

# Kategoriális eredményváltozó modellezése: a logisztikus regresszió és változatai

Ferenci Tamás  
tamas.ferenci@medstat.hu

Utoljára frissítve: 2023. május 12.

# Tartalom

- 1 Általános gondolatok
- 2 Alapfogalmak bevezetése
- 3 A logisztikus regresszió becslése és alkalmazása

# Tartalom

- 1 **Általános gondolatok**
- 2 Alapfogalmak bevezetése
- 3 A logisztikus regresszió becslése és alkalmazása

# Kvalitatív változó eredményváltozó pozíciójában

- Például a feladat egy „csődbe megy-e vagy sem” jellegű változó modellezése
- Ez bináris változó → mint az eddig tárgyalt dummy változók, csak ezúttal eredményváltozóként
- Jelent ez módosulást? (Hiszen például magyarázó változóként mindegy volt, hogy egy változó bináris, az OLS-t nem zavarta, hogy történetesen csak 0 és 1 értékeket vesz csak fel)
- Most drasztikusan más a helyzet: *Y nem modellezhető OLS-sel*

# Kvalitatív változó eredményváltozó pozíciójában

- Például a feladat egy „csődbe megy-e vagy sem” jellegű változó modellezése
- Ez bináris változó → mint az eddig tárgyalt dummy változók, csak ezúttal eredményváltozóként
- Jelent ez módosulást? (Hiszen például magyarázó változóként mindegy volt, hogy egy változó bináris, az OLS-t nem zavarta, hogy történetesen csak 0 és 1 értékeket vesz csak fel)
- Most drasztikusan más a helyzet: *Y nem modellezhető OLS-sel*

# Kvalitatív változó eredményváltozó pozíciójában

- Például a feladat egy „csődbe megy-e vagy sem” jellegű változó modellezése
- Ez bináris változó → mint az eddig tárgyalt dummy változók, csak ezúttal eredményváltozóként
- Jelent ez módosulást? (Hiszen például magyarázó változóként mindegy volt, hogy egy változó bináris, az OLS-t nem zavarta, hogy történetesen csak 0 és 1 értékeket vesz csak fel)
- Most drasztikusan más a helyzet: *Y nem modellezhető OLS-sel*

# Kvalitatív változó eredményváltozó pozíciójában

- Például a feladat egy „csődbe megy-e vagy sem” jellegű változó modellezése
- Ez bináris változó → mint az eddig tárgyalt dummy változók, csak ezúttal eredményváltozóként
- Jelent ez módosulást? (Hiszen például magyarázó változóként mindegy volt, hogy egy változó bináris, az OLS-t nem zavarta, hogy történetesen csak 0 és 1 értékeket vesz csak fel)
- Most drasztikusan más a helyzet:  $Y$  *nem modellezhető* OLS-sel

# OLS és a bináris eredményváltozó

- Matematikai részletekbe nem megyünk bele
- Intuitíve: gondoljunk arra, hogy az OLS – elvileg – bármilyen értéket becsülhet  $-\infty$  és  $\infty$  között  $\rightarrow$  egy ilyen hogyan lenne értelmezhető egy „csődbe megy-e vagy sem” kérdés válaszaként?!
- De: mégis lineáris struktúrában fogjuk megoldani a problémát... csak trükkösebben alkalmazzuk: bináris  $Y$  helyett egy transzformált változóra
- Avagy – fordítva megfogalmazva – megtartjuk a lineáris kombinációt, de annak az eredményét átteresztjük egy olyan függvényen, ami a  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -re képezi le



# OLS és a bináris eredményváltozó

- Matematikai részletekbe nem megyünk bele
- Intuitíve: gondoljunk arra, hogy az OLS – elvileg – bármilyen értéket becsülhet  $-\infty$  és  $\infty$  között  $\rightarrow$  egy ilyen hogyan lenne értelmezhető egy „csődbe megy-e vagy sem” kérdés válaszaként?!
- De: mégis lineáris struktúrában fogjuk megoldani a problémát... csak trükkösebben alkalmazzuk: bináris  $Y$  helyett egy transzformált változóra
- Avagy – fordítva megfogalmazva – megtartjuk a lineáris kombinációt, de annak az eredményét átteresztjük egy olyan függvényen, ami a  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -re képezi le

# OLS és a bináris eredményváltozó

- Matematikai részletekbe nem megyünk bele
- Intuitíve: gondoljunk arra, hogy az OLS – elvileg – bármilyen értéket becsülhet  $-\infty$  és  $\infty$  között  $\rightarrow$  egy ilyen hogyan lenne értelmezhető egy „csődbe megy-e vagy sem” kérdés válaszaként?!
- De: mégis lineáris struktúrában fogjuk megoldani a problémát... csak trükkösebben alkalmazzuk: bináris  $Y$  helyett egy transzformált változóra
- Avagy – fordítva megfogalmazva – megtartjuk a lineáris kombinációt, de annak az eredményét átteresztjük egy olyan függvényen, ami a  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -re képezi le

