Hodnocení výkonnosti klasifikátoru

Nature Inspired
Technologies Group

	Předvídaný pozitivní	Předvídaný negativní	Přesnost podle tříd (rate)
Skutečně pozitivní	a	b	$\boldsymbol{TPR} = a/(a+b)$ **senzitivita** $FNR = b/(a+b)$
Skutečně negativní	c	d	$\boldsymbol{TNR} = d/(c+d)$ **specificita** $FPR = c/(c+d)$ fr.falešných alarmů

$$\textbf{Přesnost}\ (accuracy) = (a+d)/(a+b+c+d)$$

Skut./ předv.	⊕	⊗	
⊕	30	20	**50**
⊗	10	40	**50**
	40	**60**	**100**

Pos je frekv. skutečně ⊕ ve všech příkladech

Skut./ předv.	⊕	⊗	
⊕	60	15	**75**
⊗	10	15	**25**
	40	**60**	**100**

$$accuracy = pos * TPR + neg * TNR$$

Příklad přísného web vyhledávače

Skut./ předv.	⊕	⊗	
⊕	0	1	**1**
⊗	0	999	**999**
	0	**999**	**1000**

Precisnost (*důvěra, konfidence, precision*)

$$= \boldsymbol{a} / (\boldsymbol{a} + \boldsymbol{c})$$

„podíl správně klasifikovaných objektů ve všech příkladech klasifikovaných jako ⊕" se používá jako alternativa ***TPR*** v případě velmi nerovnoměrného poměru mezi *Pos* a *Neg* .

V uvedeném příklade ani to opatření nepomůže!

