

BI-ML1.21 přednáška 7

Daniel Vašata

FIT ČVUT

5. 11. 2025

Autoři: Karel Klouda, Daniel Vašata.
Problémy, návrhy apod. hlaste v [GitLabu](#).
Verze souboru: 19. listopadu 2025 10:23.

Co bude v dnešní přednášce

- Připomenutí problému klasifikace
- Základní myšlenka logistické regrese
- Maximálně věrohodný odhad: myšlenka
- Výpočet odhadu

Úvodní poznámky

- Přestože se metoda **Logistická regrese** jmenuje tak, jak se jmenuje, je to metoda určená pro *klasifikaci*.
- Pro připomenutí: V případě klasifikace vysvětlovaná proměnná Y může nabývat jen několika málo hodnot.
- **My se omezíme na binární klasifikaci**, kdy má Y hodnotu buď 0 nebo 1.
- Rozdíl mezi regresí (spojitá vysvětlovaná proměnná) a klasifikací se projevuje zejména v tom, jaký je tvar hledané závislosti mezi příznaky X_1, X_2, \dots, X_p a vysvětlovanou proměnnou.
- Zatímco pro regresi může mít (ale často nemá) tato závislost vztah připomínající klasické funkce známé z analýzy, u funkcí, jejichž obor hodnot je dvouprvková množina, se musí použít nějaký „trik“.

Připomenutí známých metod

Připomeňme si metody, které už známe:

- Rozhodovací stromy (zvládají klasifikaci i regresi): Funkční závislost je komplikovaná a daná průchodem daným stromem. V případě regrese má výsledná funkce tvar po (velmi malých) částech konstantní funkce.
- KNN (zvládá klasifikaci i regresi): Funkční závislost je opět velice komplikovaná a nemá žádný explicitní tvar. Rozhodnutí o hodnotě Y je velice „lokální“.
- Lineární regrese (jen pro regresi): Jedná se o parametrickou metodu, kde se hledá závislost v zadaném tvaru „lineární kombinace příznaků“

$$Y \approx w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p,$$

kde x_i jsou nějaké konkrétní hodnoty příznaků X_i a w_i jsou neznámé koeficienty.

Příklad (rýmička)

- Uvažujme trochu modifikovaný příklad „rýmičkového“ příkladu z druhé přednášky o stromech:
 - ▶ Vysvětlovaná proměnná Y má dvě hodnoty: $Y = 1$ značí, že má daná osoba rýmičku, $Y = 0$ značí, že jí nemá.
 - ▶ X_1 je binární příznak pohlaví (1 = žena, 0 = muž).
 - ▶ X_2 je numerický příznak věku (v celých letech).
 - ▶ X_3 je teplota ve stupních Celsia.
- Souvislost logistické regrese a lineární regrese spočívá v tom, že i u logistické regrese se rozhodnutí konstruuje pomocí lineární kombinace příznaků, tedy v našem případě výrazu

$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3.$$

- Jak ale donutit tento výraz, aby z něho padalo rozhodnutí o tom, jestli je $Y = 1$ nebo $Y = 0$?

Myšlenka logistické regrese

- Logistická regrese stojí na triku, který z diskrétního problému dělá problém spojitý: **Namísto hodnoty vysvětlované proměnné $Y \in \{0, 1\}$ se snažíme predikovat pravděpodobnost, že Y má hodnotu 1, tj. číslo $P(Y = 1)$ z intervalu $[0, 1]$.**
- Přesněji řečeno: hledáme *funkční předpis*, který pro dané hodnoty x_i příznaků X_i a dané hodnoty koeficientů w_i , vrátí číslo z intervalu $[0, 1]$, které bude odhadem pravděpodobnosti, že daná osoba má rýmičku ($Y = 1$).
- Tuto získanou pravděpodobnost budeme značit následovně:

$$P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}),$$

čímž je vyjádřeno to, že je závislá na hodnotách příznaků $\mathbf{x} = (1, x_1, x_2, x_3)$ a koeficientů $\mathbf{w} = (w_0, w_1, w_2, w_3)$.