# OLS és a bináris eredményváltozó

- Matematikai részletekbe nem megyünk bele
- Intuitíve: gondoljunk arra, hogy az OLS – elvileg – bármilyen értéket becsülhet  $-\infty$  és  $\infty$  között  $\rightarrow$  egy ilyen hogyan lenne értelmezhető egy „csődbe megy-e vagy sem” kérdés válaszaként?!
- De: mégis lineáris struktúrában fogjuk megoldani a problémát... csak trükkösebben alkalmazzuk: bináris  $Y$  helyett egy transzformált változóra
- Avagy – fordítva megfogalmazva – megtartjuk a lineáris kombinációt, de annak az eredményét áteresztjük egy olyan függvényen, ami a  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -re képezi le

# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát mégegyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.

# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát még egyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.

# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát még egyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.

# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát mégegyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.

# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát mégegyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.



# A mostani feladat általánosabban

- Tegyük fel, hogy elkészült a bináris  $Y$ -ra adott modellünk, és azt előrejelzésre használjuk
- Vegyük észre, hogy az  $Y$  szerinti érték egyfajta *csoporttagságot* jelent: becsődölő, működő
- Az előrejelzés ebben a kontextusban lényegében besorolás egy csoportba!
- Tehát mégegyszer: a megfigyelési egység két csoport valamelyikébe tartozik, mi a csoporttagságával összefüggő adatok alapján tippeljük meg a csoporttagságot
- Ezt a feladatot általában *osztályozásnak* (klasszifikáció) nevezik
- A klasszifikáció hatalmas gyakorlati jelentőségű feladat: melyik cég megy csődbe (a mérlegadatai alapján), melyik beteg fog meghalni (a laboreredmények alapján), kit vesznek fel adott munkahelyre (egyéni jellemzők alapján) stb. stb.

# Tartalom

- 1 Általános gondolatok
- 2 Alapfogalmak bevezetése
- 3 A logisztikus regresszió becslése és alkalmazása

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1 | \underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1|\underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1 | \underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1 | \underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1|\underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük

# A feladat átalakítása

- Hogy a kérdést a magyarázó változók lineáris kombinációjával tudjuk kezelni, áttérünk más változóra
- Először is: nem az 1-es csoportba tartozás tényét, hanem annak  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  feltételes valószínűségét fogjuk modellezni
- Az alsó index értelme: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége, *feltéve*, hogy a magyarázó változók  $\underline{X}$  értékűek, azaz precízen:  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = \mathbb{P}(Y = 1 | \underline{X})$
- Ezzel a  $\{0, 1\}$  változó helyett egy  $[0, 1]$ -on lévőt kell modellezni
- Vegyük észre, hogy ezzel még nem léptünk ki az eddigi regressziós keretből, sőt, teljesen megfelelünk neki, hiszen egy bináris (0-1) változóra ez a feltételes valószínűség épp a feltételes várható érték!
- Azt fogjuk mondani, ez a későbbiek szempontjából lesz fontos, hogy az eredményváltozó eloszlása Bernoulli ( $p$  valószínűséggel vesz fel 1-et,  $1 - p$  valószínűséggel 0-t), és ennek a feltételes várható értékét modellezzük



# A feladat további átalakítása

- Ez persze még mindig kevés, ezért újabb transzformációt alkalmazunk
- Odds (esély) fogalma: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége a 0-s csoportba tartozás valószínűségéhez viszonyítva, jelen esetben valószínűség osztva 1-valószínűséggel
- Azaz

$$\text{odds}_{\underline{X}} = \frac{\mathbb{P}_{\underline{X}}}{1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}}$$

- Könnyen megoldható  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$ -re:

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{\text{odds}_{\underline{X}}}{1 + \text{odds}_{\underline{X}}}$$

# A feladat további átalakítása

- Ez persze még mindig kevés, ezért újabb transzformációt alkalmazunk
- Odds (esély) fogalma: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége a 0-s csoportba tartozás valószínűségéhez viszonyítva, jelen esetben valószínűség osztva 1-valószínűséggel

- Azaz

$$\text{odds}_{\underline{X}} = \frac{\mathbb{P}_{\underline{X}}}{1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}}$$

- Könnyen megoldható  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$ -re:

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{\text{odds}_{\underline{X}}}{1 + \text{odds}_{\underline{X}}}$$

# A feladat további átalakítása

- Ez persze még mindig kevés, ezért újabb transzformációt alkalmazunk
- Odds (esély) fogalma: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége a 0-s csoportba tartozás valószínűségéhez viszonyítva, jelen esetben valószínűség osztva 1-valószínűséggel