Coverage plot

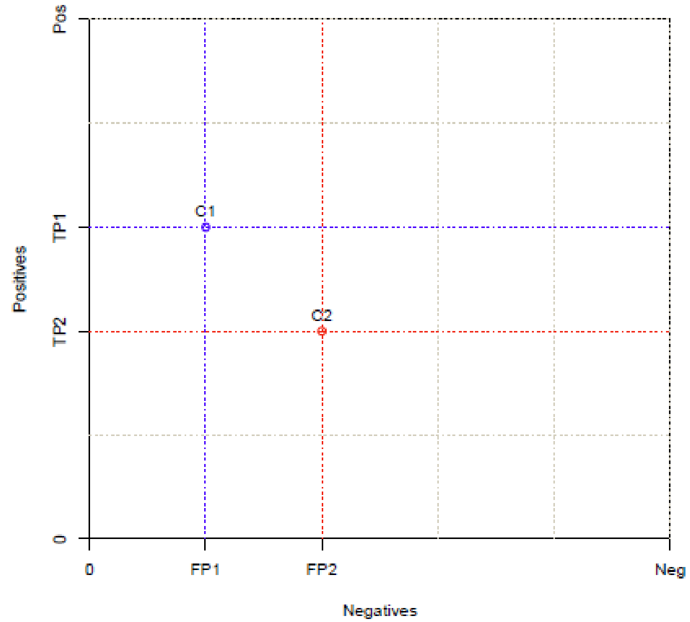
Nástroj pro vizualizaci výkonu

klasifikátoru „po klas. třídách“

Klasifikátor **C1 dominuje** nad **C2,**

pokud **C1** je lepší než **C2** na

obou třídách



Skut./ předv.	⊕	⊗	
⊕	30	20	**50**
⊗	10	40	**50**
	40	**60**	**100**

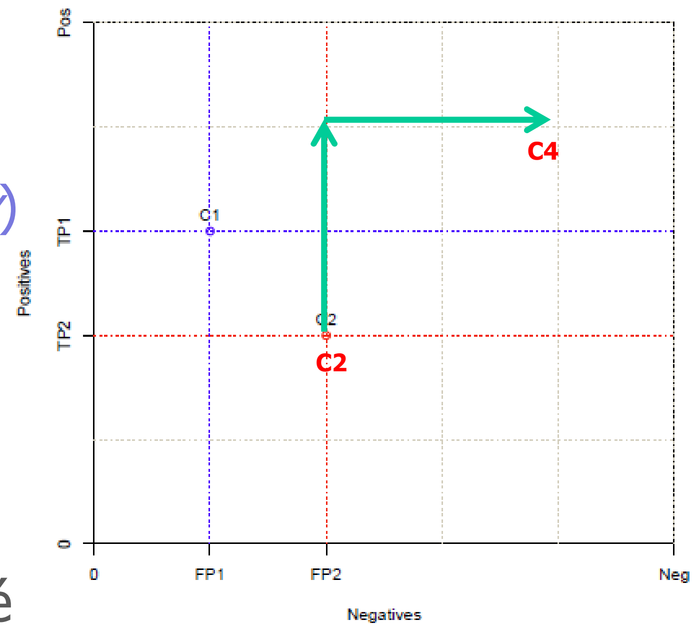
Skut./ předv.	⊕	⊗	
⊕	20	30	**50**
⊗	20	30	**50**
	40	**60**	**100**

Coverage plot

Lze poznat v použitém znázornění, kdy má

klasifikátor **C4** stejnou **přesnost** (*accuracy*) jako **C2 ?**

$$accuracy = (a+d)/(a+b+c+d)$$



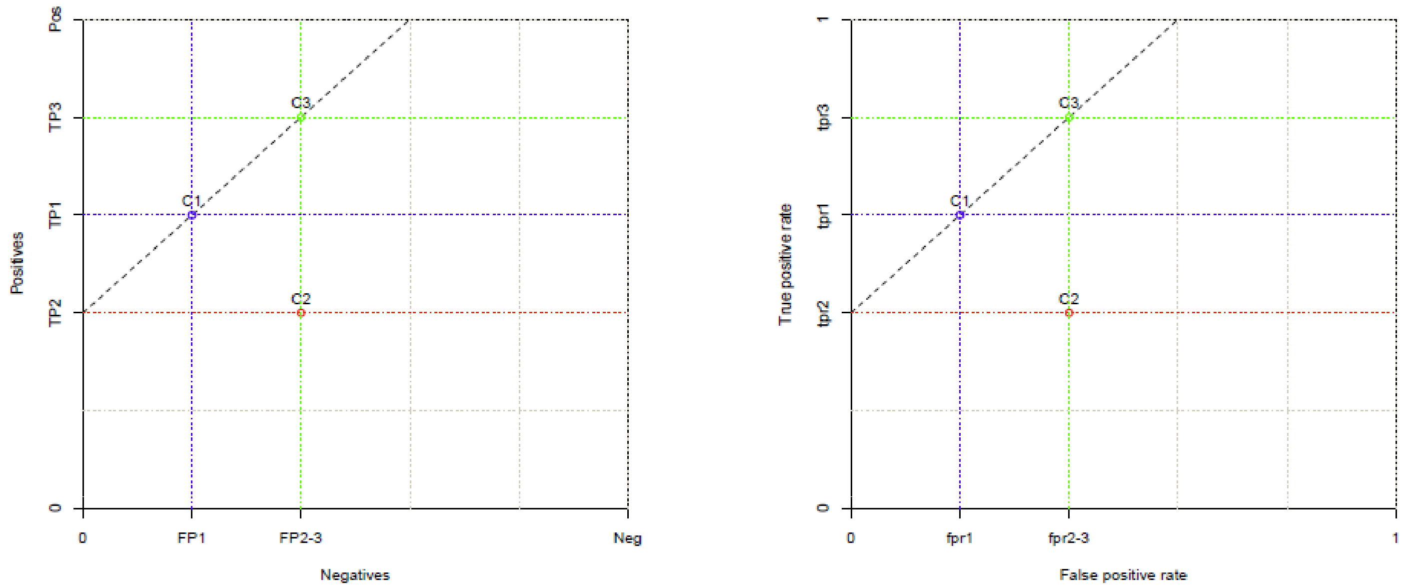
Je-li výkon **C2** charakterizován tabulkou a), pak zvýší-li klasifikátor **C4** o *x* počet **True_Positive,** může **C4** dosáhnout stejné přesnosti jako **C2** pouze v případě, že počet **True_Negative** je o *x* menší, viz tab. b)

a)

