

Detekce biomarkerů z omics experimentů

- Mgr. Eva Budinská, PhD
- RECETOX
- budinska@recetox.muni.cz
- Experimentální onkologie,
podzim 2019

Co je to
biomarker?

Biologický marker (biomarker):

Charakteristika, která je objektivně měřena a hodnocena jako indikátor normálních biologických procesů, patogenních procesů nebo farmakologických odpovědí na terapeutický zásah.

Biomarkerem může být



Molekula a její stav
(mutace DNA,
hodnota exprese
miRNA, zvýšená
hladina proteinu...)



Aktivita buněk v
konkrétních
oblastech (lymfocyty
v invazivním frontu
nádoru)



**Přítomnost
mikroorganismu**



Proces (zvýšená
proliferace,
přítomnost stromální
reakce v nádoru, ...)

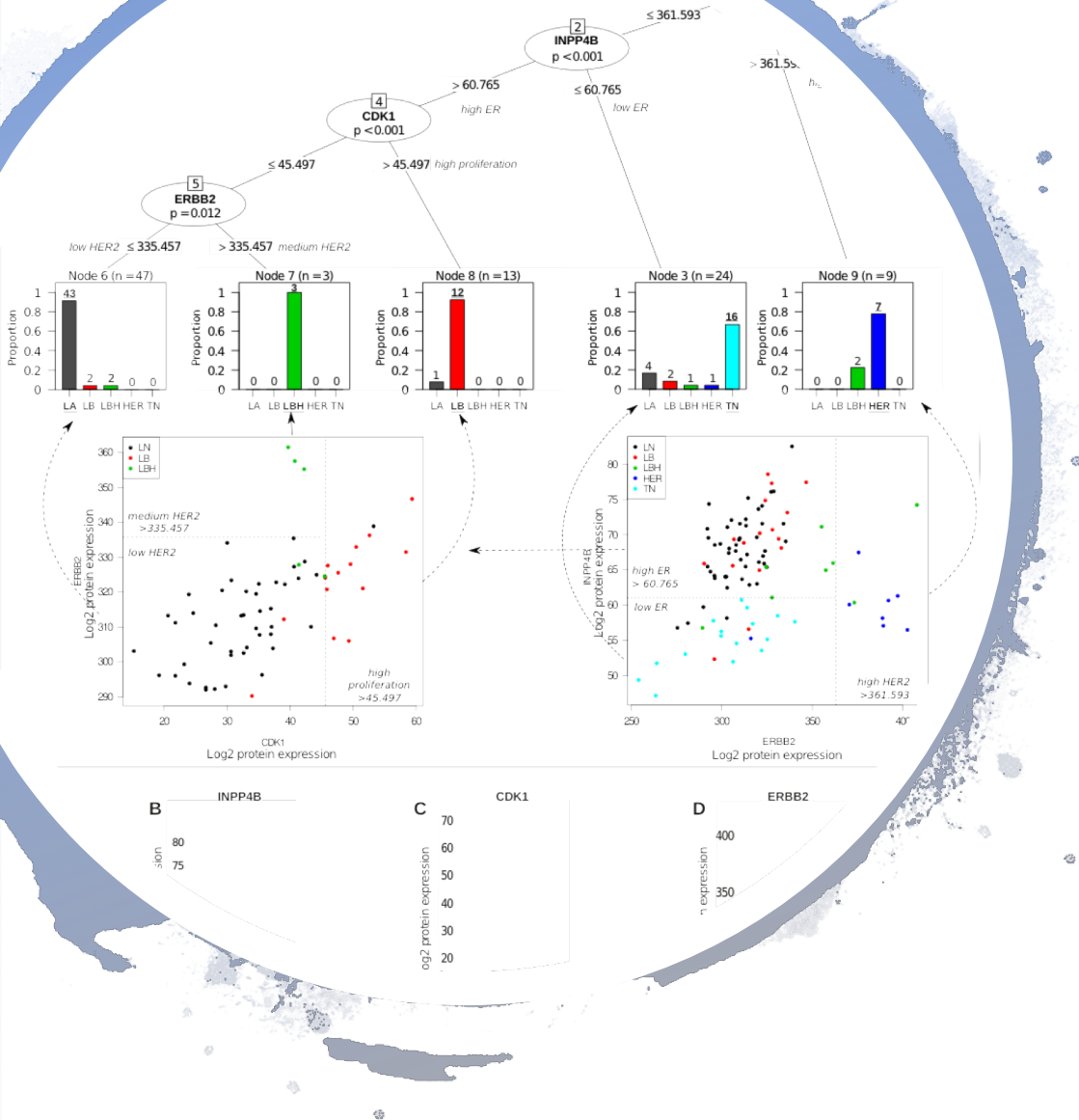


....

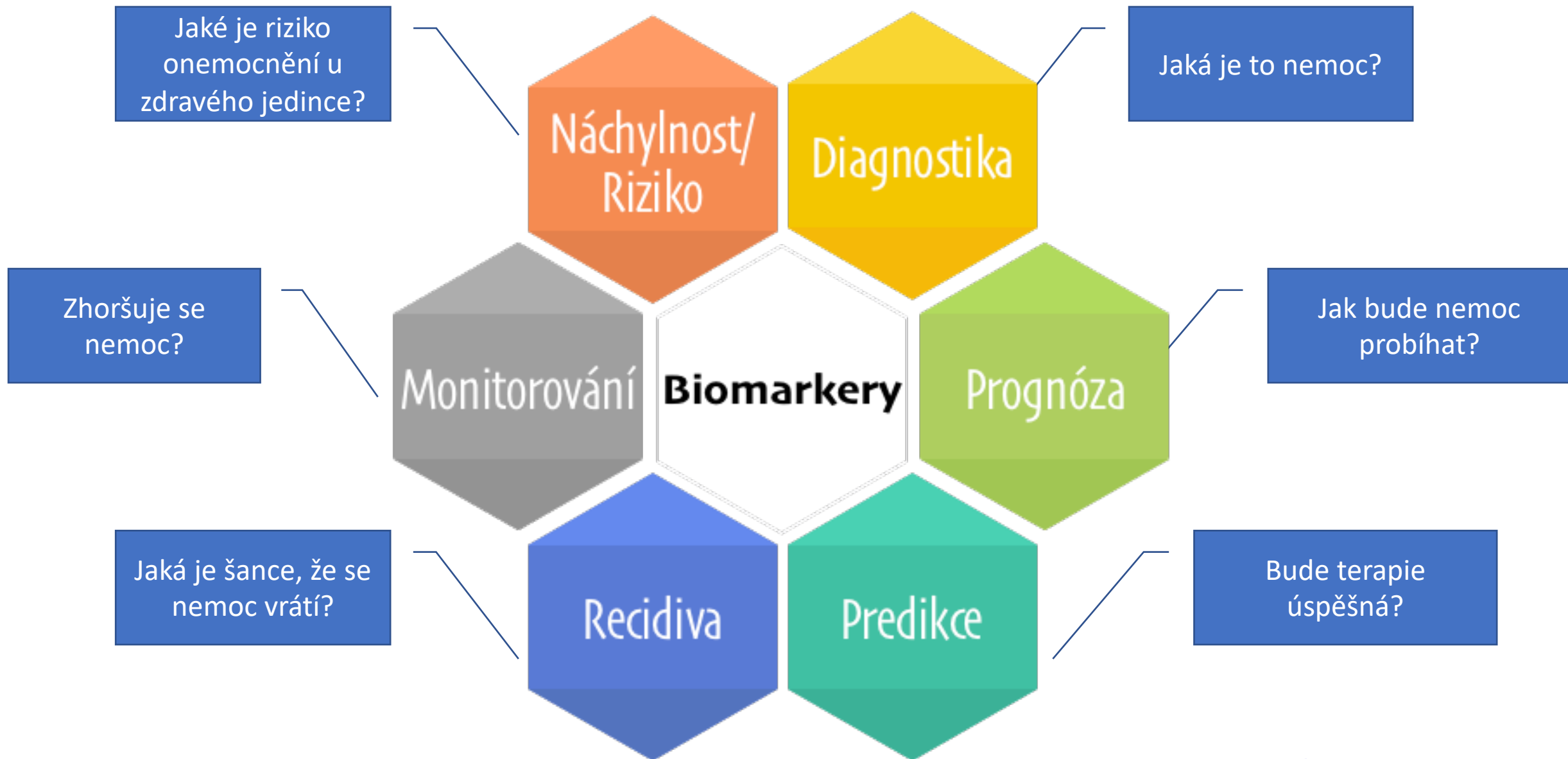


**Využití jednotlivých
biomarkerů v
rozhodovacím
PRAVIDLE
(modelu/testu)**

Biomarkery a modely



- Biomarker může být založen na **jediném analytu**, nebo na **jejich kombinaci v modelu** (klasifikátoru)
- Je to právě **kombinace více analytů** (genů, proteinů, metabolitů...), která je typická pro biomarkery z omicsových dat