- Azaz

$$\text{odds}_{\underline{X}} = \frac{\mathbb{P}_{\underline{X}}}{1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}}$$

- Könnyen megoldható  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$ -re:

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{\text{odds}_{\underline{X}}}{1 + \text{odds}_{\underline{X}}}$$

# A feladat további átalakítása

- Ez persze még mindig kevés, ezért újabb transzformációt alkalmazunk
- Odds (esély) fogalma: az 1-es csoportba tartozás valószínűsége a 0-s csoportba tartozás valószínűségéhez viszonyítva, jelen esetben valószínűség osztva 1-valószínűséggel

- Azaz

$$\text{odds}_{\underline{X}} = \frac{\mathbb{P}_{\underline{X}}}{1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}}$$

- Könnyen megoldható  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$ -re:

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{\text{odds}_{\underline{X}}}{1 + \text{odds}_{\underline{X}}}$$

# És még egy átalakítás

- Az odds már a  $[0, \infty)$  intervallumon van
- Majdnem jó, egy utolsó trükk: bevezetjük a *logit* fogalmát, mint log-odds:

$$\text{logit } \underline{x} = \ln \text{odds } \underline{x}$$

- És ez már a  $(-\infty, \infty)$ -n van (és szimmetrikussá is tettük a siker és kudarc eloszlását rajta)!
- Na, ezt fogjuk lineáris struktúrával modellezni!

$$\text{logit } \underline{x} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k = \underline{X}^T \beta$$

- A módszer neve: logit regresszió, vagy logisztikus regresszió

# És még egy átalakítás

- Az odds már a  $[0, \infty)$  intervallumon van
- Majdnem jó, egy utolsó trükk: bevezetjük a *logit* fogalmát, mint log-odds:

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \ln \text{odds}_{\underline{x}}$$

- És ez már a  $(-\infty, \infty)$ -n van (és szimmetrikussá is tettük a siker és kudarc eloszlását rajta)!
- Na, ezt fogjuk lineáris struktúrával modellezni!

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k = \underline{X}^T \beta$$

- A módszer neve: logit regresszió, vagy logisztikus regresszió

# És még egy átalakítás

- Az odds már a  $[0, \infty)$  intervallumon van
- Majdnem jó, egy utolsó trükk: bevezetjük a *logit* fogalmát, mint log-odds:

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \ln \text{odds}_{\underline{x}}$$

- És ez már a  $(-\infty, \infty)$ -n van (és szimmetrikussá is tettük a siker és kudarc eloszlását rajta)!
- Na, ezt fogjuk lineáris struktúrával modellezni!

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k = \underline{X}^T \beta$$

- A módszer neve: logit regresszió, vagy logisztikus regresszió

# És még egy átalakítás

- Az odds már a  $[0, \infty)$  intervallumon van
- Majdnem jó, egy utolsó trükk: bevezetjük a *logit* fogalmát, mint log-odds:

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \ln \text{odds}_{\underline{x}}$$

- És ez már a  $(-\infty, \infty)$ -n van (és szimmetrikussá is tettük a siker és kudarc eloszlását rajta)!
- Na, ezt fogjuk lineáris struktúrával modellezni!

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k = \underline{X}^T \boldsymbol{\beta}$$

- A módszer neve: logit regresszió, vagy logisztikus regresszió



# És még egy átalakítás

- Az odds már a  $[0, \infty)$  intervallumon van
- Majdnem jó, egy utolsó trükk: bevezetjük a *logit* fogalmát, mint log-odds:

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \ln \text{odds}_{\underline{x}}$$

- És ez már a  $(-\infty, \infty)$ -n van (és szimmetrikussá is tettük a siker és kudarc eloszlását rajta)!
- Na, ezt fogjuk lineáris struktúrával modellezni!

$$\text{logit}_{\underline{x}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k = \underline{X}^T \boldsymbol{\beta}$$

- A módszer neve: logit regresszió, vagy logisztikus regresszió

# A logisztikus regresszió visszafejtése

- Játszuk el mindezt visszafelé, feltéve, hogy  $\beta$ -k már ismert:

$$\text{logit}_{\underline{X}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

$$\text{odds}_{\underline{X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}$$

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}$$

- Az utolsó lépésben kapott  $f(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}}$  épp a korábban emlegetett,  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -be képező függvény!
- $\beta$  ismeretében egyszerű algebrai műveletekkel kapjuk a siker valószínűségeit
- És az utolsó lépés: hogy becsüljük meg  $\beta$ -t?
- Sajnos az OLS – ahogy már mondtuk – nem jó, új módszer kell: maximum likelihood (ML) becslés

# A logisztikus regresszió visszafejtése

- Játszuk el mindezt visszafelé, feltéve, hogy  $\beta$ -k már ismert:

$$\text{logit}_{\underline{X}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

$$\text{odds}_{\underline{X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}$$