C2 Skut/ předv.	⊕	⊗	
⊕	a	b	Pos
⊗	c	d	Neg
			N

b)

C3 Skut/ předv.	⊕	⊗	
⊕	a+*x*	b	Pos
⊗	c	d-*x*	Neg
			N

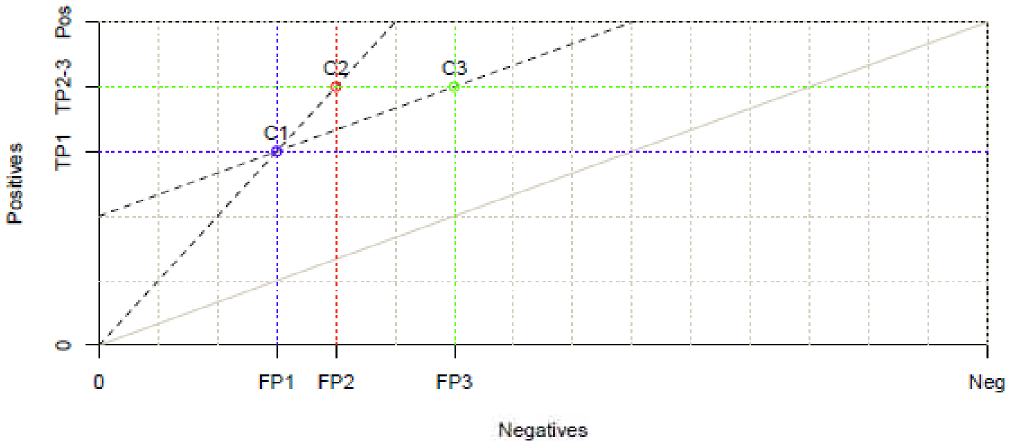


Přesvědčili jsme se, že klasifikátory, jejichž spojnice má na „coverage plot“ směrnici 1, mají stejnou přesnost !

Mají-li **C1** a **C3** stejnou přesnost, který z nich je lepší? Je-li důležitější ***TPR***, pak **C3 !**