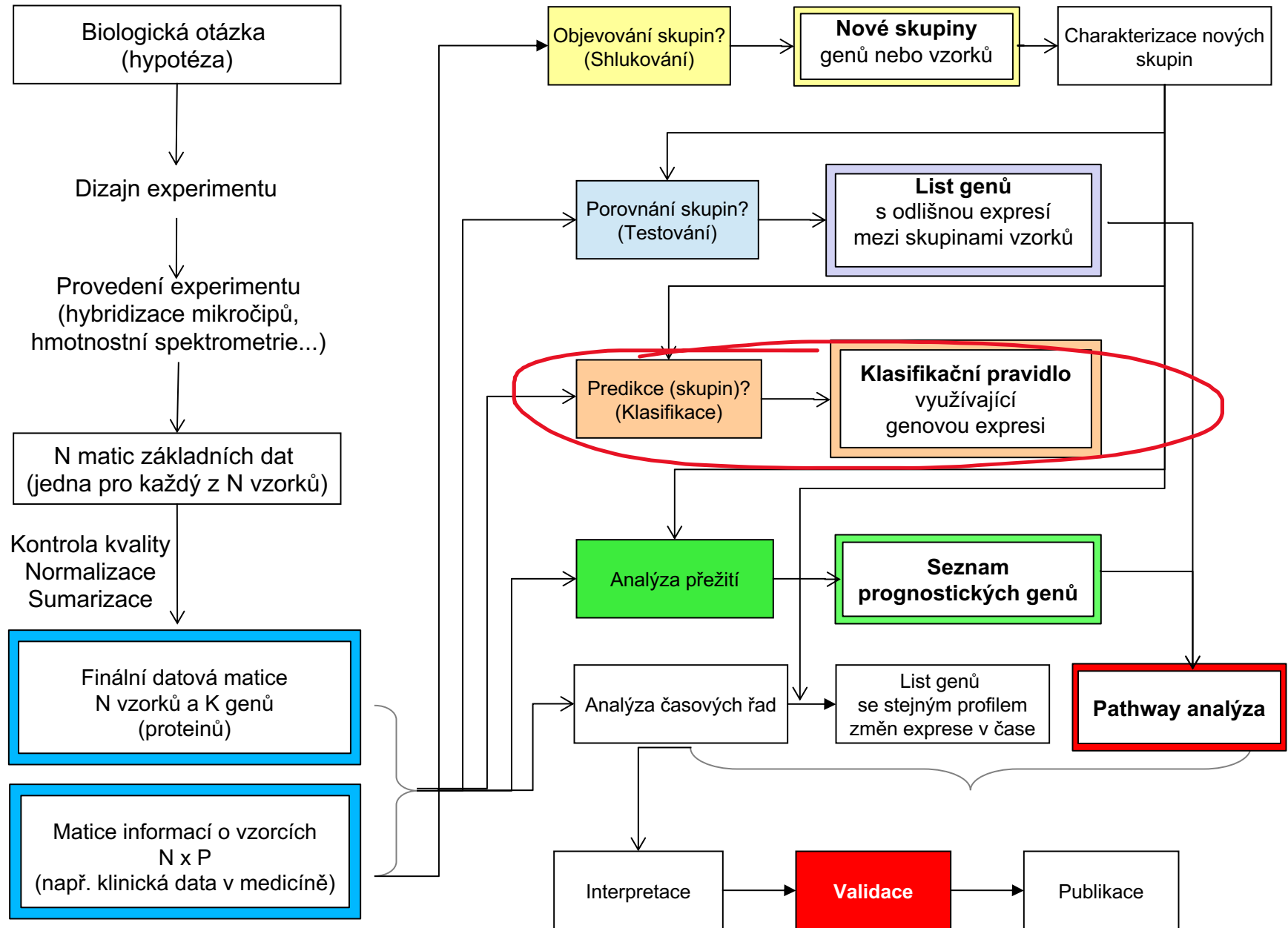


Co musí biomarker (nebo model) splňovat

Musí být použitelný rutinně v praxi:

- **přesný** (dostatečně citlivý a dostatečně specifický)
- **robustní** (co nejméně omezen technologií měření)
- **reproducibilní** (obecně platný na cílové populaci)

Jak se hledá potenciální biomarker v omics datech





ANIL POTTI

CASE PROGRESSION

**JULY
2010**

Potti is accused of falsifying information on his resume, and Duke launches an investigation into his work

**NOV
2010**

Potti resigns

**OCT
2011**

Patients in Potti's clinical trials file a lawsuit against the University

**JAN 29 THUR
2015**

**LAWSUIT SET
TO START**

Jak skandál změnil svět omicsového výzkumu

Červenec 2010 – ředitel National Cancer Institute (NCI) Harold Varmus obdržel **dopis** od více než **30 statistiků** a bioinformatiků, ve kterém vyjádřili své obavy nad použitím několika testů založených na genové expresi, které se používali v již probíhajících klinických studiích na Duke University k predikci odpovědi na chemoterapii.

V důsledku vznikla komise Institutu medicíny (IOM), cílem které bylo sepsání doporučení pro vývoj testů z omicsových studií

This PDF is available from The National Academies Press at http://www.nap.edu/catalog.php?record_id=13297



Evolution of Translational Omics: Lessons Learned and the Path Forward

ISBN
978-0-309-22418-5

300 pages
6 x 9
PAPERBACK (2012)

Christine M. Micheel, Sharly J. Nass, and Gilbert S. Omenn, Editors;
Committee on the Review of Omics-Based Tests for Predicting Patient
Outcomes in Clinical Trials; Board on Health Care Services; Board on
Health Sciences Policy; Institute of Medicine

IOM (Institute of Medicine). 2012. *Evolution of Translational Omics: Lessons Learned and the Path Forward*. Washington, DC: The National Academies Press.

M U N I | R E C E T O X

IOM komise: Specifika testů založených na omics



Testy na bázi omics a ve skutečnosti všechny klinické laboratorní testy podléhají odlišnému regulačnímu rámci než léky



Absence jasného biologického zdůvodnění na rozdíl od většiny ostatních klinických laboratorních testů založených na jediném analytu



Složitost omicsového výzkumu ztěžuje sdílení komplexních datových souborů a výpočetních modelů, což omezuje schopnost ostatních vědců replikovat a ověřovat zjištění a závěry těchto studií

Absence jasného biologického odůvodnění testů z omics biomarkerů

Biologické zdůvodnění **testu s jedním analytem** je často zcela zřejmé: Test je užitečný, protože gen, RNA, protein nebo metabolit hraje pochopitelnou roli v patologii onemocnění nebo jiném vyšetřovaném biologickém procesu.

Příklady:

Testování karcinomu prsu lidským epidermálním růstovým faktorem 2 (HER2)

Měření hladiny cholesterolu lipoproteinů s nízkou hustotou (LDL) pro hodnocení srdečního rizika

Absence
jasného
biologického
odůvodnění
testů omics
biomarkerů –
proč je to
problém

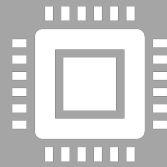
Když se nedá test založený na omicsových biomarkerech biologicky odůvodnit, je o to důležitější ho správně VYTVOŘIT a poté správně VALIDOVAT, aby byla zajištěna vědecká spolehlivost!

Z důvodů vyššího rizika „přetrénování“ těchto testů je potřeba přísných kritérií, validace a odpovědnosti ještě vyšší než u samostatných testů založených na biomarkerech.

Problém (ne) sdílení komplexních datových souborů a výpočetních modelů



K dispozici jsou databázové úložiště pro soubory omicových dat, ale sdílení dat není rutinní a bez přístupu k datům a přesně definovanému výpočetnímu modelu je replikace a ověření obtížnější než pro biomarkery založené na jednotlivých analytech.

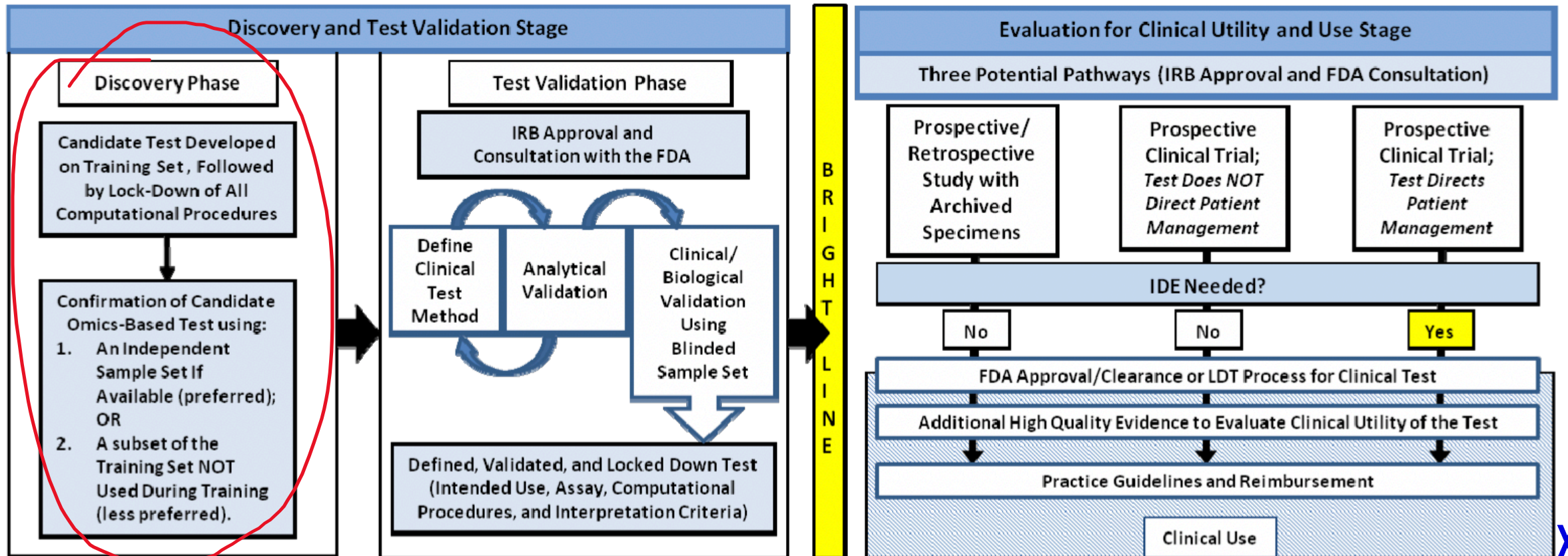


I když nezávislé validační studie jsou drahé, potřeba replikace v omicových studiích je nutná vzhledem ke složitosti dat, které mohou vést k chybám (od jednoduchých chyb správy dat až po nesprávně navržené výpočetní modely).



Tato úroveň složitosti neexistuje pro výzkum, vývoj a validaci testů s jedním biomarkerem.