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{e^{\underline{X}^T \beta}}{1 + e^{\underline{X}^T \beta}}$$

- Az utolsó lépésben kapott  $f(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}}$  épp a korábban emlegetett,  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -be képező függvény!
- $\beta$  ismeretében egyszerű algebrai műveletekkel kapjuk a siker valószínűségeit
- És az utolsó lépés: hogy becsüljük meg  $\beta$ -t?
- Sajnos az OLS – ahogy már mondtuk – nem jó, új módszer kell: maximum likelihood (ML) becslés

# A logisztikus regresszió visszafejtése

- Játszuk el mindezt visszafelé, feltéve, hogy  $\beta$ -k már ismert:

$$\text{logit}_{\underline{X}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

$$\text{odds}_{\underline{X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}$$

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}$$

- Az utolsó lépésben kapott  $f(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}}$  épp a korábban emlegetett,  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -be képező függvény!
- $\beta$  ismeretében egyszerű algebrai műveletekkel kapjuk a siker valószínűségeit
- És az utolsó lépés: hogy becsüljük meg  $\beta$ -t?
- Sajnos az OLS – ahogy már mondtuk – nem jó, új módszer kell: maximum likelihood (ML) becslés

# A logisztikus regresszió visszafejtése

- Játszuk el mindezt visszafelé, feltéve, hogy  $\beta$ -k már ismert:

$$\text{logit}_{\underline{X}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

$$\text{odds}_{\underline{X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}$$

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}$$

- Az utolsó lépésben kapott  $f(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}}$  épp a korábban emlegetett,  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -be képező függvény!
- $\beta$  ismeretében egyszerű algebrai műveletekkel kapjuk a siker valószínűségeit
- És az utolsó lépés: hogy becsüljük meg  $\beta$ -t?
- Sajnos az OLS – ahogy már mondtuk – nem jó, új módszer kell: maximum likelihood (ML) becslés

# A logisztikus regresszió visszafejtése

- Játszuk el mindezt visszafelé, feltéve, hogy  $\beta$ -k már ismert:

$$\text{logit}_{\underline{X}} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

$$\text{odds}_{\underline{X}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}$$

$$\mathbb{P}_{\underline{X}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}{1 + e^{\underline{X}^T \boldsymbol{\beta}}}$$

- Az utolsó lépésben kapott  $f(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}}$  épp a korábban emlegetett,  $(-\infty, \infty)$ -t a  $[0, 1]$ -be képező függvény!
- $\beta$  ismeretében egyszerű algebrai műveletekkel kapjuk a siker valószínűségeit
- És az utolsó lépés: hogy becsüljük meg  $\beta$ -t?
- Sajnos az OLS – ahogy már mondtuk – nem jó, új módszer kell: maximum likelihood (ML) becslés

# Tartalom

- 1 Általános gondolatok
- 2 Alapfogalmak bevezetése
- 3 A logisztikus regresszió becslése és alkalmazása

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Minden  $\mathbf{b}$  választáshoz meghatározható a minta (itt: adatbázisunk) likelihood-ja (precízen: adott  $\mathbf{b}$  mellett mekkora likelihood-dal jött volna ki a mintánk)
- Ezt fogjuk a  $\mathbf{b}$ -ban maximalizálni, és így kapjuk  $\widehat{\beta}_{ML}$ -t
- Kérdés: hogyan kapjuk a minta likelihood-ját?
- Annyira nem nehéz, hiszen egy mintaelemre a kijövetelének valószínűsége  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha az eredményváltozója 1) illetve  $1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha eredményváltozója 0), mely értékek kiszámíthatóak adott  $\mathbf{b}$  mellett (már láttuk is)
- Már csak az egész mintára (nem egyes mintaelemekre) kell kiszámítani, itt függetlenség feltételezésével élünk



# A logisztikus regressziós modell becslése

- Minden  $\mathbf{b}$  választáshoz meghatározható a minta (itt: adatbázisunk) likelihood-ja (precízen: adott  $\mathbf{b}$  mellett mekkora likelihood-dal jött volna ki a mintánk)
- Ezt fogjuk a  $\mathbf{b}$ -ban maximalizálni, és így kapjuk  $\widehat{\beta}_{ML}$ -t
- Kérdés: hogyan kapjuk a minta likelihood-ját?
- Annyira nem nehéz, hiszen egy mintaelemre a kijövetelének valószínűsége  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha az eredményváltozója 1) illetve  $1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha eredményváltozója 0), mely értékek kiszámíthatóak adott  $\mathbf{b}$  mellett (már láttuk is)
- Már csak az egész mintára (nem egyes mintaelemekre) kell kiszámítani, itt függetlenség feltételezésével élünk