Nature Inspired Technologies Group

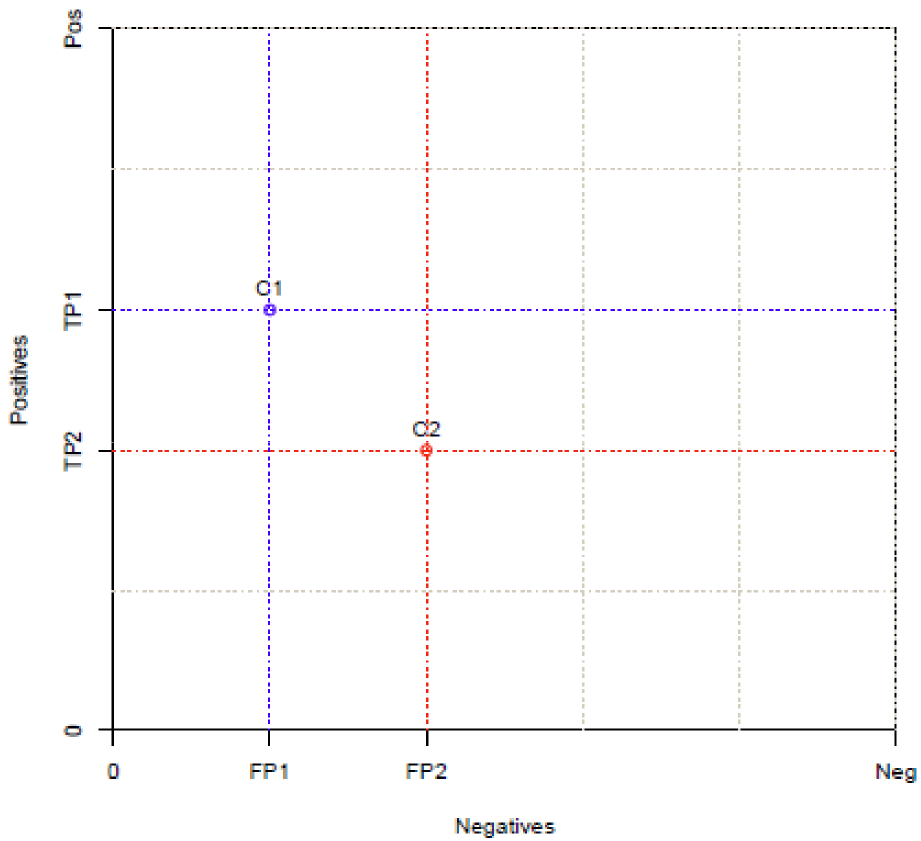
Nerovnoměrné zastoupení tříd

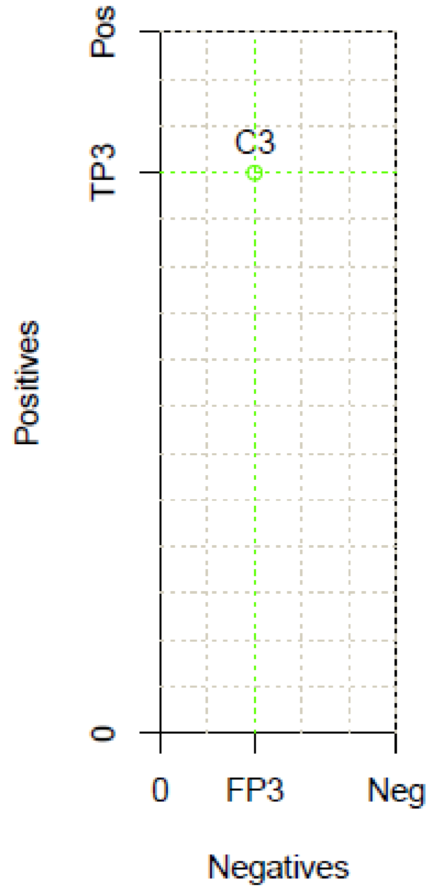


I zde platí, že klasifikátory, jejichž spojnice má na „coverage plot" směrnici 1, mají stejnou přesnost !

Co znamená, že spojnice klasifikátorů **C1** a **C3** je na „coverage plot" rovnoběžná s diagonálou?

C1 a **C3** mají stejnou průměrnou přesnost (average recall) !