Doporučení IOM komise pro vývoj testů založených na omicsových datech



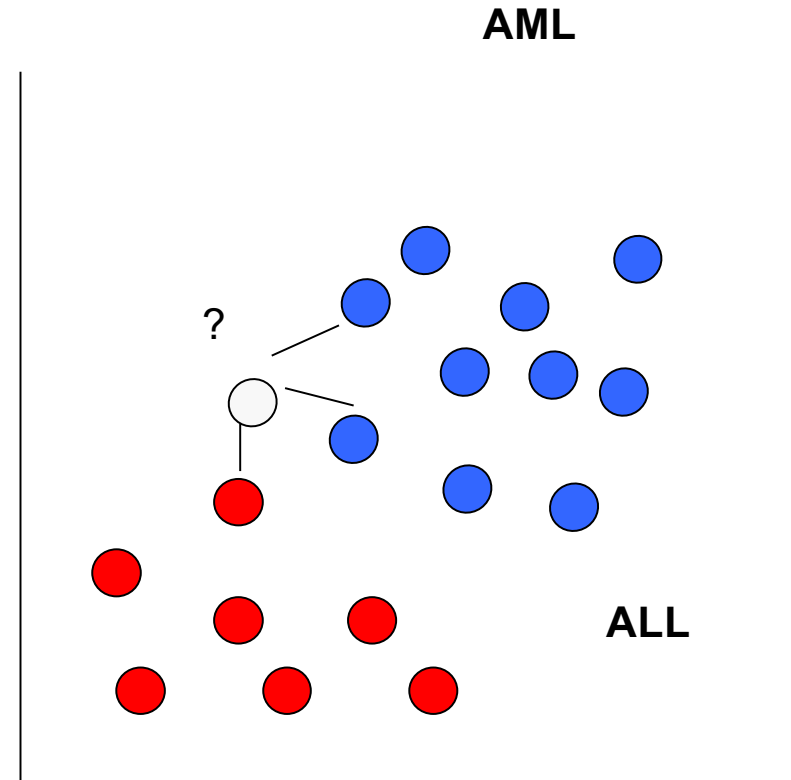
Jak (ne) predikovat
téměř cokoliv

Biomarkery jako pomůcky pro diagnostiku, predikci odpovědi na léčbu nebo prognózu

- Používáme metody klasifikace!

Predikce a klasifikace

- V tomto typu analýzy se snažíme předpovědět příslušnost k jedné ze známých skupin na základě jejich molekulárního profilu
- Například určujeme:
 - diagnózu
 - odpověď na terapii
 - přežití pacienta
 - ...
- Cílem je **vytvořit klasifikační pravidlo (soubor pravidel)**, které toto umožní
- Vytvoření klasifikátoru může sloužit jako **nástroj pro selekci genů**, které významně diskriminují mezi skupinami



Princip tvorby klasifikátoru

1. Výběr proměnných pro klasifikaci

- Vybíráme geny nebo proteiny, které se v klasifikátoru použijí

2. Trénování

- Na trénovacích datech vytvoříme klasifikační pravidlo (klasifikátor, model)

3. Testování

- Vytvořený klasifikátor se otestuje na testovacích datech
- K odhadnutí výkonnosti (přesnosti) klasifikátoru a optimalizaci parametrů

Výběr proměnných I.

Důvody výběru proměnných

- **Ze statistického hlediska**
 - Eliminace tisíců nerelevantních genů významně ovlivní komplexitu vybraného klasifikátoru, stane se robustnější.
- **Z biologického hlediska**
 - Výběr vhodných genů/proteinů silně korelovaných s danou skupinou pomůže pochopit mechanismus jejich působení.
- **Z praktického hlediska**
 - Čím méně genů potřebujeme pro predikci, tím snadnější je uplatnění klasifikátoru v praxi.

Výběr proměnných II.

- U omics dat je výběr proměnných trochu problematický, protože jsou velmi korelované
- Výběr jednoho reprezentanta je víceméně náhodný
- Malé změny v trénovacích datech, případně aplikace jiného klasifikátoru může vyústit do úplně jiné selekce genů
 - To je v pořádku, ale pozor na interpretaci!
- Při interpretaci je třeba brát na zřetel, že se jedná pouze o podskupinu genů
- Biologické závěry o podskupinách vzorků by měly být založené na studiu celé množiny významných genů

Příklad

ARTICLE

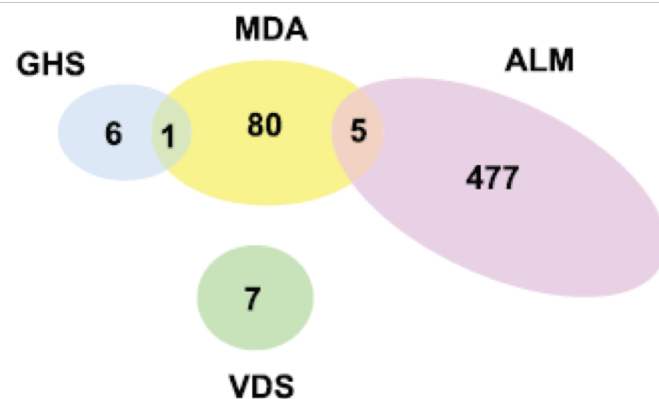
Test of Four Colon Cancer Risk-Scores in Formalin Fixed Paraffin Embedded Microarray Gene Expression Data

Antonio F. Di Narzo, Sabine Tejpar, Simona Rossi, Pu Yan, Vlad Popovici, Pratyaksha Wirapati, Eva Budinska, Tao Xie, Heather Estrella, Adam Pavlicek, Mao Mao, Eric Martin, Weinrich Scott, Fred T. Bosman, Arnaud Roth, Mauro Delorenzi

Manuscript received December 9, 2013; revised April 22, 2014; accepted July 2, 2014.

Table 1. Description of the four risk scores analyzed*

| Abbreviation | Risk scores | | | |
|--------------------------|------------------------|-------------------------|-----------------|--------------------------|
| | GHS | VDS | MDA | ALM |
| Developer | Genomic Health | Veridex | MD Anderson | ALMAC diagnostics |
| Type of assay | Q-RT-PCR | microarray and Q-RT-PCR | microarray | microarray |
| Type of tissue | FFPE | fresh frozen and FFPE | fresh frozen | FFPE |
| Main publication | O'Connell et al. 2010. | Jiang et al. 2008. | Oh et al. 2011. | Kennedy et al. 2011. |
| Total number of features | 7 | 7 | 114 (86 genes) | 634 (482 genes) |
| Features used (genes) | 7 | 6 | 85 (85 genes) | 634 (identical platform) |



Metody klasifikace

Black-box metody

Ke klasifikaci nového vzorku používají celý trénovací soubor.
Obvykle nejsou jednoduše interpretovatelné

K-nejbližších sousedů
Support vector machines
Neuronové sítě

Metody vytvářející srozumitelná klasifikační pravidla

Více intuitivní, jednoduše použitelné v praxi
Pouze na vybraných proměnných

Regresní modely
Diskriminační analýza
Klasifikační stromy a lesy
Top scoring pairs
AdaBoost...

Odhad výkonnosti

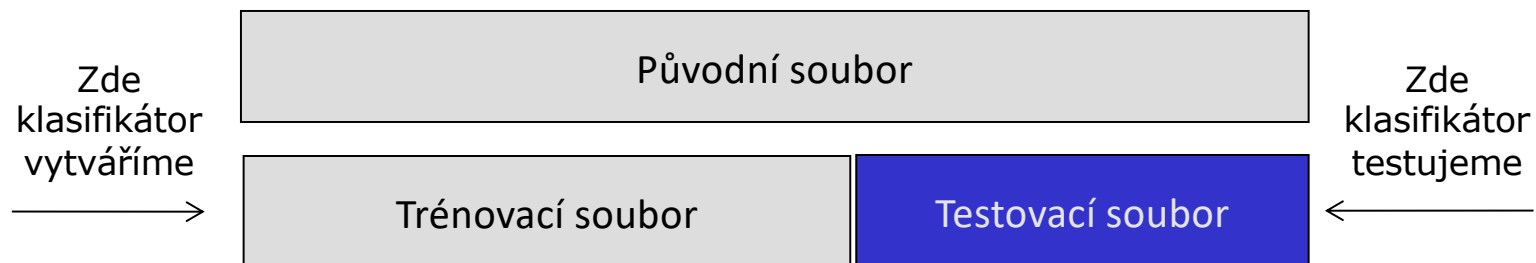
Výkonnost každého klasifikátoru musí být testována

- Proč odhadovat výkonnost klasifikátoru?
 - Omezení trénovacím souborem
 - Bez předpokladu o rozložení neexistuje žádný vzorec pro výpočet velikosti vzorku
 - Často existuje jen jeden datový soubor pro trénování a testování klasifikátoru
- **POZOR** - Odhad výkonnosti klasifikátoru na trénovacích datech je **VŽDY** optimisticky zkreslený proto **nutnost testovat na nezávislém souboru**

Odhad výkonnosti

Základní myšlenka:

Převzorkováním rozdělit (opakovaně) datový soubor na trénovací a testovací, vytvořit klasifikátor na trénovacím souboru a změřit výkonnost klasifikátoru jen na datech, které nebyly použity pro jeho vytvoření.



UPOZORNĚNÍ: Všechny kroky, které závisí na převzorkování, a které vedou k finálnímu **modelu musí být zopakované identicky na každém rozdělení na trénovací a testovací soubor.**

Patří sem například výběr proměnných, trénování klasifikátoru, optimalizace parametrů,...

Odhad výkonnosti

- Každé dva trénovací soubory vytvořené z původního datového souboru s pomocí převzorkování se do jisté míry překrývají -> vytvořené klasifikátory tedy nejsou úplně nezávislé
- Variabilita je obvykle podhodnocená
- NUTNOST TESTOVAT NA JINÉM VALIDAČNÍM SOUBORU

Co získáme odhadem výkonnosti?