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Minden  $\mathbf{b}$  választáshoz meghatározható a minta (itt: adatbázisunk) likelihood-ja (precízen: adott  $\mathbf{b}$  mellett mekkora likelihood-dal jött volna ki a mintánk)
- Ezt fogjuk a  $\mathbf{b}$ -ban maximalizálni, és így kapjuk  $\widehat{\beta}_{ML}$ -t
- Kérdés: hogyan kapjuk a minta likelihood-ját?
- Annyira nem nehéz, hiszen egy mintaelemre a kijövetelének valószínűsége  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha az eredményváltozója 1) illetve  $1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha eredményváltozója 0), mely értékek kiszámíthatóak adott  $\mathbf{b}$  mellett (már láttuk is)
- Már csak az egész mintára (nem egyes mintaelemekre) kell kiszámítani, itt függetlenség feltételezésével élünk

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Minden  $\mathbf{b}$  választáshoz meghatározható a minta (itt: adatbázisunk) likelihood-ja (precízen: adott  $\mathbf{b}$  mellett mekkora likelihood-dal jött volna ki a mintánk)
- Ezt fogjuk a  $\mathbf{b}$ -ban maximalizálni, és így kapjuk  $\widehat{\beta}_{ML}$ -t
- Kérdés: hogyan kapjuk a minta likelihood-ját?
- Annyira nem nehéz, hiszen egy mintaelemre a kijövetelének valószínűsége  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha az eredményváltozója 1) illetve  $1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha eredményváltozója 0), mely értékek kiszámíthatóak adott  $\mathbf{b}$  mellett (már láttuk is)
- Már csak az egész mintára (nem egyes mintaelemekre) kell kiszámítani, itt függetlenség feltételezésével élünk

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Minden  $\mathbf{b}$  választáshoz meghatározható a minta (itt: adatbázisunk) likelihood-ja (precízen: adott  $\mathbf{b}$  mellett mekkora likelihood-dal jött volna ki a mintánk)
- Ezt fogjuk a  $\mathbf{b}$ -ban maximalizálni, és így kapjuk  $\widehat{\beta}_{ML}$ -t
- Kérdés: hogyan kapjuk a minta likelihood-ját?
- Annyira nem nehéz, hiszen egy mintaelemre a kijövetelének valószínűsége  $\mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha az eredményváltozója 1) illetve  $1 - \mathbb{P}_{\underline{X}}$  (ha eredményváltozója 0), mely értékek kiszámíthatóak adott  $\mathbf{b}$  mellett (már láttuk is)
- Már csak az egész mintára (nem egyes mintaelemekre) kell kiszámítani, itt függetlenség feltételezésével élünk

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Az egész minta likelihood-ja így:

$$\begin{aligned} L(b_0, b_1, \dots, b_k) &= \prod_{Y_i=1} \mathbb{P}_{\underline{X}_i} \prod_{Y_i=0} (1 - \mathbb{P}_{\underline{X}_i}) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}_{\underline{X}_i}^{Y_i} (1 - \mathbb{P}_{\underline{X}_i})^{1-Y_i} = \\ &= \prod_{i=1}^n \left( \frac{e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}}{1 + e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}} \right)^{Y_i} \left[ 1 - \left( \frac{e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}}{1 + e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}} \right) \right]^{1-Y_i} \end{aligned}$$

- Ezzel a megoldandó feladat:

$$\max_{b_0, b_1, \dots, b_k} L(b_0, b_1, \dots, b_k)$$

# A logisztikus regressziós modell becslése

- Az egész minta likelihood-ja így:

$$\begin{aligned}
 L(b_0, b_1, \dots, b_k) &= \prod_{Y_i=1} \mathbb{P}_{\underline{X}_i} \prod_{Y_i=0} (1 - \mathbb{P}_{\underline{X}_i}) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}_{\underline{X}_i}^{Y_i} (1 - \mathbb{P}_{\underline{X}_i})^{1-Y_i} = \\
 &= \prod_{i=1}^n \left( \frac{e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}}{1 + e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}} \right)^{Y_i} \left[ 1 - \left( \frac{e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}}{1 + e^{\underline{X}_i^T \mathbf{b}}} \right) \right]^{1-Y_i}
 \end{aligned}$$

- Ezzel a megoldandó feladat:

$$\max_{b_0, b_1, \dots, b_k} L(b_0, b_1, \dots, b_k)$$

# A logisztikus regressziós modell becslése

- E helyett a gyakorlatban inkább a vele ekvivalens

$$\min_{b_0, b_1, \dots, b_k} -2 \ln L(b_0, b_1, \dots, b_k)$$

feladatot oldjuk meg (nem csak numerikus okokból)

- Fontos különbség, hogy míg lineáris regresszió esetén volt zárt alakú megoldás, itt általában nincs, numerikus eljárást kell használni