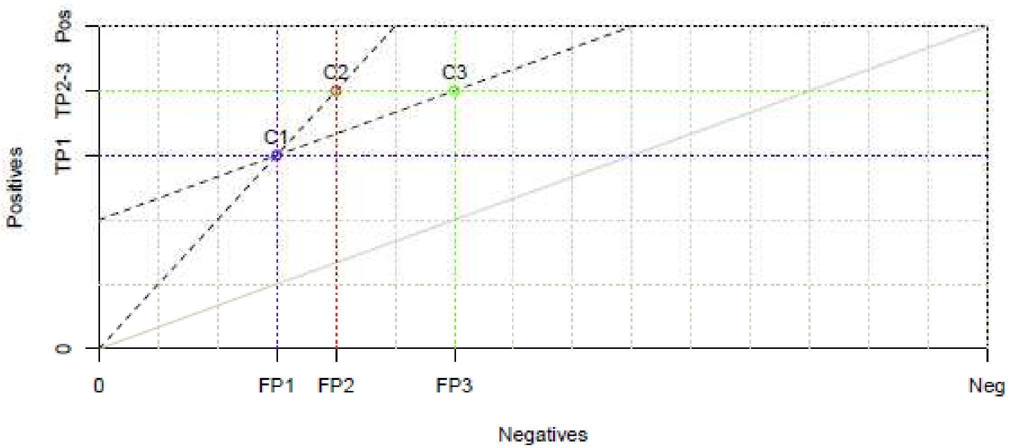


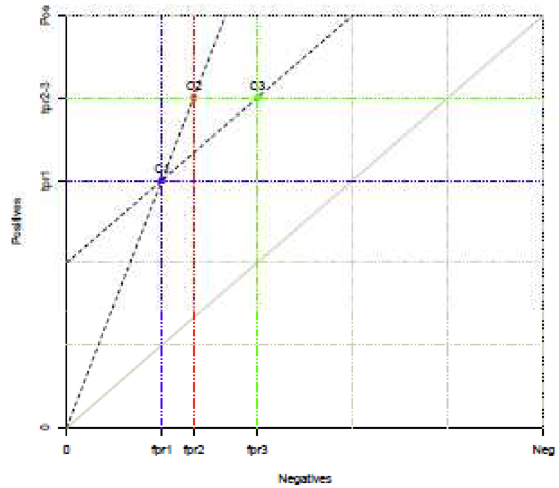


Jak srovnávat výkon klasifikátorů nad různými testovacími množinami s nerovnoměrným zastoupením tříd?

Nerovnoměrné zastoupení tříd?

Vhodným řešením je normalizace, tj. hodnoty na osách budou ***TPR*** a ***FPR***. Výslekem je **ROC zobrazení.**



