klienta
- Identifikace podezřelých session k prověření
- Jak hodnotíme výsledek
  - True positive – kolik najdeme fraudů
  - False positive – kolik musíme prověřit session
- Podstatnější je false positive
  - Limitovaná lidská kapacita
- Zřetězení více sít
  - Jednoduché heuristiky
    - IP adresy, protiúčty
  - Detekce lokálních odlehlostí
- Paralelizace



PROFIN

Implementační realita

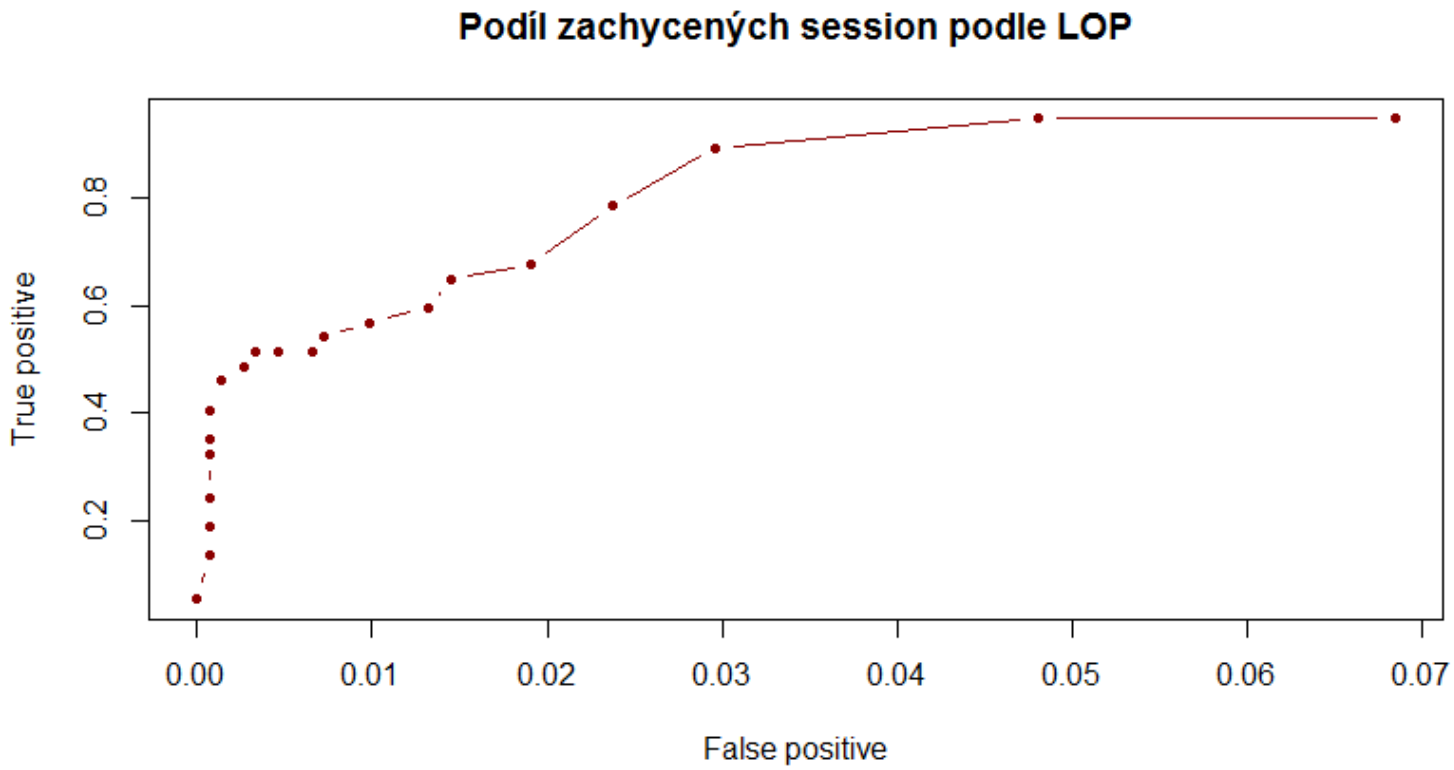
- Pro každou session spočteme příznakový vektor
  - 100 session za sekundu
- Porovnání session s ostatními session daného klienta
  - až 1000 předchozích session
  - to znamená načíst z databáze 100k řádků za sekundu
  - to znamená přenést po síti cca 20 MB za sekundu
  - to znamená spočítat 100M porovnání za sekundu
- Překračuje kapacity konvenčního řešení
- Úloha je naštěstí snadno paralelizovatelná
  - potřebujeme jen předchozí session daného klienta
  - distribuce záznamů podle klientského čísla
  - distribuované vyhodnocení – vrací se jen výsledek

DWH

HADOOP + SPARK

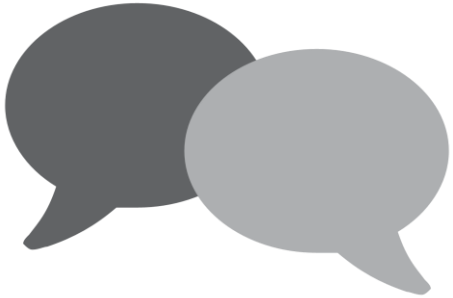
PROFIN

Výsledky



- Pro nalezení 50% podvodů je třeba prošetřit cca 300 transakcí denně
  - Při 120 000 session s platbou denně

PROFIN



Dotazy