

A lineáris regresszió

Ferenci Tamás
tamas.ferenci@medstat.hu

Utoljára frissítve: 2023. május 12.

Tartalom

- 1 A lineáris regressziós modell (a sokaságban)
- 2 A lineáris regressziós modell használata
- 3 A regressziós modell használata a kauzalitás vizsgálatában
- 4 Az elaszticitás fogalma

A linearitás és jelentősége

- Ha a háttéreloszlás normális, akkor $\mathbb{E}(Y | \underline{X}) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$ és így $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$
- A továbbiakban általában is ebben az ún. **lineáris modellben** fogunk gondolkodni, függetlenül attól, hogy mit tudunk a háttéreloszlásról, ugyanis:
 - 1 Többváltozós normalitásnál *egzaktan* ez a helyzet
 - 2 Más esetekben csak *közelítés*, de cserében nagyon kellemesek a tulajdonságai, különösen ami az interpretációt illeti
 - 3 Ráadásul az is elmondható, hogy – a Taylor-sorfejtés logikáját követve – bármi más is a jó függvényforma, legalábbis lokálisan ez is jó közelítés kell legyen
 - 4 Végezetül pedig: majd látni fogjuk, hogy szerencsés módon egy sor nemlineáris kiterjesztés is könnyen kezelhető ugyanebben a keretben
- Azt fogjuk mondani, hogy ezt a modell *feltételezzük* a sokaságra (hogy aztán ezt jól tettük-e, azt majd különböző szempontokból persze vizsgáljuk)

A lineáris regressziós modell

- A modellünk tehát:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

- Egyelőre még semmilyen feltételt nem kötöttünk ki, bár annyit már láttunk, hogy ha ez jó modell, akkor $\mathbb{E}(\varepsilon | \underline{X}) = 0$ igaz kell legyen (ez persze csak szükséges feltétel, arról még semmit nem tudunk, hogy elégséges-e) – erre a kérdésre később térünk vissza

A modellünk használata: előrejelzés

- Teljesen kézenfekvő, csak egy dolgot kell megbeszélni: előrejelzésnél ε helyébe 0-t írunk
- (Hiszen a feltételes várható értékre lövünk)
- Azaz

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

A modellünk használata: elemzés

A paraméterek értelmezésével elemezhetjük a modellünket; kérdéseket válaszolhatunk meg a modellezett jelenségről.

A modellünk használata: elemzés (tengelymetszet)

- A β_0 konstans értelmezése: ha valamennyi magyarázó változó nulla értékű, akkor modellünk szerint várhatóan mekkora az eredményváltozó
- Ha a minden magyarázó változó nulla kombináció kívül esik az értelmes tartományon, akkor ennek lehet, hogy nincs tárgyi értelme (ilyenkor: egyszerűen az illeszkedést javító paraméter)

A modellünk használata: elemzés (meredekség)

- A meredekségek egyszerű értelmezése: ha a vizsgált magyarázó változó egy egységgel nagyobb lenne úgy, hogy minden más változót rögzített értéken tartunk (ceteris paribus, röviden c. p.), akkor modellünk szerint várhatóan hány egységgel változna az eredményváltozó

- Hiszen:

$$\begin{aligned}\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_l (X_l + 1) + \dots + \beta_k X_k &= \\ &= (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_l X_l + \dots + \beta_k X_k) + \beta_l\end{aligned}$$

- Figyelem:
 - Ceteris paribus
 - Mindegyik változót a saját egységében mérve
 - Abszolút változásokat kapcsol össze
- Később precízebben is értelmezzük a meredekséget

Kauzalitás és a regressziós modellek

- Két dolgot már részletesen láttunk: a kauzalitás kutatásának problémáját, ha csak megfigyeléses adataink vannak, és a regressziós modellek alapjait
- Na de mi köze a kettőnek egymáshoz?
- Azonnal világossá válik, ha az elemzésnél látottakra gondolunk – *ceteris paribus!*
- A β_I együttható úgy értendő, hogy az X_I növekedésének hatása... ha *minden más változatlan marad!*
- Ez *épp* a confounding kiszűrése, hiszen ott pont az a probléma, hogy ha X_I nő, akkor vele együtt más is változik!
- Voilá – megoldottuk a problémát

Visszatérve a példákra

- Az oktatás β -ja a magasabb iskolai végzettség hatása, *miközben* minden mást (így a nem oktatással összefüggő munkaalkalmasságot is!) rögzítetten tartottuk – azaz kiszűrtük a confound-oló hatását...
- Az előadáslátogatás β -ja a több előadáslátogatás hatása, *miközben* minden mást (így a motivációt is!) rögzítetten tartottuk – azaz kiszűrtük a confound-oló hatását...
- és így tovább, és így tovább... (érdeemes végiggondolni a többi példára is!)

Limitációk

- Az előbbi kijelentés persze valójában túl optimista volt
- A legfontosabb probléma: valójában nem tudunk „minden másra” kontrollálni – csak amit beleraktunk a modellbe!
- De mi van, ha valamit nem tudunk jól lemérni? Még jobb: mi van, ha valamiről eszünkbe sem jut, hogy confounder? (Ez a kísérlet hatalmas előnye!)
- Másrészt a regressziós modelleknek vannak előfeltévéseik (részletesen fogunk vele foglalkozni), melyeknek teljesülniük kell, hogy valós eredményt kapjunk
- Csak a példa kedvéért: a lineáris specifikáció kényelmes, de cserében kiad dolgokat a modell változóira nézve

A lineáris specifikáció hatása

- Eddigi definíció a meredekségre: a többi változót rögzítjük, a vizsgált egy egységgel nagyobb... de: milyen szinten rögzítjük a többit? milyen szintről indulva nő egy egységgel a vizsgált?
- A linearitás fontos következménye, hogy *mindkettő mindegy!*
 - Mindegy milyen szinten rögzítjük a többi változót...
 - Mindegy milyen szintről indulva növeljük eggyel a vizsgált változót...
- ...mindenképp *ugyanannyi* lesz a növelés hatása az eredményváltozóra!
- Szemléletes tartalom: gondoljunk az egyenesre (illetve síkra)

A modellünk használata: elemzés (rugalmasság, elaszticitás)

- A meredekséghez hasonló mutatót szeretnénk, de úgy, hogy ne abszolút, hanem relatív változásokat kössön össze
- Tehát: ha a vizsgált magyarázó változó 1 %-nyival nagyobb lenne c. p., akkor modellünk szerint várhatóan hány %-nyit változna az eredményváltozó

- Számítás:

$$\text{El}_I(\underline{X}) = \frac{\beta_I / Y}{1 / X_I} = \beta_I \cdot \frac{X_I}{Y} = \beta_I \cdot \frac{X_I}{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k}$$

- Figyelem:
 - Ceteris paribus
 - Minden elmozdulást relatíve (%-osan) mérve
- Ami új: az érték függ attól, hogy milyen pontban vagyunk, tehát, hogy az összes magyarázó változó milyen értékű (ezt tükrözi a jelölés is); teljesen logikus módon