- Jelikož součet pravděpodobností, že někdo má a nemá rýmičku musí být jedna, platí

$$P(Y = 0 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = 1 - P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w})$$

a nám tedy opravdu stačí najít pouze model pro $P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w})$.

Sigmoida

- Přešli jsme tedy od funkce s oborem hodnot $\{0, 1\}$ k funkci se spojitým oborem hodnot $[0, 1]$.
- Jak ale donutit lineární výraz

$$w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3,$$

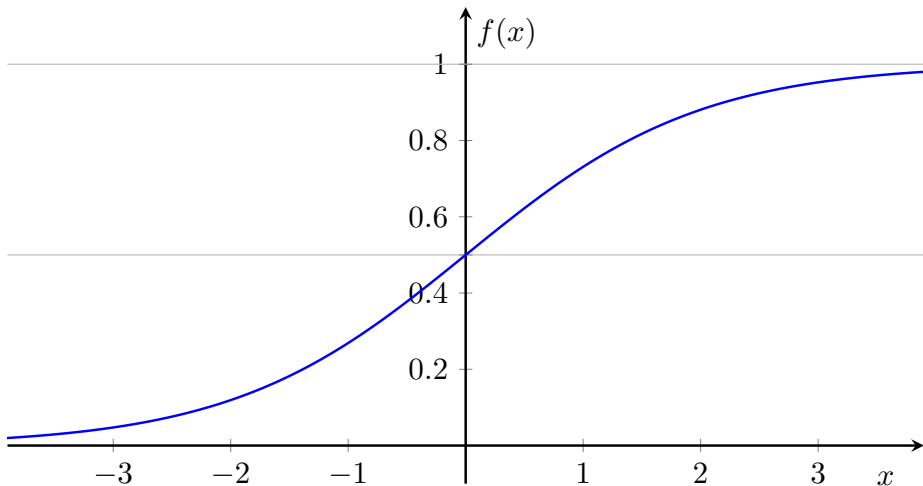
aby neutekl z tohoto intervalu?

- Zde přichází na řadu druhý trik: **Číslo** $w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$ **dosadíme do vhodně zvolené funkce, jejíž obor hodnot je podmnožinou intervalu** $[0, 1]$. Tím zajistíme, že pro jakékoli hodnoty koeficientů i příznaků dostaneme číslo smysluplně vyjadřující pravděpodobnost.
- Obvyklou volbou této funkce je **sigmoida** (angl. **sigmoid function**) (což je speciální případ *logistické funkce*):

$$f(x) = \frac{e^x}{1 + e^x} = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

Sigmoida

Graf sigmoidy



Sigmoida: vlastnosti

$$f(x) = \frac{e^x}{1 + e^x} = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

- Definičním oborem je celá množina \mathbb{R} , za x tedy můžeme dosadit cokoli; my budeme dosazovat číslo $w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$.
- Oborem hodnot je interval $(0, 1)$, nikdy se nám tedy nestane, že by pravděpodobnost $Y = 1$ byla jedna (jistý jev) nebo nula (nemožný jev).
- Funkce je ostře rostoucí na \mathbb{R} a tedy prostá. Inverzní funkcí je

$$f^{-1}(x) = \ln \frac{x}{1 - x}.$$

- Limity pro $x \rightarrow -\infty$ a $x \rightarrow +\infty$ jsou 0 resp. 1, platí $f(0) = \frac{1}{2}$ a funkce $f(x) - \frac{1}{2}$ je lichá.
- Číslo $f(x)$ bude pro nás pravděpodobnost jevu $Y = 1$, opačný jev $Y = 0$ tak bude mít pravděpodobnost

$$1 - f(x) = \frac{1}{1 + e^x}.$$

Jak to tedy bude celé fungovat?

- Uvažujme náš rýmičkový příklad se třemi příznaky. Z technických důvodů přidáme nultý příznak X_0 , který bude mít vždy hodnotu $x_0 = 1$ (viz pojem *intercept* z minulých přednášek).
- Předpokládejme dále, že koeficienty mají tyto hodnoty:

$$\mathbf{w} = (w_0, w_1, w_2, w_3) = (0.1, -0.3, -0.2, 0.2),$$

zatím ponechme stranou, jak se koeficienty hledají.