- Zjistíme **očekávanou výkonnost klasifikátoru** na validačním, nebo jakémkoliv jiném souboru!
- **Můžeme identifikovat nejstabilnější proměnné** (geny/proteiny) – tedy ty, které jsou vybrány nejčastěji!
- **Zjistíme**, které vzorky jsou často špatně klasifikované (pokud takové jsou, naznačuje to **odlehle hodnoty**)

Vyhodnocení přesnosti klasifikátoru

| | | Klasifikace | |
|------------|------------------------|--|---|
| | | Zdravý (negativní) | Nemocný (pozitivní) |
| Skutečnost | Zdravý (negativní) | Pravdivá negativita (PN) | Falešná pozitivita (FP) Chyba I. druhu |
| | Nemocný (pozitivní) | Falešná negativita (FN) Chyba II. druhu | Pravdivá pozitivita (PP) |

| | | Klasifikace | | |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------------|
| | | Zdravý (-) | Nemocný (+) | Celkem |
| Skutečnost | Zdravý (-) | PN | FP | PN + FP |
| | Nemocný (+) | FN | PP | FN + PP |
| Celkem | | PN + FN | FP + PP | PN + FN + FP + PP |

Všichni skutečně
zdraví (negativní)

Všichni skutečně
nemocní (pozitivní)

Všichni
klasifikováni
jako **zdraví**
(negativní)

Všichni
klasifikováni
jako
nemocní
(pozitivní)

Pozitivní prediktivní hodnota (precision, PPV – positive predictive value) – jaký podíl ze všech klasifikovaných jako nemocných je opravdu nemocných?

$$PPV = \frac{PP}{FP + PP}$$

Vyhodnocení přesnosti klasifikátoru

| | | Klasifikace | | |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------------|
| | | Zdravý (-) | Nemocný (+) | Celkem |
| Skutečnost | Zdravý (-) | PN | FP | PN + FP |
| | Nemocný (+) | FN | PP | FN + PP |
| Celkem | | PN + FN | FP + PP | PN + FN + FP + PP |

Všichni skutečně
zdraví (negativní)

Všichni skutečně
nemocní (pozitivní)

Všichni
klasifikováni
jako **zdraví**
(negativní)

Všichni
klasifikováni
jako
nemocní
(pozitivní)

Senzitivita / Úplnost (sensitivity/recall/TPR - true positive rate) – jaký podíl skutečně nemocných odhalíme?

$$\text{senzitivita} = \frac{PP}{FN + PP}$$

Vyhodnocení
přesnosti
klasifikátoru

| | | Klasifikace | | |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------------|
| | | Zdravý (-) | Nemocný (+) | Celkem |
| Skutečnost | Zdravý (-) | PN | FP | PN + FP |
| | Nemocný (+) | FN | PP | FN + PP |
| Celkem | | PN + FN | FP + PP | PN + FN + FP + PP |

Všichni skutečně
zdraví (negativní)

Všichni skutečně
nemocní (pozitivní)

Všichni
klasifikováni
jako **zdraví**
(negativní)

Všichni
klasifikováni
jako
nemocní
(pozitivní)

Specificita (specificity) – ze všech, kteří jsou zdraví, jaký podíl byl označen za zdravých?

$$specificita = \frac{PN}{PN + FP}$$

Vyhodnocení
přesnosti
klasifikátoru

| | | Klasifikace | | |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------------|
| | | Zdravý (-) | Nemocný (+) | Celkem |
| Skutečnost | Zdravý (-) | PN | FP | PN + FP |
| | Nemocný (+) | FN | PP | FN + PP |
| Celkem | | PN + FN | FP + PP | PN + FN + FP + PP |

Všichni skutečně
zdraví (negativní)

Všichni skutečně
nemocní (pozitivní)

Všichni
klasifikováni
jako **zdraví**
(negativní)

Všichni
klasifikováni
jako
nemocní
(pozitivní)

Podíl falešné positivity (FPR) – ze všech, kteří jsou zdraví, jaký podíl byl označen za nemocných?

$$FPR = \frac{FP}{PN + FP}$$

Vyhodnocení
přesnosti
klasifikátoru

| | | Klasifikace | | |
|------------|-------------|-------------|-------------|-------------------|
| | | Zdravý (-) | Nemocný (+) | Celkem |
| Skutečnost | Zdravý (-) | PN | FP | PN + FP |
| | Nemocný (+) | FN | PP | FN + PP |
| Celkem | | PN + FN | FP + PP | PN + FN + FP + PP |

Všichni skutečně
zdraví (negativní)

Všichni skutečně
nemocní (pozitivní)

Všichni
klasifikováni
jako **zdraví**
(negativní)

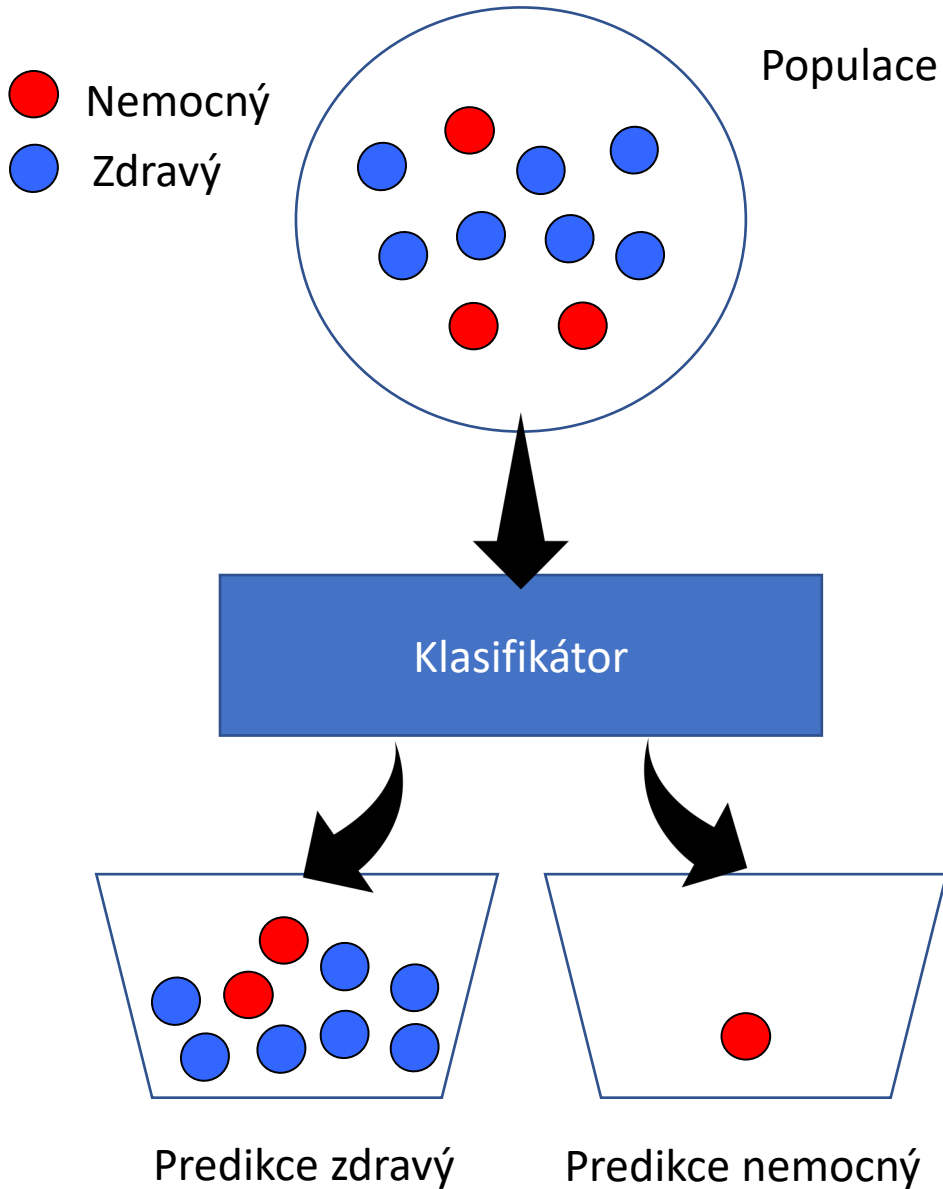
Všichni
klasifikováni
jako
emocní
(pozitivní)

Celková přesnost (accuracy) – jaké procento je
správně klasifikováno?

$$přesnost = \frac{PN + PP}{(PN + FP + FN + PP)}$$

Vyhodnocení
přesnosti
klasifikátoru

Vyhodnocení přesnosti klasifikátoru – příklad 1



| | | Klasifikace | | Celkem |
|------------|---------|-------------|---------|--------|
| | | Zdravý | Nemocný | |
| Skutečnost | Zdravý | 7 | 0 | 7 |
| | Nemocný | 2 | 1 | 3 |
| Celkem | | 9 | 1 | 10 |

$$\text{specificita} = \frac{PN}{PN + FP} = \frac{7}{7} = 100\%$$

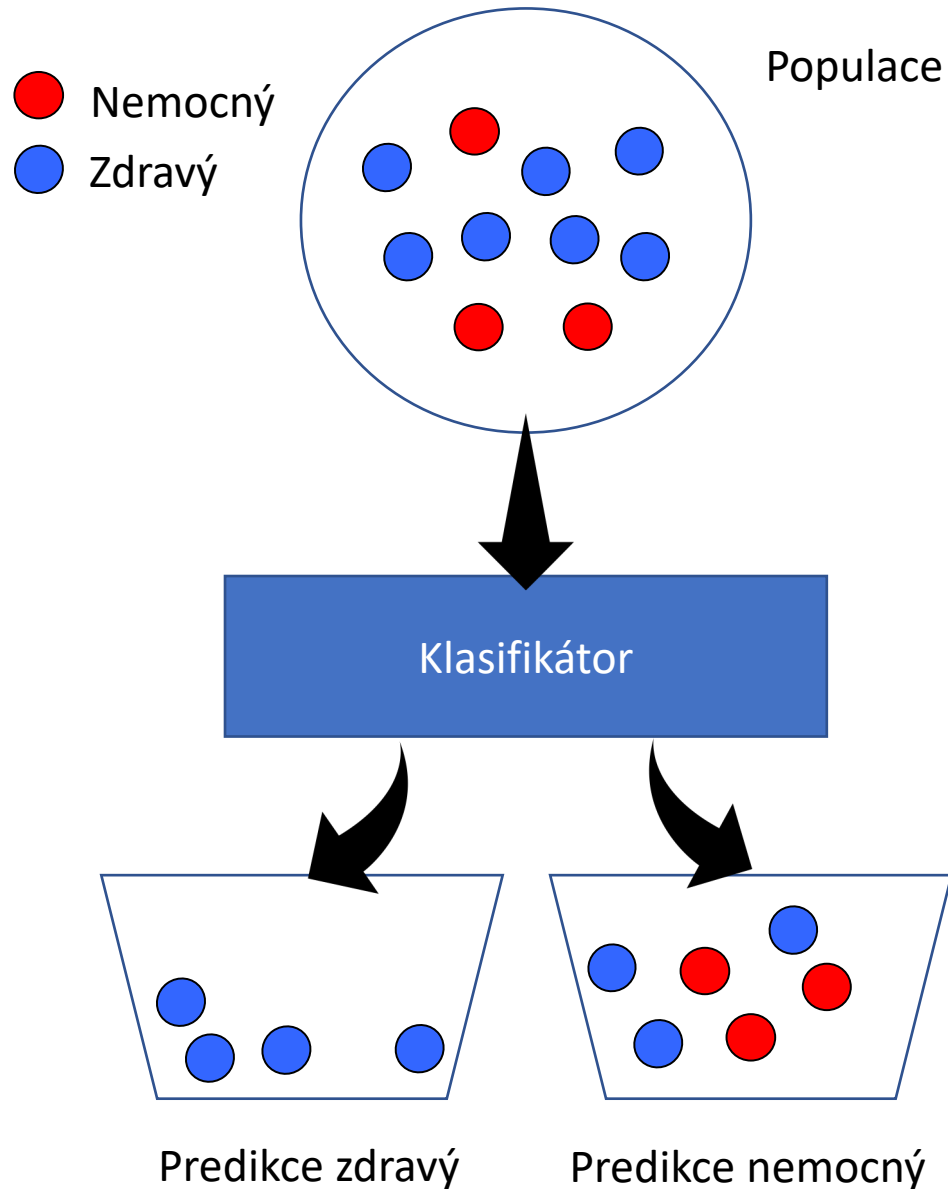
$$\text{senzitivita} = \frac{PP}{FN + PP} = \frac{1}{3} = 33\%$$