# A logisztikus regressziós modell becslése

- E helyett a gyakorlatban inkább a vele ekvivalens

$$\min_{b_0, b_1, \dots, b_k} -2 \ln L(b_0, b_1, \dots, b_k)$$

feladatot oldjuk meg (nem csak numerikus okokból)

- Fontos különbség, hogy míg lineáris regresszió esetén volt zárt alakú megoldás, itt általában nincs, numerikus eljárást kell használni



# Alkalmazás: elemzés

- Értelmezzük az együtthatókat:

$$\frac{\text{odds}_{X_1, \dots, X_{l-1}, X_{l+1}, X_{l+1}, \dots, X_k}}{\text{odds}_{X_1, \dots, X_{l-1}, X_l, X_{l+1}, \dots, X_k}} = \frac{e^{X_1, \dots, X_{l-1}, X_{l+1}, X_{l+1}, \dots, X_k}}{e^{X_1, \dots, X_{l-1}, X_l, X_{l+1}, \dots, X_k}} = e^{\beta_l}$$

- Ezért az  $e^{\beta_l}$ -kat is meg szokták adni a programok, a nevük esélyhányados (odds ratio, OR)

# Alkalmazás: elemzés

- Értelmezzük az együtthatókat:

$$\frac{\text{odds}_{X_1, \dots, X_{l-1}, X_{l+1}, X_{l+1}, \dots, X_k}}{\text{odds}_{X_1, \dots, X_{l-1}, X_l, X_{l+1}, \dots, X_k}} = \frac{e^{X_1, \dots, X_{l-1}, X_{l+1}, X_{l+1}, \dots, X_k}}{e^{X_1, \dots, X_{l-1}, X_l, X_{l+1}, \dots, X_k}} = e^{\beta_l}$$

- Ezért az  $e^{\beta_l}$ -kat is meg szokták adni a programok, a nevük esélyhányados (odds ratio, OR)

## Alkalmazás: előrejelzés

- Még egy megfontolást kell tenni: csak csődvalószínűséget kaptunk... de az előrejelzésben konkrét kimenet kell! Mikor soroljuk becsődölőbe? Ha ez a valószínűség 0,5-nél nagyobb? 0,1-nél? 0,99-nél...?
- Jelölje ezt a határt  $C$  (cut-off point, cut value):

$$\hat{Y} = 1 \Leftrightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} > C$$

- Ekkor különböző  $C$ -khez különböző konkrét klasszifikációk tartoznak

# Alkalmazás: előrejelzés

- Még egy megfontolást kell tenni: csak csődvalószínűséget kaptunk... de az előrejelzésben konkrét kimenet kell! Mikor soroljuk becsődölőbe? Ha ez a valószínűség 0,5-nél nagyobb? 0,1-nél? 0,99-nél...?
- Jelölje ezt a határt  $C$  (cut-off point, cut value):

$$\hat{Y} = 1 \Leftrightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} > C$$

- Ekkor különböző  $C$ -khez különböző konkrét klasszifikációk tartoznak

# Alkalmazás: előrejelzés

- Még egy megfontolást kell tenni: csak csődvalószínűséget kaptunk... de az előrejelzésben konkrét kimenet kell! Mikor soroljuk becsődölőbe? Ha ez a valószínűség 0,5-nél nagyobb? 0,1-nél? 0,99-nél...?
- Jelölje ezt a határt  $C$  (cut-off point, cut value):

$$\hat{Y} = 1 \Leftrightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} > C$$

- Ekkor különböző  $C$ -khez különböző konkrét klasszifikációk tartoznak

# A klasszifikáció jóságának mérése

- Legalapvetőbb eszköz a klasszifikációs mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	6	1
$y = 0$	5	38

- Főátlóban a helyes osztályozások, ezek aránya a helyes osztályozási ráta (itt  $\frac{6+38}{6+1+5+38} = 0,88$ )
- Mellékátlóban: első- és másodfajú hibák (specifititás, szenzitivitás)
- Gondoljuk végig, hogyan változik ezek aránya  $C$  növelésére, ill. csökkentésére
- Szenzitivitás az (1-specifititás) függvényében különböző  $C$ -kre: ROC-görbe (terület alatta: AUC)

# A klasszifikáció jóságának mérése

- Legalapvetőbb eszköz a klasszifikációs mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	6	1
$y = 0$	5	38

- Főátlóban a helyes osztályozások, ezek aránya a helyes osztályozási ráta (itt  $\frac{6+38}{6+1+5+38} = 0,88$ )
- Mellékátlóban: első- és másodfajú hibák (specifititás, szenzitivitás)
- Gondoljuk végig, hogyan változik ezek aránya  $C$  növelésére, ill. csökkentésére
- Szenzitivitás az (1-specifititás) függvényében különböző  $C$ -kre: ROC-görbe (terület alatta: AUC)