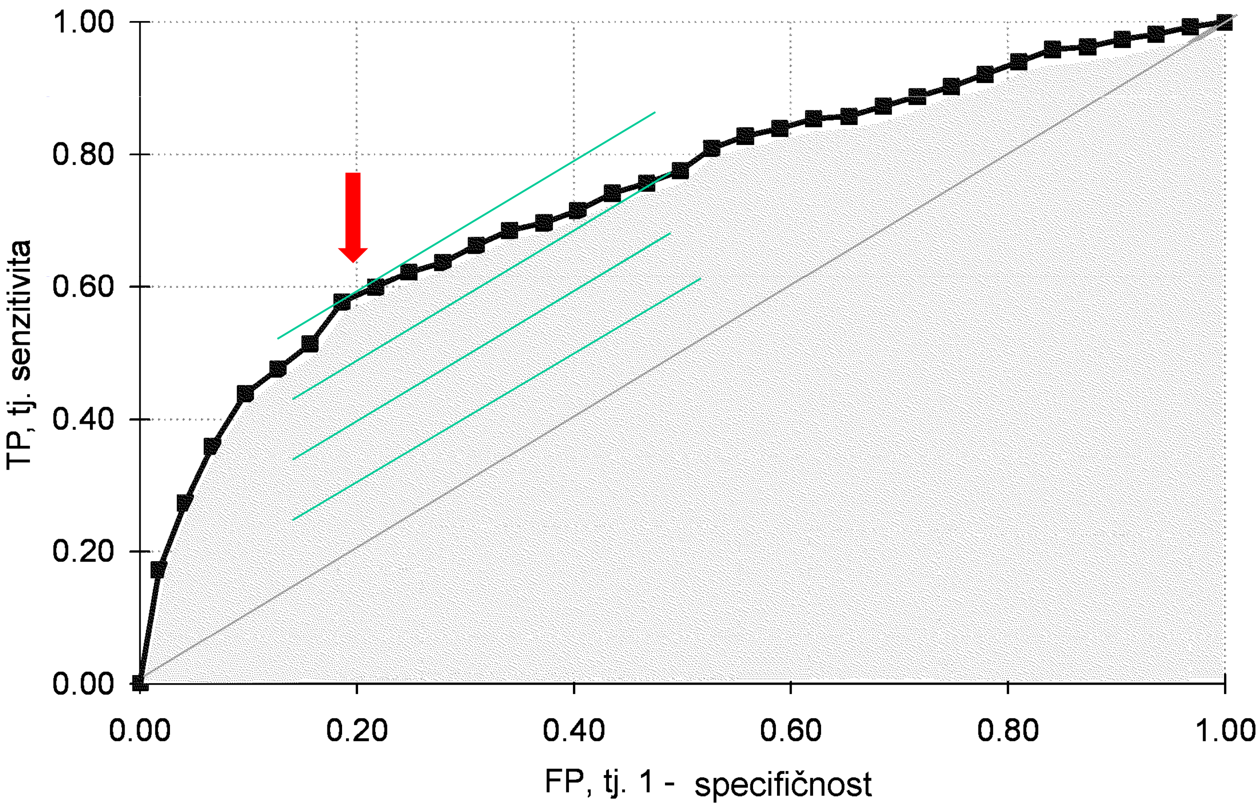


U **ROC** platí, že klasifikátory, jejichž spojnice má směrnici

- **1**, mají stejnou **průměrnou přesnost**
- ***Neg*/*Pos***, mají stejnou **(celkovou) přesnost**

Křivka ROC (Receiver Operating Char.)

	Předvídaný pozitivní	Předvídaný negativní	Přesnost podle tříd (rate)
Skutečně pozitivní	a	b	$\boldsymbol{TPR} = a/(a+b)$ **senzitivita** $FNR = b/(a+b)$
Skutečně negativní	c	d	$\boldsymbol{TNR} = d/(c+d)$ **specifičnost** $FPR = c/(c+d)$



Celková přesnost =
(a+d)/(a+b+c+d)

Reálný klasifikátor s různými hodnotami parametrů
Náhodný klasifikátor

Jak vybrat parametr tak, aby klasifikátor dosahoval nejvyšší přesnosti?

Stačí využít informace o tom, že obrazy klasifikátorů o stejné přesnosti jsou spojeny čarou o směrnici 1.

Křivka ROC (Receiver Operating Char.)

- Srovnání modelů neprovádíme v jediném bodě
- **Vhodné u modelů, které přímo neklasifikují, ale odhadují pravděpodobnost příslušnosti k některé ze tříd.**