$$FPR = \frac{FP}{PN + FP} = \frac{0}{7} = 0\%$$

$$PPV = \frac{PP}{FP + PP} = \frac{1}{1} = 100\%$$

$$\text{přesnost} = \frac{PN + PP}{(PN + FP + FN + PP)} = \frac{7 + 1}{7 + 0 + 2 + 1} = \frac{8}{10} = 80\%$$

Vyhodnocení přesnosti klasifikátoru – příklad 2



| | | Klasifikace | | Celkem |
|------------|---------|-------------|---------|--------|
| | | Zdravý | Nemocný | |
| Skutečnost | Zdravý | 4 | 3 | 7 |
| | Nemocný | 0 | 3 | 3 |
| Celkem | | 4 | 6 | 10 |

$$\text{senzitivita} = \frac{PP}{FN + PP} = \frac{3}{3} = 100\%$$

$$\text{specifická} = \frac{PN}{PN + FP} = \frac{4}{7} = 57\%$$

$$FPR = \frac{FP}{PN + FP} = \frac{3}{7} = 43\%$$

$$PPV = \frac{PP}{FP + PP} = \frac{3}{6} = 50\%$$

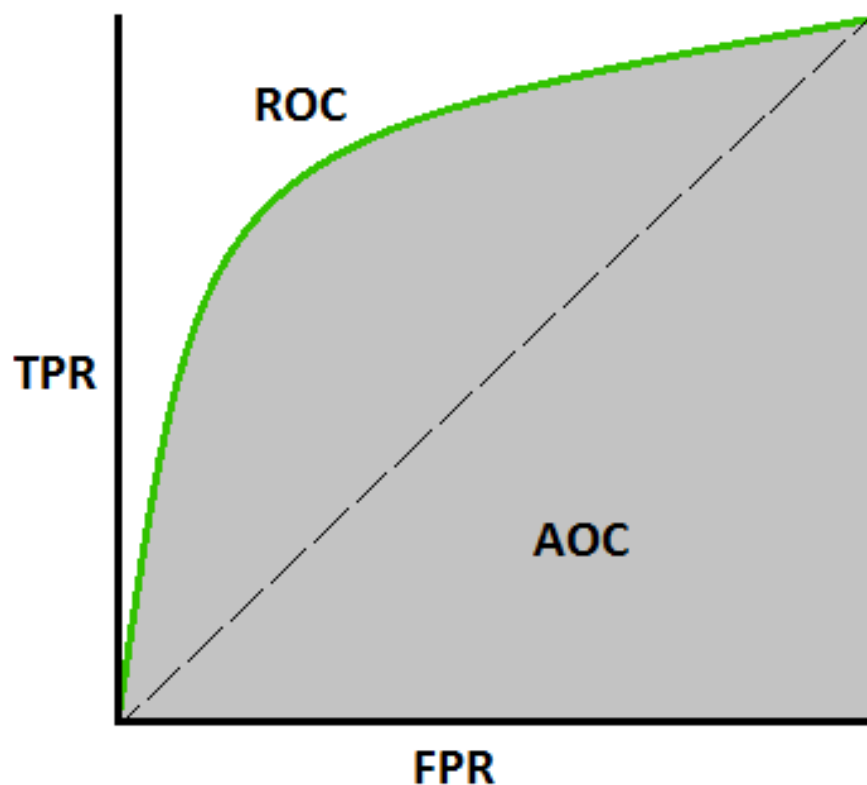
$$\text{přesnost} = \frac{PN + PP}{(PN + FP + FN + PP)} = \frac{4 + 3}{4 + 3 + 0 + 3} = \frac{7}{10} = 70\%$$

ROC křivka

- Receiver operator characteristics (ROC)
- Mějme binární klasifikátor který má být založený na nějaké proměnné (například na velikosti exprese genu)
- Musíme zvolit hranici exprese genu, která bude rozdělovat vzorky na pozitivní a negativní
- ROC křivka ukazuje, **jak dobrý klasifikátor jsme schopni na základě této proměnné sestavit** z pohledu senzitivity a specificity

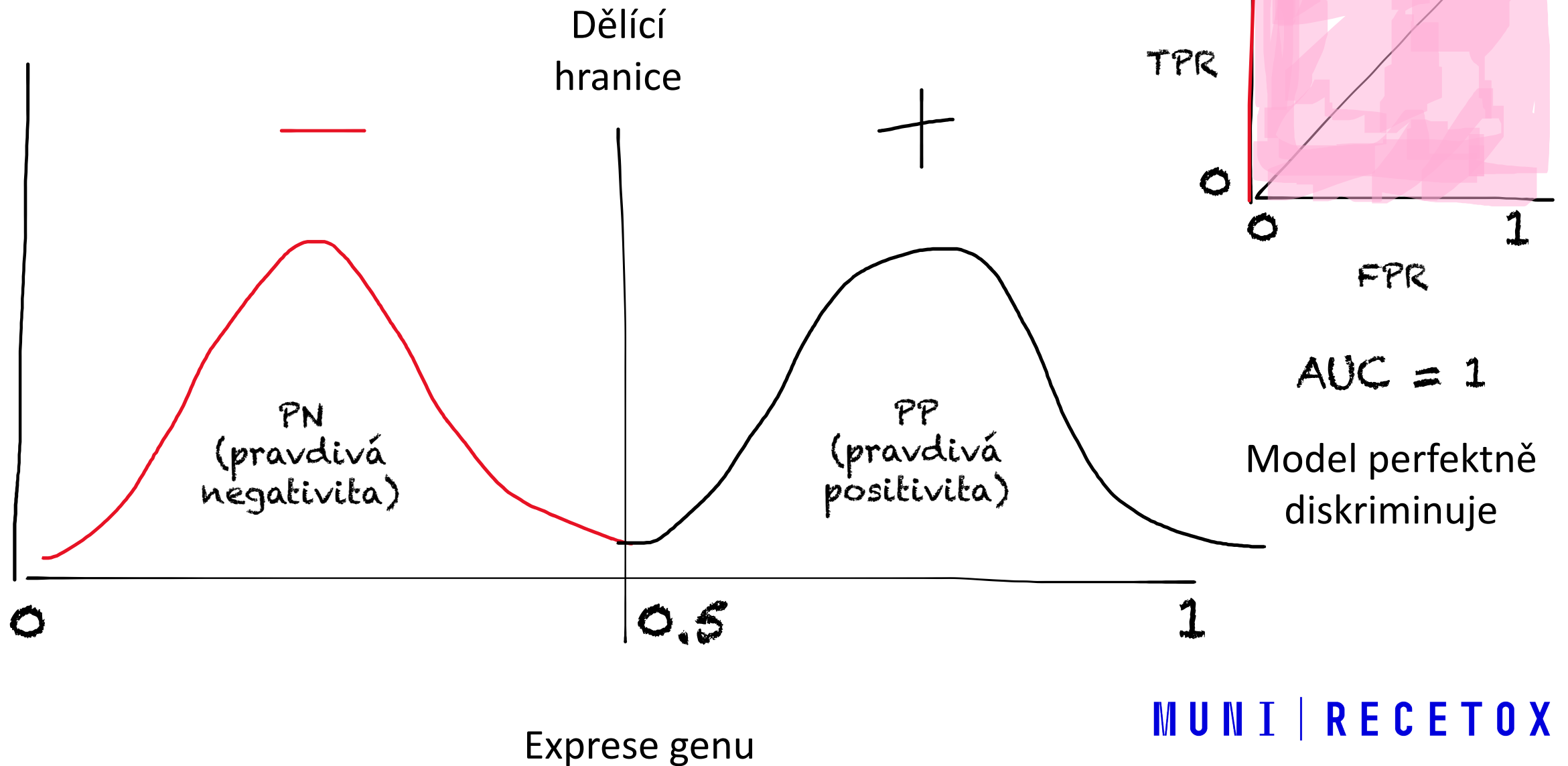
ROC křivka

- Receiver operator characteristics (ROC)