# A klasszifikáció jóságának mérése

- Legalapvetőbb eszköz a klasszifikációs mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	6	1
$y = 0$	5	38

- Főátlóban a helyes osztályozások, ezek aránya a helyes osztályozási ráta (itt  $\frac{6+38}{6+1+5+38} = 0,88$ )
- Mellékátlóban: első- és másodfajú hibák (specifititás, szenzitivitás)
- Gondoljuk végig, hogyan változik ezek aránya  $C$  növelésére, ill. csökkentésére
- Szenzitivitás az (1-specifititás) függvényében különböző  $C$ -kre: ROC-görbe (terület alatta: AUC)



# A klasszifikáció jóságának mérése

- Legalapvetőbb eszköz a klasszifikációs mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	6	1
$y = 0$	5	38

- Főátlóban a helyes osztályozások, ezek aránya a helyes osztályozási ráta (itt  $\frac{6+38}{6+1+5+38} = 0,88$ )
- Mellékátlóban: első- és másodfajú hibák (specifititás, szenzitivitás)
- Gondoljuk végig, hogyan változik ezek aránya  $C$  növelésére, ill. csökkentésére
- Szenzitivitás az (1-specifititás) függvényében különböző  $C$ -kre: ROC-görbe (terület alatta: AUC)

# A klasszifikáció jóságának mérése

- Legalapvetőbb eszköz a klasszifikációs mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	6	1
$y = 0$	5	38

- Főátlóban a helyes osztályozások, ezek aránya a helyes osztályozási ráta (itt  $\frac{6+38}{6+1+5+38} = 0,88$ )
- Mellékátlóban: első- és másodfajú hibák (specifititás, szenzitivitás)
- Gondoljuk végig, hogyan változik ezek aránya  $C$  növelésére, ill. csökkentésére
- Szenzitivitás az (1-specifititás) függvényében különböző  $C$ -kre: ROC-görbe (terület alatta: AUC)

# C megválasztása veszteség-függvény alapján

- Ha tudjuk, hogy az egyes hibák milyen „költséget” jelentenek, akkor analitikusan választhatunk optimális C-t
- Veszteség-mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	0	1
$y = 0$	0,2	-0,2

- Ezzel az előző klasszifikációs mátrix költsége:

$$6 \cdot 0 + 1 \cdot 1 + 5 \cdot 0,2 + 38 \cdot (-0,2) = -5,6$$

- Azt a C-t választjuk, aminél ez minimális!

## C megválasztása veszteség-függvény alapján

- Ha tudjuk, hogy az egyes hibák milyen „költséget” jelentenek, akkor analitikusan választhatunk optimális C-t
- Veszteség-mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	0	1
$y = 0$	0,2	-0,2

- Ezzel az előző klasszifikációs mátrix költsége:

$$6 \cdot 0 + 1 \cdot 1 + 5 \cdot 0,2 + 38 \cdot (-0,2) = -5,6$$

- Azt a C-t választjuk, aminél ez minimális!

## C megválasztása veszteség-függvény alapján

- Ha tudjuk, hogy az egyes hibák milyen „költséget” jelentenek, akkor analitikusan választhatunk optimális C-t
- Veszteség-mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	0	1
$y = 0$	0,2	-0,2

- Ezzel az előző klasszifikációs mátrix költsége:

$$6 \cdot 0 + 1 \cdot 1 + 5 \cdot 0,2 + 38 \cdot (-0,2) = -5,6$$

- Azt a C-t választjuk, aminél ez minimális!

## C megválasztása veszteség-függvény alapján

- Ha tudjuk, hogy az egyes hibák milyen „költséget” jelentenek, akkor analitikusan választhatunk optimális C-t
- Veszteség-mátrix:

	$\hat{y} = 1$	$\hat{y} = 0$
$y = 1$	0	1
$y = 0$	0,2	-0,2

- Ezzel az előző klasszifikációs mátrix költsége:

$$6 \cdot 0 + 1 \cdot 1 + 5 \cdot 0,2 + 38 \cdot (-0,2) = -5,6$$

- Azt a C-t választjuk, aminél ez minimális!