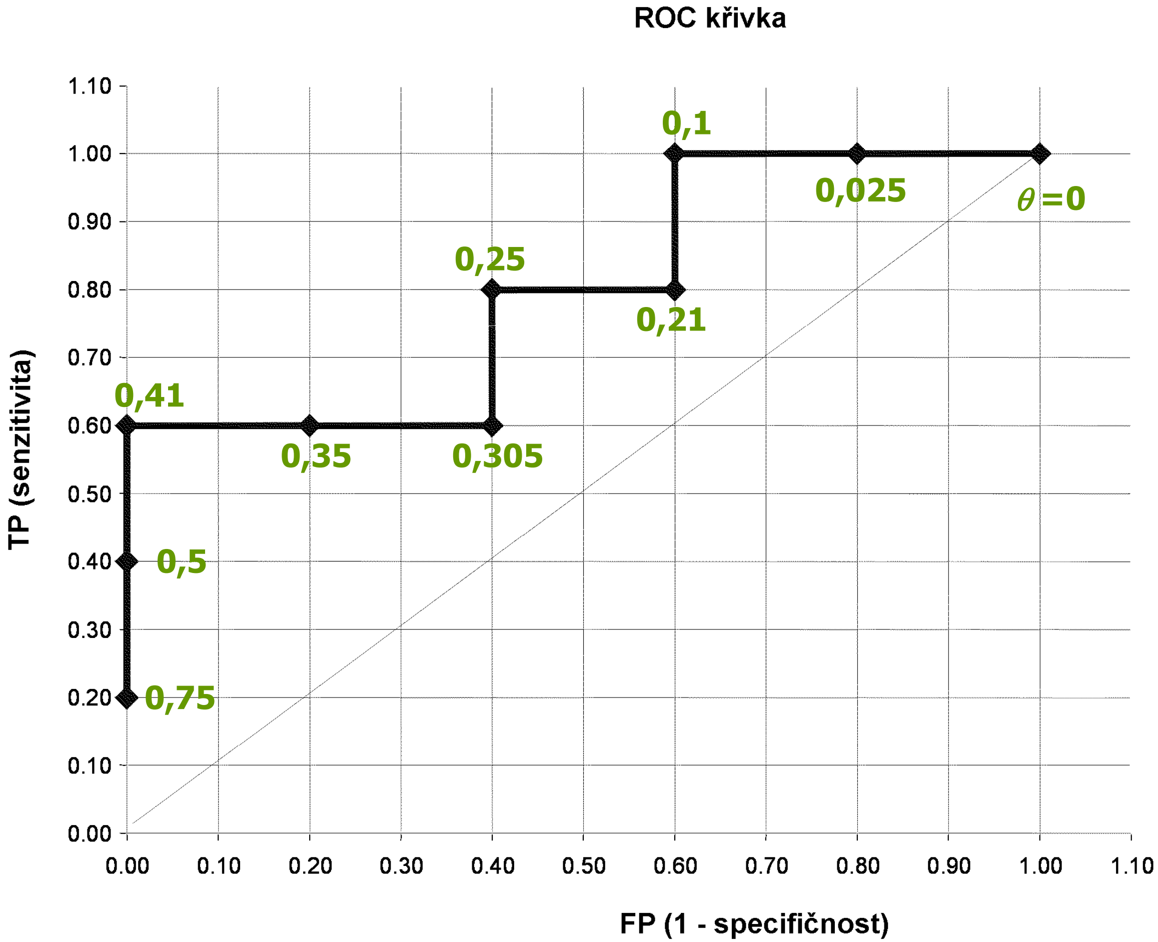
- Např. mějme klasifikační algoritmus, který predikuje pravděpodobnost příslušnosti k pozitivní třídě $p(\boldsymbol{x}(i))$. O diskrétní klasifikaci rozhoduje parametr θ pro hodnotu prahu:
  - Je-li pro objekt i hodnota $p(\boldsymbol{x}(i)) > \theta$, zařadíme objekt popsaný vektorem nezávislých veličin $\boldsymbol{x}(i)$ mezi pozitivní příklady,
  - je-li menší, označíme jej jako negativní.

Příklad konstrukce ROC křivky

Predikce	0	0,05	0,2	0,22	0,3	0,31	0,4	0,42	0,7	0,8
Skutečná třída	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1

Křivka ROC vznikne vypočtením hodnot *TP* a *FP* pro **všechny různé prahy** θ: 0,025; 0,1; ..; 0,75

Užitečnost různých hodnotících funkcí lze hodnotit pomocí parametru **AUC** = „plocha pod křivkou"



Může ROC křivka pomoci při konstrukci lepších klasifikátorů?

Existuje klasifikátor, který dominuje klasifikátoru **C0** a má přitom *TPR* nejméně 0,8?

Ano, lze jej zkonstruovat jako klasifikátor kombinující rozhodnutí **C1** s pravděpodobností α a **C2** s pravděpodobností $(1- \alpha)$:

•pro $\alpha = 1$ je výsledný klasifikátor totožný s **C1**,

•pro $\alpha=0$ zase **C2**.

Tato kombinace dává všechny možnosti na spojnici bodů **C1** a **C2** – můžeme tedy pracovat s **konvexním obalem** původní ROC křivky, na kterém nalezneme vhodnou hodnotu.