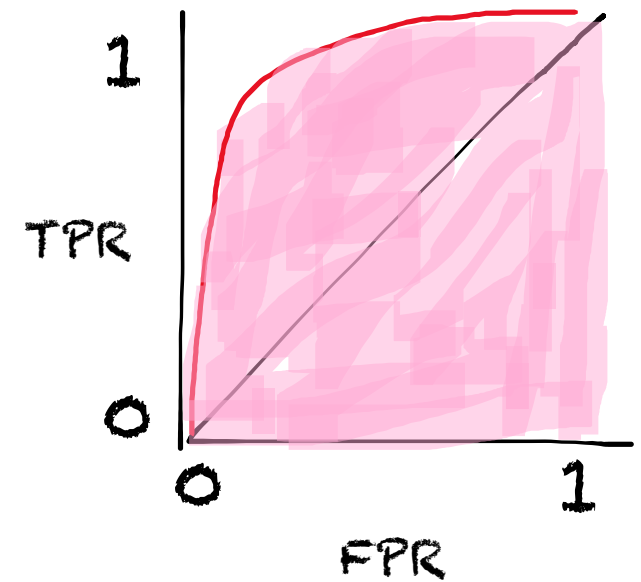
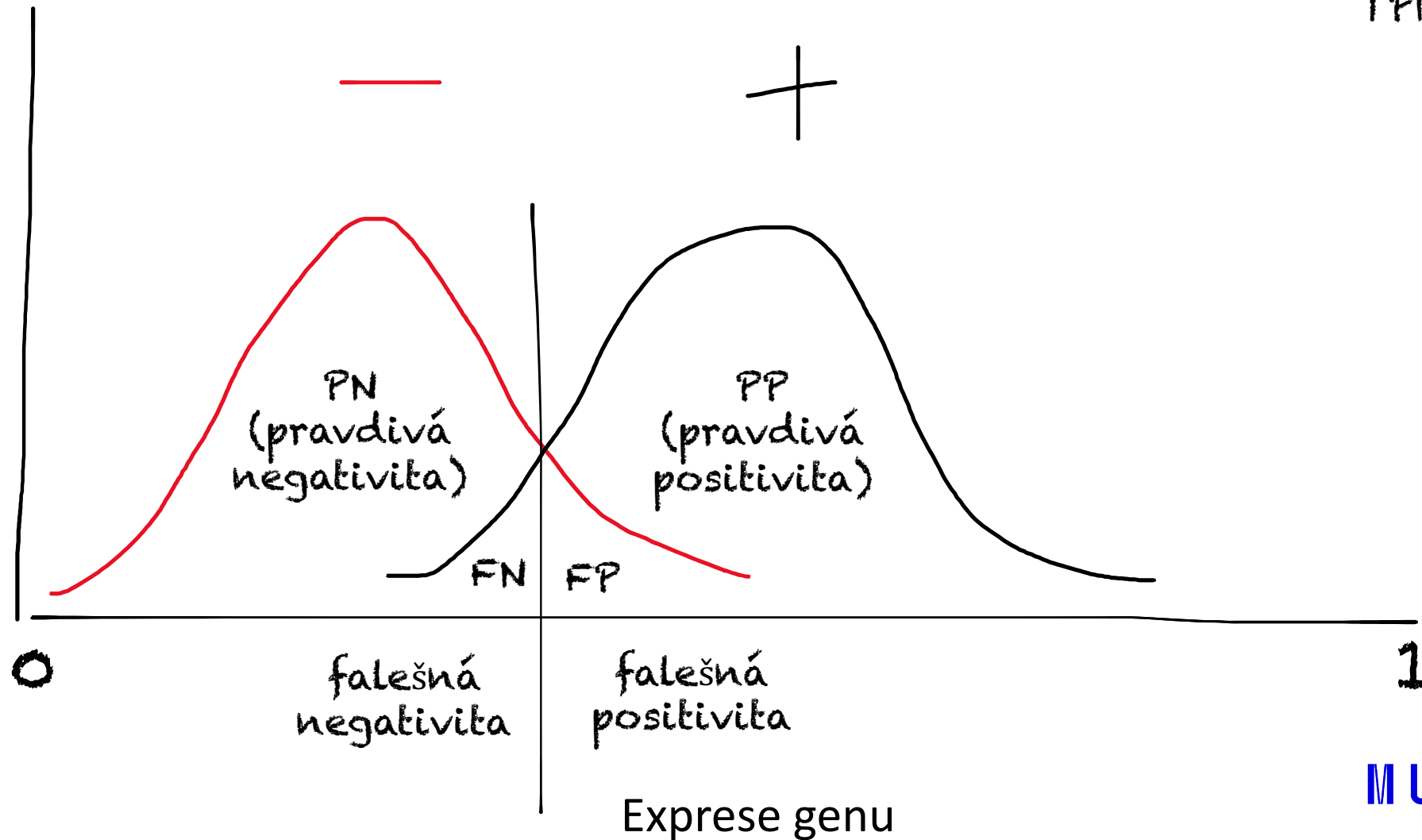


- ROC křivka zobrazuje vztah mezi FPR a TPR
- AUC – area under curve (plocha pod křivkou) - míra přesnosti testu, vyjadřuje šanci, že model bude schopen rozlišit mezi negativní a pozitivní

ROC křivka

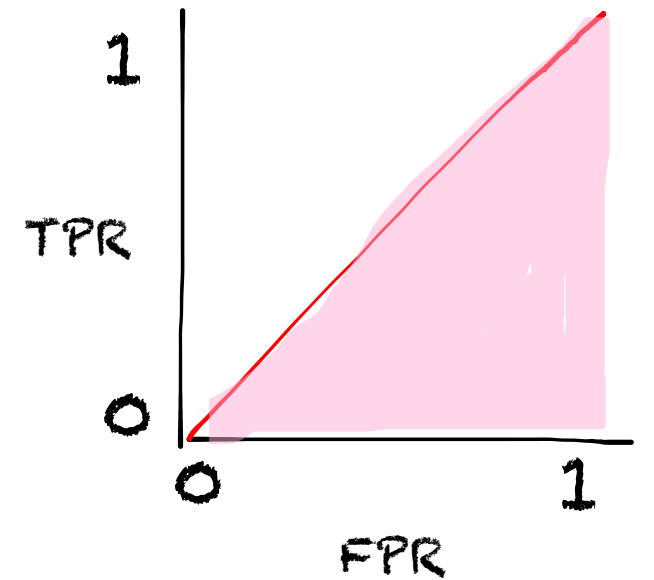
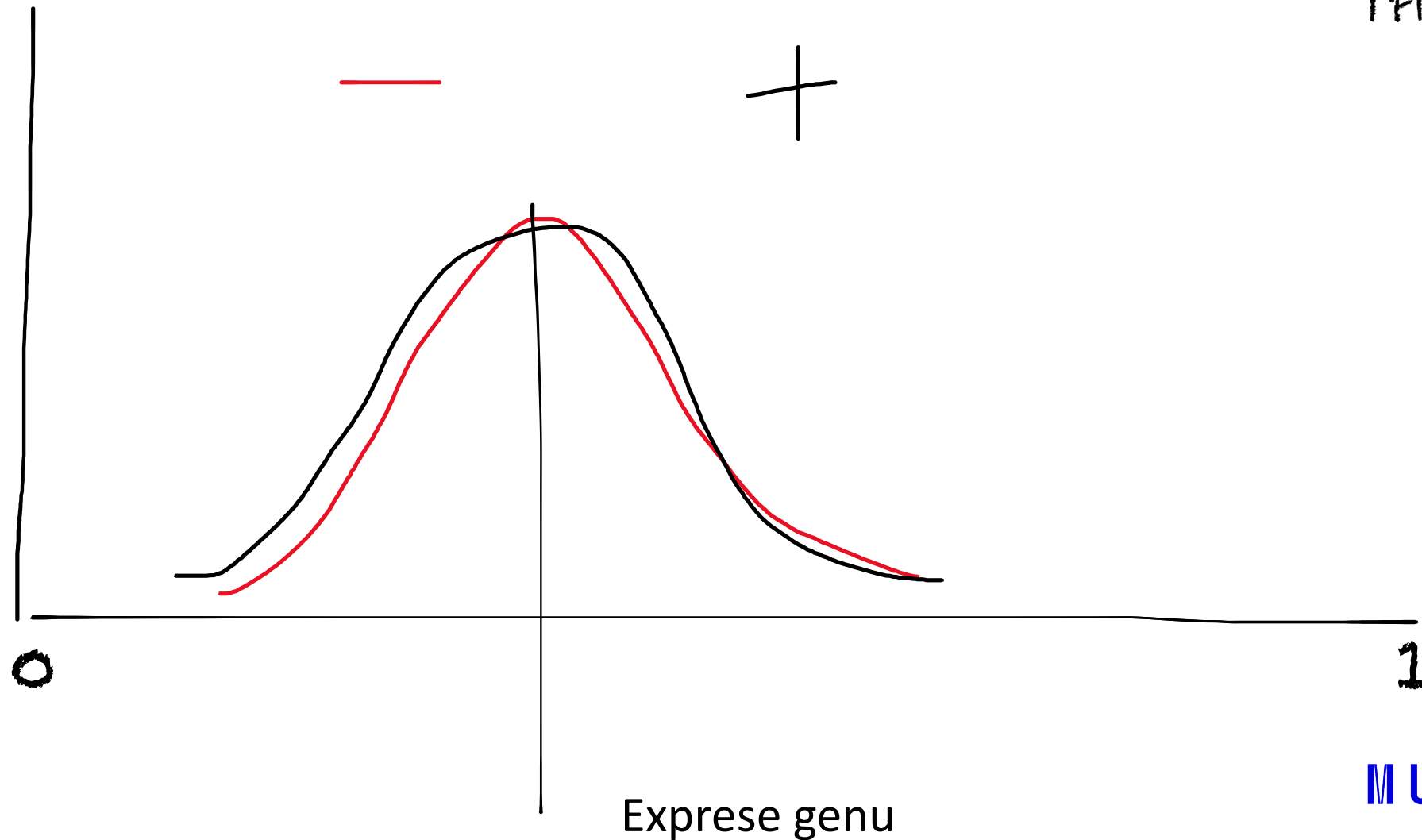