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
  - Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
  - Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
- 
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A legnagyobb  $\log$ -likelihood alapján
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:



## C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:

## C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:
  - A specificitás és a szenzitivitás összege legyen maximális (Youden-szabály)

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:
  - A specificitás és a szenzitivitás összege legyen maximális (Youden-szabály)
  - A bal felső – optimális – ponthoz legközelebbi pont választása (azaz  $(1 - Se)^2 + (1 - Sp)^2$  legyen minimális)

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:
  - A specificitás és a szenzitivitás összege legyen maximális (Youden-szabály)
  - A bal felső – optimális – ponthoz legközelebbi pont választása (azaz  $(1 - Se)^2 + (1 - Sp)^2$  legyen minimális)

# C megválasztása veszteség-függvény nélkül

- C korrekt megválasztása *csak* veszteség-függvény ismeretében lehetséges: ha nem tudjuk, hogy milyen súlyú a kétféle hibázás, akkor honnan tudhatnánk egyáltalán megmondani, hogy mi az, hogy „jó” választás?
- Néha azonban mégis rákényszerülünk a veszteségek ismerete nélküli döntésre
- Klasszikus (nem ROC-görbére támaszkodó) heurisztikák:
  - Fix 0,5-ös cutoff
  - A cutoff legyen az 1-esek mintabeli aránya
  - A cutoff legyen olyan, hogy azzal a predikált 1-esek aránya megegyezzen az 1-esek mintabeli arányával
- Optimalizálás a ROC-görbe alapján:
  - A specificitás és a szenzitivitás összege legyen maximális (Youden-szabály)
  - A bal felső – optimális – ponthoz legközelebbi pont választása (azaz  $(1 - Se)^2 + (1 - Sp)^2$  legyen minimális)

# Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!



# Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

# Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

# Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

## Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

## Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

# Modelljellemezés pseudo- $R^2$ mutatóval

- Az OLS-nél látott  $R^2$ -hez hasonló elvű („hol járunk az úton?”) mutató szeretnénk LR-re is
- Az  $ESS$  helyett itt a  $-2 \ln L$  jellemzi a modellt
- Mi a tökéletes modell?  $\rightarrow \mathbb{P}_{\underline{X}} = 1$  ha  $Y = 1$  és  $\mathbb{P}_{\underline{X}} = 0$  ha  $Y = 0 \rightarrow$  mennyi ennek a likelihoodja?
- Épp 1,  $-2 \ln L = 0$
- Az üres – semmilyen magyarázó változót nem tartalmazó modell –  $-2 \ln L$ -je analitikusan meghatározható (analóg a helyzet az OLS-sel)
- Az alapján a McFadden-féle pseudo- $R^2$ :

$$R^2 = \frac{(-2 \ln L_{\text{null}}) - (-2 \ln L_{\text{targy}})}{-2 \ln L_{\text{null}}}$$

- Sok fenntartás van az ilyen mutatókkal kapcsolatban!

# Modellszelekció

- Nested modellszelekció,

$$H_0 : \beta_{q+1} = \beta_{q+2} = \dots = \beta_{q+m} = 0$$

- Ha nagy mintánk van, akkor rendkívül kényelmesen vizsgálható egy új próbakészítési elvvel, az ún. likelihood-hányados (LR) elven konstruált teszttel:

$$\left(-2 \ln \widehat{L}_{H_0}\right) - \left(-2 \ln \widehat{L}_{H_1}\right) \sim \chi_m^2$$

- Üres modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: függetlenségvizsgálat
- Szaturált modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: illeszkedésvizsgálat

# Modellszelekció

- Nested modellszelekció,

$$H_0 : \beta_{q+1} = \beta_{q+2} = \dots = \beta_{q+m} = 0$$

- Ha nagy mintánk van, akkor rendkívül kényelmesen vizsgálható egy új próbakészítési elvvel, az ún. likelihood-hányados (LR) elven konstruált teszttel:

$$\left(-2 \ln \hat{L}_{H_0}\right) - \left(-2 \ln \hat{L}_{H_1}\right) \sim \chi_m^2$$

- Üres modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: függetlenségvizsgálat
- Szaturált modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: illeszkedésvizsgálat



# Modellszelekció

- Nested modellszelekció,

$$H_0 : \beta_{q+1} = \beta_{q+2} = \dots = \beta_{q+m} = 0$$

- Ha nagy mintánk van, akkor rendkívül kényelmesen vizsgálható egy új próbakészítési elvvel, az ún. likelihood-hányados (LR) elven konstruált teszttel:

$$\left(-2 \ln \hat{L}_{H_0}\right) - \left(-2 \ln \hat{L}_{H_1}\right) \sim \chi_m^2$$

- Üres modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: függetlenségvizsgálat
- Szaturált modelltől van szignifikáns különбözés tesztelése: illeszkedésvizsgálat

# Modellszelekció

- Nested modellszelekció,

$$H_0 : \beta_{q+1} = \beta_{q+2} = \dots = \beta_{q+m} = 0$$

- Ha nagy mintánk van, akkor rendkívül kényelmesen vizsgálható egy új próbakészítési elvvel, az ún. likelihood-hányados (LR) elven konstruált teszttel:

$$\left(-2 \ln \hat{L}_{H_0}\right) - \left(-2 \ln \hat{L}_{H_1}\right) \sim \chi_m^2$$

- Üres modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: függetlenségvizsgálat
- Szaturált modelltől való szignifikáns különбözés tesztelése: illeszkedésvizsgálat