- Předpokládejme, že máme 35letého muže, který má teplotu 37.2 stupně Celsia. Tj. příslušný vektor s hodnotami příznaků je

$$\mathbf{x} = (x_0, x_1, x_2, x_3) = (1, 0, 35, 37.2).$$

- Pravděpodobnost toho, že má rýmičku, dostaneme výpočtem výrazu

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} = w_0 x_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 = 0.54$$

a jeho dosazením do sigmoidy

$$P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = \frac{e^{0.54}}{1 + e^{0.54}} = 0.631812.$$

Odhad pravděpodobnosti rýmičky je tedy přes 63 %, tedy je rozumnější rozhodnout, že rýmičku daná osoba má.

Logistická regrese: popis modelu

Jak tedy vypadá model logistické regrese pro binární klasifikaci:

- Máme binární vysvětlovanou proměnnou Y s hodnotami 0 a 1 a p příznaků X_1, X_2, \dots, X_p s konstantním $X_0 = 1$.
- Použijeme model pro odhad pravděpodobnosti, který pro dané hodnoty $\mathbf{x} = (x_0, x_1, \dots, x_p)$ a pro koeficienty $\mathbf{w} = (w_0, w_1, \dots, w_p)$ má tvar

$$P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}.$$

- Predikce se pak dělá následovně: Pro daná data \mathbf{x} se spočítá odhad pravděpodobnosti $P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w})$. Je-li tento odhad větší než $\frac{1}{2}$, rozhodneme se pro $Y = 1$, je-li menší nebo roven $\frac{1}{2}$, pak pro $Y = 0$.

Logistická regrese: hranice rozhodnutí

- Jelikož máme p číselných příznaků, je každý datový bod vlastně bodem v prostoru \mathbb{R}^p .
- Máme-li pevně zvolené parametry modelu \mathbf{w} , můžeme (teoreticky) pro každý bod spočítat hodnotu

$$P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}.$$

a rozhodnout, jestli je větší než 0.5 ($Y = 1$) nebo menší ($Y = 0$).

- Jak vypadají tyto dvě podmnožiny \mathbb{R}^p ?
- Nebo jinými slovy: Jak vypadá hranice mezi těmito množinami daná rovnicí

$$P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}} = \frac{1}{2}?$$

- Z toho, co jsme si řekli o sigmoidě, víme, že řešením této rovnice je

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_p x_p = 0,$$

což není nic jiného, než **nadrovina** (angl. **hyperplane**) v prostoru \mathbb{R}^p .

- Jazykem lineární algebry je to lineární varieta dimenze $p - 1$.

Logistická regrese: hranice rozhodnutí

- Ukázali jsme si, jak model logistické regrese vypadá a funguje, ale zatím nevíme, jak se učí, tj. jak se volí hodnota parametrů w na základě trénovacích dat, u kterých známe vedle příznaků i hodnoty Y .
- U modelů, kde odhadujeme přímo hodnotu proměnné Y , se obvykle postupuje tak, že se rozhodneme pro nějakou míru chyby a parametry vybíráme tak, abychom tuto chybu minimalizovali. Vzpomeňme na přednášku o lineární regresi.
- U logistické regrese ale odhadujeme pravděpodobnosti hodnot proměnné Y ; měřit chybu je tedy těžké.
- Musíme postupovat jinak!
- Pro znalé statistiky by stačilo říci, že parametry w odhadneme metodou MLE (**maximálně věrohodný odhad**, angl. **maximum likelihood estimate**).
- Jelikož ale znalost této metody zatím předpokládat nemůžeme, ukážeme si myšlenku MLE na jednoduchém příkladě.