ROC křivka



AUC = 0.8

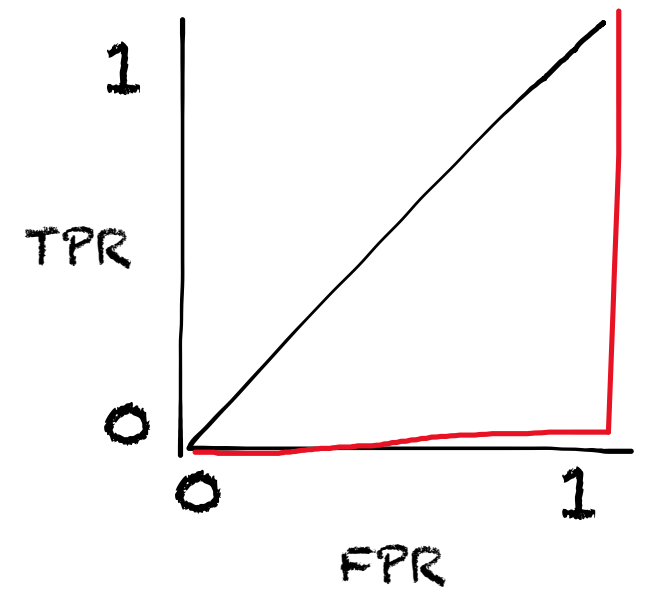
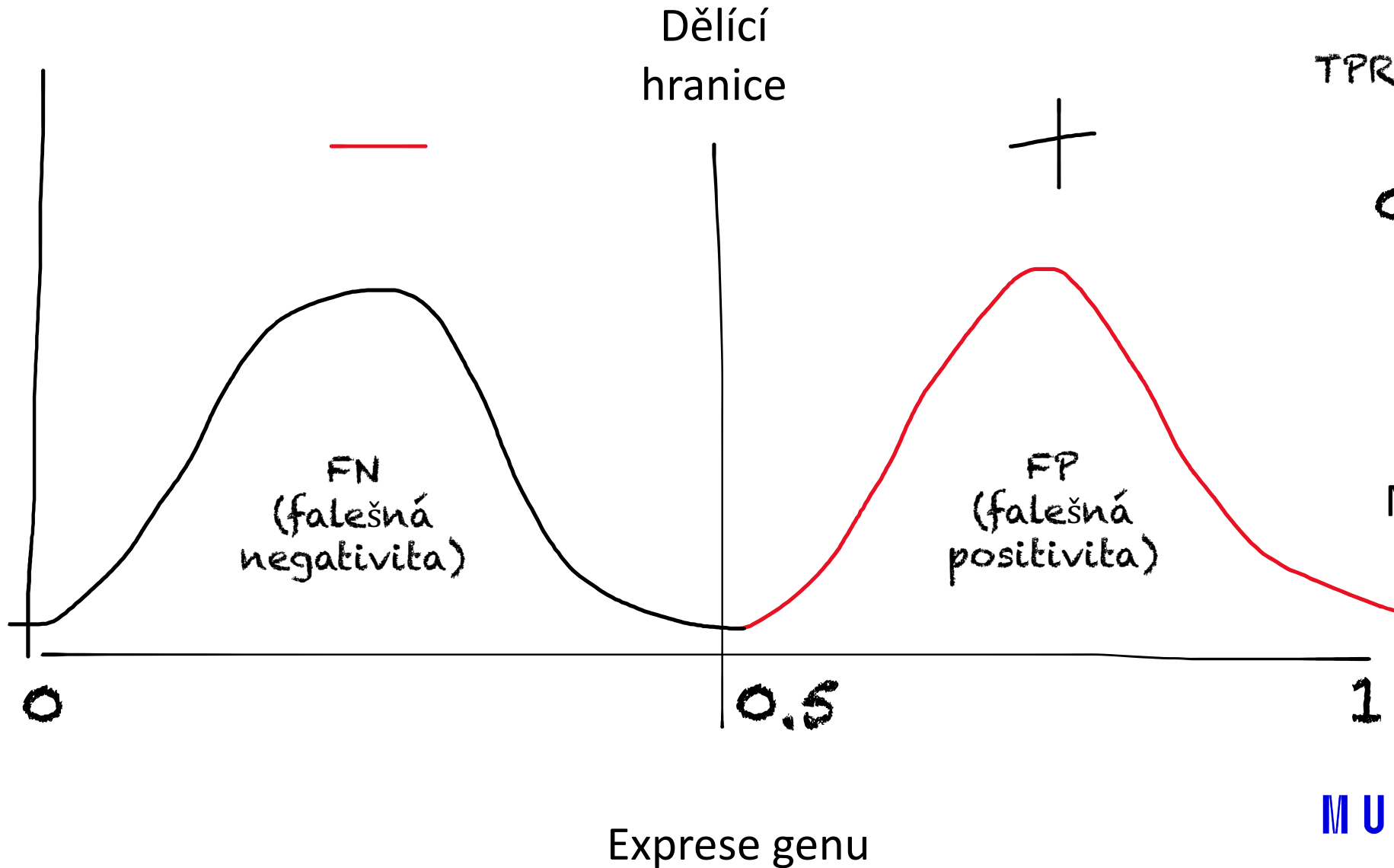
ROC křivka



$$AUC = 0.5$$

Model není lepší než
hod mincí (proměnná
nemá žádnou
diskriminační
schopnost)

ROC křivka



$$AUC = 0$$

Model určuje přesně naopak!

ROC křivka

Animace principu (jak se křivka kreslí)

<http://arogozhnikov.github.io/2015/10/05/roc-curve.html>

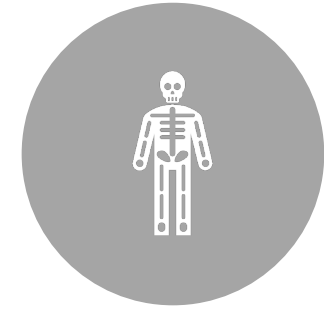
Bez validace není
publikace (?)

Není validace jako validace

Validace samotného výběru biomarkeru na cílové populaci!



STATISTICKÁ VALIDACE



JE PŘÍMO SOUČÁSTÍ
PROCESU VÝBĚRU
BIOMARKERU



JEŠTĚ PŘED JAKOUKOLIV
JINOU VALIDACÍ!

Validace technologie

zopakujeme-li experiment,
dostaneme stejné výsledky?
**(technické replikáty
stejných vzorků)**

potvrdí výsledek na tom
samém vzorku i jiná
(standardní) technologie?
mikročip vs. qPCR

Validace biologická

Dává to celé smysl?

Na jakých úrovních se
biomarker projevuje –
genová exprese? Koreluje s
proteinovou expresí?...

Validace aplikovatelnosti

Lze nalezené biomarkery
uvést do klinické praxe?

Jsou nalezené geny
přepsány do proteinů?

Lze pro nalezené proteiny
nalézt protilátku na
imunohistochemické
barvení?

The MicroArray Quality Control (MAQC)-II study of common practices for the development and validation of microarray-based predictive models

MAQC Consortium*

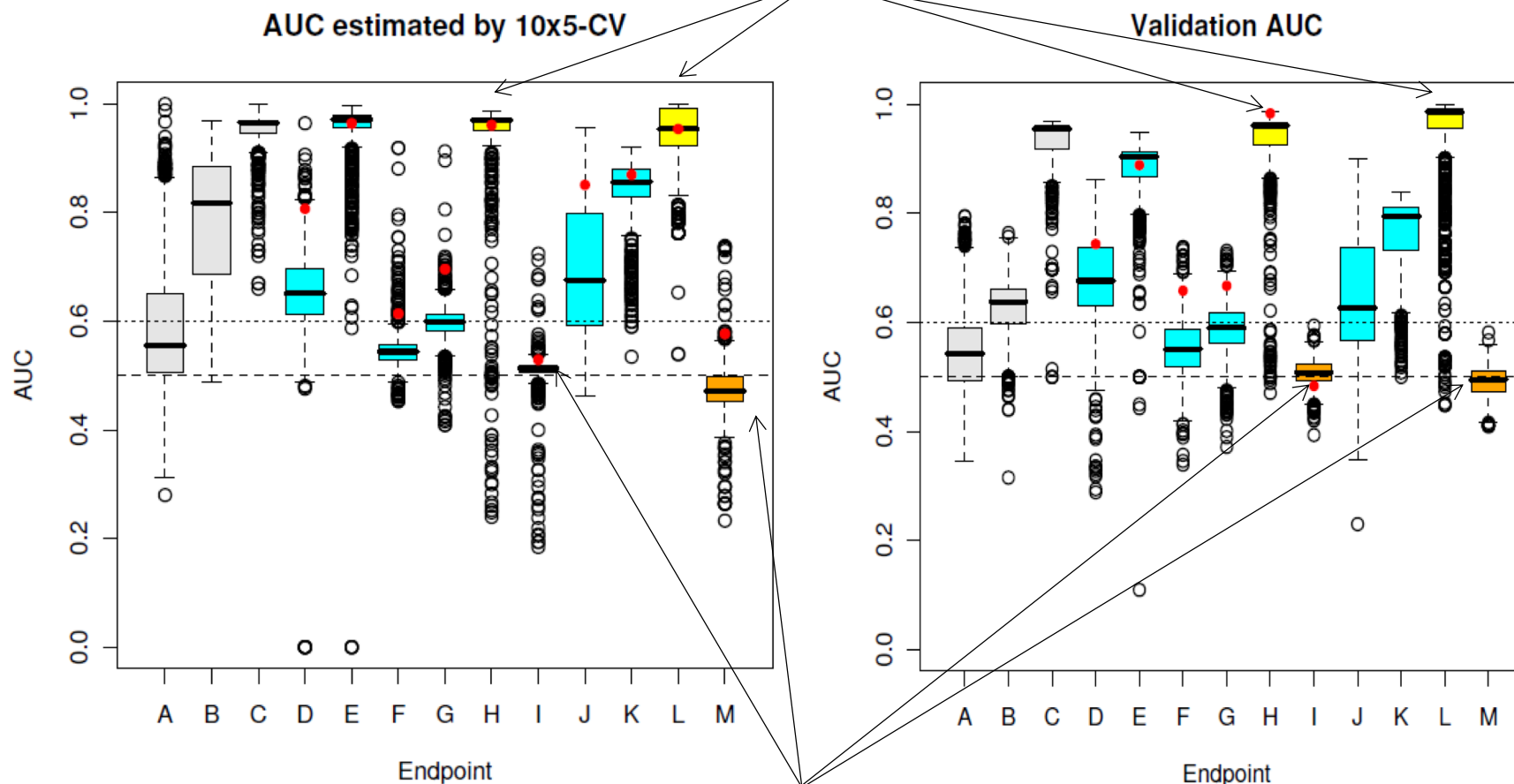
- **36** nezávislých týmů analytiků z celého světa analyzovalo **6** mikročipových studií a vytvořilo klasifikátory pro predikci **13** endpointů (ER+ vs ER-, ...)
- Každý tým navrhl plán tvorby a validace klasifikátoru
- Tyto plány byly předem posouzeny odbornými statistiky a ohodnoceny dle jejich názoru na škále od 1 do 10

MAQC II – endpointy

| štúdia | endpoint | model |
|--------|--|-------|
| A | Lung tumorigen vs non tumorigen | mouse |
| B | Non genotoxic liver carcinogens vs non-carcinogens | rat |
| C | Liver toxicants vs non-toxicants based on overall necrosis score | rat |
| D | Breast cancer - Pre-operative treatment response (pCR, pathologic complete response) | human |
| E | Breast cancer – Estrogen receptor status | human |
| F | Multiple myeloma – overall survival milestone outcome | human |
| G | Multiple myeloma – event-free survival milestone outcome | human |
| H | Clinical parameter S1 – positive control, gender | human |
| I | Clinical parameter S1 – random assignment, negative control | human |
| J | Neuroblastoma – overall survival milestone outcome | human |
| K | Neuroblastoma – event-free survival milestone outcome | human |
| L | Newly established parameter – positive control, gender | human |
| M | Newly established parameter – negative control, random | human |
| | | human |

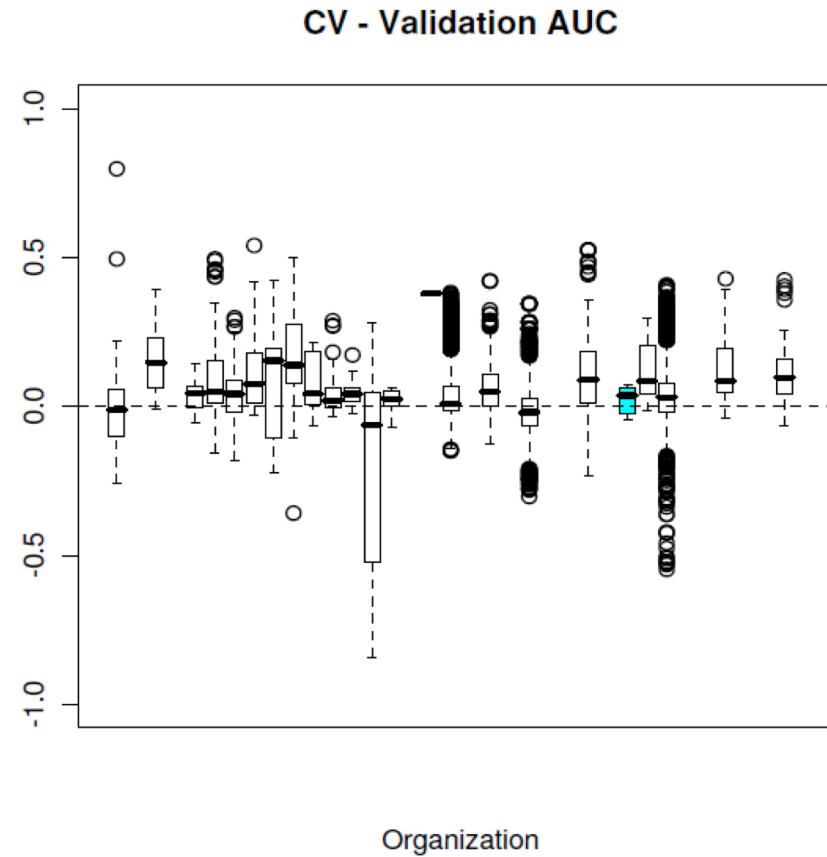
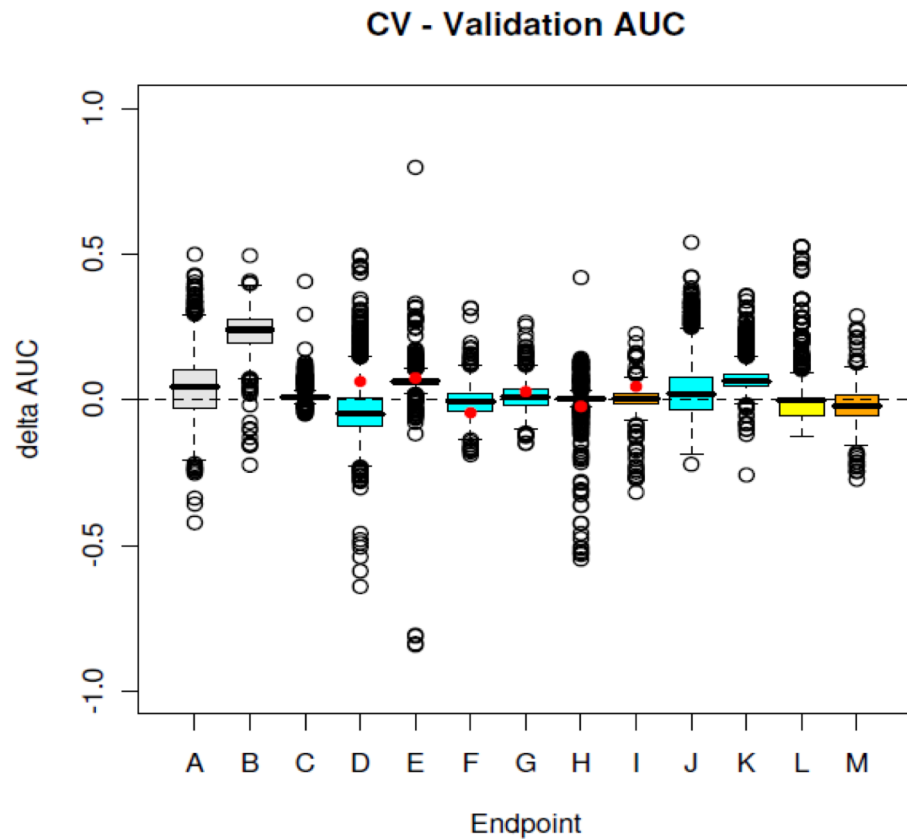
Výkonnost klasifikátorů dle experimentu

Úspěšnost odhadu pohlaví, pozitivní kontrola



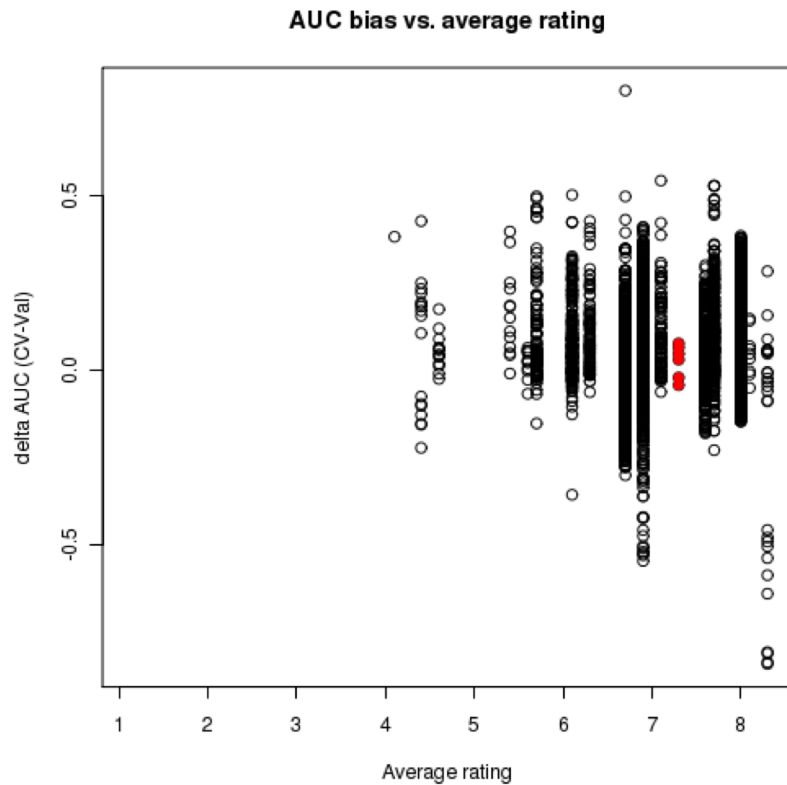
Úspěšnost predikce náhodného zařazení, negativní kontrola

Rozdíl výkonnosti odhadnuté na základě krosvalidace (CV) a na validačním souboru (Validation)



Rozdíl v AUC (plocha pod ROC křivkou) mezi odhadem výkonu krosvalidací a výkonu na validačním souboru by měl být 0

Aby to nebylo jednoduché...



To, že se algoritmus zdál hodnotitelům správný neznamená, že opravdu byl...

Rozdíl v AUC (plocha pod ROC křivkou) mezi odhadem výkonu krosvalidací a výkonu na validačním souboru jako funkce průměrného hodnocení externími hodnotiteli navržených algoritmů

Bez validace není (dobrá) publikace

Biomarkery z omicsových dat

Jsou často komplexní:

- **Složené z více charakteristik** (více genů, proteinů...)
- **Bez jasně definovaného biologického zdůvodnění**

Pocházejí z dat:

- zatížených **významným technickým šumem** z různých zdrojů
- analyzovaných **metodami, které nejsou standardizované**
- které jsou pouze **korelované** s měřenou proměnnou (např. nejsou koncentrace ani počty molekul)
- které jsou **komplexní a obtížně se sdílejí**

- Detekce biomarkerů, které budou reprodučibilní a použitelné je **životně závislá na:**
 - správném dizajnu experimentu
 - minimalizaci laboratorních chyb
 - správném výběru metody pro spracování dat a jejich následnou statistickou analýzu
 - !validaci!

Závěrem