MLE odhad pro házení mincí (1/4)

- Zapomeňme chvílku na logistickou regresi a uvažujme následující příklad.
- Máme minci, kterou házíme a zaznamenáváme si, co nám padlo: 1 = hlava, 0 = orel. Označme si tuto náhodnou veličinu jako Y .
- Máme důvod si myslet, že mince není férová, tedy že je možné, že $P(Y = 1) \neq \frac{1}{2}$.
- Označme pravděpodobnost $P(Y = 1) = p$. Chceme na základě trénovacích dat nějak odhadnout hodnotu p .
- Hodíme desetkrát mincí a v nějakém pořadí nám padne sedmkrát $Y = 1$ a třikrát $Y = 0$.
- Naučit model v tomto případě znamená určit hodnotu p , protože to je jediný parametr. Jak na to?

MLE odhad pro házení mincí (2/4)

- Pro každou hodnotu p umíme spočítat, s jakou pravděpodobností nám při deseti hodech padnou naše trénovací data. Např. pro férovou minci s $p = \frac{1}{2}$ je to¹

$$\left(\frac{1}{2}\right)^7 \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^3 = 0.0009765625.$$

- Například pro $p = 0.6$ je ale tato pravděpodobnost vyšší:

$$0.6^7(1 - 0.6)^3 = 0.0017915904.$$

- Z toho důvodu bereme $p = 0.6$ jako lepší model našich trénovacích dat než $p = 0.5$:
Pro $p = 0.6$ jsou totiž **trénovací data pravděpodobnější!**
- **Odhad metodou MLE pak odpovídá hodnotě p , pro která jsou trénovací data nejpravděpodobnější možná!**
- Jedná se tedy o optimalizaci (maximalizujeme pravděpodobnost), v tomto případě funkce jedné proměnné $p \in [0, 1]$, která udává pravděpodobnost trénovacích dat:

$$p^7(1 - p)^3.$$

¹Viz Bernoulliho a binomické rozdělení v BI-PST.

MLE odhad pro házení mincí (3/4)

- Hledáme tedy maximum funkce²

$$L(p) = p^7(1 - p)^3$$

na intervalu $[0, 1]$.

- Jedná se o reálnou funkci jedné proměnné, takže můžeme funkci klasicky zderivovat a najít nulové body.
- Funkce L je vlastně polynom desátého stupně v součinném tvaru, takže by derivace byla celkem pracná. Proto použijeme obvyklý trik a funkci zlogaritmuje.
- Jelikož je logaritmus ostře rostoucí funkce, mají funkce

$$L(p) = p^7(1 - p)^3 \quad \text{a} \quad \ell(p) = \ln p^7(1 - p)^3 = 7 \ln p + 3 \ln(1 - p)$$

extrémy ve stejných bodech.

²Sice je to pravděpodobnost, ale obvykle se značí písmenem L od slova likelihood (česky věrohodnost). Více viz BI-PST.

MLE odhad pro házení mincí (4/4)

- Derivace funkce $\ell(p)$ je ale mnohem „hezčí“ funkce:

$$\ell'(p) = \frac{7}{p} - \frac{3}{1-p}.$$

- Snadno spočítáme, že jediný nulový bod derivace je

$$\hat{p}_{\text{MLE}} = \frac{7}{10}.$$

- Pro tuto hodnotu p je pravděpodobnost trénovacích dat

$$0.7^7(1 - 0.7)^3 = 0.0022235661,$$

což je maximum možného, pro žádné jiné p není tato pravděpodobnost vyšší.

- Tato vlastnost dává volbě $p = 0.7$ důvěryhodnost.

MLE odhad pro logistickou regresi (1/6)

- S logistickou regresí je to velmi podobné jako pro minci: Máme také jen dvě hodnoty $Y = 1$ a $Y = 0$.
- Máme také daný vzorec pro výpočet pravděpodobnosti; ten ovšem nezávisí na jediném parametru ale na $p + 1$ parametrech w_0, w_1, \dots, w_p . Označme pro úsporu místa

$$p_1(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = P(Y = 1 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}$$

a

$$p_0(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = P(Y = 0 \mid \mathbf{x}, \mathbf{w}) = 1 - \frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}} = \frac{1}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}}}.$$

- Máme-li i -tý datový bod s hodnotou vysvětlované proměnné Y_i a s hodnotami příznaků $\mathbf{x}_i = (x_{i;0}, x_{i;1}, \dots, x_{i;p})$, lze pro zadané hodnoty parametrů \mathbf{w} označit pravděpodobnost tohoto datového bodu jako

$$p_{Y_i}(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}).$$

MLE odhad pro logistickou regresi (2/6)

- Předpokládejme, že máme N bodů v trénovacích datech, každý trénovací bod sestává z vysvětlované proměnné Y_i a hodnot příznaků

$$\mathbf{x}_i = (x_{i;0}, x_{i;1}, \dots, x_{i;p}),$$

kde $i = 1, \dots, N$ a $x_{i;0} = 1$ (intercept).

- Pro pozdější využití tyto hodnoty zapíšeme do vektoru $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)^T \in \mathbb{R}^N$ a do matice

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_N^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{1;1} & x_{1;2} & \cdots & x_{1;p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{N;1} & x_{N;2} & \cdots & x_{N;p} \end{pmatrix}.$$

- Nyní vyjádříme, jaká je pravděpodobnost konkrétních trénovacích dat při parametrech \mathbf{w} . Předpokládáme (většinou oprávněně), že jednotlivé datové body jsou navzájem nezávislé a pravděpodobnost tak lze napsat jako součin pravděpodobností jednotlivých bodů:

$$L(\mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N p_{Y_i}(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}).$$

MLE odhad pro logistickou regresi (3/6)

- Snažíme se tedy maximalizovat funkci nazývanou **věrohodnostní funkce** (angl. **likelihood function**)

$$L(\mathbf{w}) = \prod_{i=1}^N p_{Y_i}(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}),$$

což je reálná funkce $p + 1$ proměnných $\mathbb{R}^{p+1} \rightarrow \mathbb{R}$ vyjadřující **pravděpodobnost trénovacích dat** pro danou hodnotu parametrů \mathbf{w} .

MLE odhad pro logistickou regresi (4/6)

- Podobně jako u hodu mincí budeme místo součinu pravděpodobností derivovat jejich logaritmus (tj. logaritmus věrohodnostní funkce):

$$\begin{aligned}\ell(\mathbf{w}) &= \ln L(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N \ln p_{Y_i}(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}) = \\ &= \sum_{i=1}^N (Y_i \ln p_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}) + (1 - Y_i) \ln p_0(\mathbf{x}_i, \mathbf{w})) = \\ &= \sum_{i=1}^N \left(Y_i \ln \left(\frac{e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i}}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i}} \right) + (1 - Y_i) \ln \left(\frac{1}{1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i}} \right) \right) = \\ &= \{ \text{trocha čarování s logaritmem} \} = \\ &= \sum_{i=1}^N \left(Y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \ln \left(1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i} \right) \right).\end{aligned}$$

MLE odhad pro logistickou regresi (5/6)

- Hledáme tedy maximum funkce

$$\ell(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N \left(Y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i - \ln \left(1 + e^{\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i} \right) \right).$$

- Stejně jako v případě lineární regrese, kde se minimalizoval součet čtverců residuí $\text{RSS}(\mathbf{w})$, se postupuje tak, že se najde gradient, tj. vektor složený z parciálních derivací podle všech proměnných w_0, w_1, \dots, w_p :

$$\frac{\partial \ell}{\partial w_j}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N x_{i,j} (Y_i - p_1(\mathbf{x}_i, \mathbf{w})), \quad j = 0, 1, \dots, p.$$

- Pomocí maticového násobení lze pak gradient napsat ve tvaru

$$\nabla \ell(\mathbf{w}) = \mathbf{X}^T (\mathbf{Y} - \mathbf{P}), \quad \text{kde } \mathbf{P} = (p_1(\mathbf{x}_1, \mathbf{w}), p_1(\mathbf{x}_2, \mathbf{w}), \dots, p_1(\mathbf{x}_N, \mathbf{w}))^T.$$

MLE odhad pro logistickou regresi (6/6)

- Teorie říká, že maximum bychom měli nalézt mezi řešeními rovnice „gradient se rovná nule“, tedy

$$\nabla \ell(\mathbf{w}) = \mathbf{X}^T(\mathbf{Y} - \mathbf{P}) = 0.$$

- Tato rovnice nevypadá nijak strašně, dokud si neuvědomíme, co se skrývá pod nevinným označením \mathbf{P} : vektor plný sigmoid se všemi těmi exponenciálami.
- **Na rozdíl od lineární regrese neumíme najít explicitní řešení**, tedy neexistuje vzorec, do kterého bychom dosadili trénovací data a vypadly by nám z něho hodnoty koeficientů \mathbf{w} .
- **Je tedy nutné použít numerické aproximativní metody.**
- Používají se buď vícerozměrná verze Newtonovy metody, nebo gradientní vztup: v obou případech se konstruuje posloupnost $\mathbf{w}^{(0)}, \mathbf{w}^{(1)}, \mathbf{w}^{(2)}, \dots$ o které lze předpokládat, že konverguje k nějakému lokálnímu maximum³.

³Pro logistickou regresi lze ukázat, že pokud existuje lok. maximum, je jediné a je to hledané globální maximum.

Různé poznámky

- Logistická regrese je přímým použitím metod parametrické statistiky, o kterých budete mluvit podrobně v BI-PST⁴.
- Celá metoda stojí na předpokladu, že se chování dat dá zachytit ve tvaru daném sigmoidou jakožto funkcí $w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p$.
- Díky parametrům $w_0, w_1, w_2, \dots, w_p$ má tento model poměrně dost volnosti, ale jestli tato volnost stačí k tomu, aby se model mohl dostatečně přiblížit ke skutečnosti, je důležitá a těžko zodpověditelná otázka, kterou je třeba mít na paměti.
- Logistická regrese je výpočetně náročná a příslušný odhad není dán explicitně: To co nám vrátí počítač je tedy aproximace a je i možné, že nám nevrátí nic.
- Stejně jako u regrese a jiných modelů můžeme možnosti modelu značně rozšířit, použijeme-li i odvozené příznaky od příznaků dostupných v datech (druhé a vyšší mocniny, součiny více různých příznaků, atp.).
- Funkce $\ell(w)$ nemusí mít maximum! Rozmyslete si, že to platí vždy, když jsou třídy lineárně separabilní, tj. když existuje w , tak, že pro všechny body z třídy 1 ($Y_i = 1$) platí $w^T x_i > 0$ a pro všechny body z třídy 0 ($Y_i = 0$) platí $w^T x_i < 0$.

⁴Tak dávejte pozor!

Metoda gradientního vzestupu

- K maximalizaci $\ell(\mathbf{w})$ a potažmo k trénování logistické regrese můžeme použít metody gradientního vzestupu (angl. **gradient ascent**).
- V takovém případě začneme s nějakou počáteční hodnotou $\mathbf{w}^{(0)}$ a pomocí rekurentního vztahu

$$\mathbf{w}^{(i+1)} = \mathbf{w}^{(i)} + \alpha \cdot \nabla \ell(\mathbf{w}^{(i)}) = \mathbf{w}^{(i)} + \alpha \cdot \mathbf{X}^T (\mathbf{Y} - \mathbf{P}(\mathbf{w}^{(i)}))$$

postupně konstruujeme posloupnost vektorů o které doufáme, že konverguje k argumentu globálního maxima $\ell(\mathbf{w})$, tj. ke kýženému odhadu $\hat{\mathbf{w}}$.

- Protože gradient ukazuje směrem nejvyššího růstu, děláme kroky ve směru nejvyššího růstu.
- Koeficient α je tzv. učící parametr (angl. **learning rate**) a může záviset na i (v tzv. adaptivní verzi).
- I v případě, že globální maximum $\ell(\mathbf{w})$ existuje, konvergence může být velmi pomalá a pro nevhodné α ani konvergovat nemusí.