

A modellszelekció kérdései

Ferenci Tamás
tamas.ferenci@medstat.hu

Utoljára frissítve: 2023. május 12.

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 Modellszelekció
 - A modellszelekció tartalma
 - Modellszelekciós tesztek
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - Modellszelekciós mutatók, kritériumok

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 Modellszelekció
 - A modellszelekció tartalma
 - Modellszelekciós tesztek
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - Modellszelekciós mutatók, kritériumok

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
- Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
- A kettő ellentmondásba kerülhet!

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
- Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
- A kettő ellentmondásba kerülhet!

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
- Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
- A kettő ellentmondásba kerülhet!

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
 - Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
 - A kettő ellentmondásba kerülhet!

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
- Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
- A kettő ellentmondásba kerülhet!

Pár gondolat a magyarázó változók körének kiválasztásához

- Eddig egyetlen minősítőjét láttuk egy modell jóságának: az R^2 -et
- Tételmondat: új változó bevonásával R^2 értéke *mindenképp* nő (de legalábbis nem csökken), teljesen függetlenül attól, hogy mi a bevont változónk, mik vannak már a modellben stb.
- Tehát: ha az R^2 -tel jellemezzük a modellünket, akkor *mindig* az összes potenciális magyarázó változó felhasználása lesz a legjobb döntés
- A valóságban azonban már nem biztos!
- Mert: az R^2 a *minta* jó leírását jellemzi, de mi a sokaságot akarjuk megragadni
- A kettő ellentmondásba kerülhet!

Általánosítóképesség

- Azt, hogy a modell – a mintából kinyert információk alapján – mennyire jól tud a sokaságról (tehát a mintán kívüli világról) is számot adni, *általánosítóképességnek* nevezzük
- Igazából mi erre játszunk!
- ... ennyiben (erre a célra) az R^2 nem szerencsés mutató

Általánosítóképesség

- Azt, hogy a modell – a mintából kinyert információk alapján – mennyire jól tud a sokaságról (tehát a mintán kívüli világról) is számot adni, *általánosítóképességnek* nevezzük
- Igazából mi erre játszunk!
- ... ennyiben (erre a célra) az R^2 nem szerencsés mutató

Általánosítóképesség

- Azt, hogy a modell – a mintából kinyert információk alapján – mennyire jól tud a sokaságról (tehát a mintán kívüli világról) is számot adni, *általánosítóképességnek* nevezzük
- Igazából mi erre játszunk!
- ... ennyiben (erre a célra) az R^2 nem szerencsés mutató

Általánosítóképesség

- Persze az sem jó megközelítés, hogy az R^2 -tel nem törődünk, hiszen ha nem szedünk ki elég információt a mintából, akkor sem várható, hogy a sokaságról jól tudunk nyilatkozni (mivel arra vonatkozóan csak a mintára támaszkodhatunk)
- Tehát: kompromisszumra van szükség a mintainformációk felhasználásában...
 - ... ha túl keveset használunk fel, akkor nem nyerünk elég jó képet a sokaságról
 - ... ha túl sokat használunk fel, akkor túlilleszkedünk a mintára és nem tudunk nyilatkozni a sokaságról

Általánosítóképesség

- Persze az sem jó megközelítés, hogy az R^2 -tel nem törődünk, hiszen ha nem szedünk ki elég információt a mintából, akkor sem várható, hogy a sokaságról jól tudunk nyilatkozni (mivel arra vonatkozóan csak a mintára támaszkodhatunk)
- Tehát: kompromisszumra van szükség a mintainformációk felhasználásában...
 - ... ha túl keveset használunk fel, akkor nem nyerünk elég jó képet a sokaságról
 - ... ha túl sokat használunk fel, akkor túlságosan „ráfókuszálunk” a mintára

Általánosítóképesség

- Persze az sem jó megközelítés, hogy az R^2 -tel nem törődünk, hiszen ha nem szedünk ki elég információt a mintából, akkor sem várható, hogy a sokaságról jól tudunk nyilatkozni (mivel arra vonatkozóan csak a mintára támaszkodhatunk)
- Tehát: kompromisszumra van szükség a mintainformációk felhasználásában...
 - ... ha túl keveset használunk fel, akkor nem nyerünk elég jó képet a sokaságról
 - ... ha túl sokat használunk fel, akkor túlságosan „ráfókuszálunk” a mintára

Általánosítóképesség

- Persze az sem jó megközelítés, hogy az R^2 -tel nem törődünk, hiszen ha nem szedünk ki elég információt a mintából, akkor sem várható, hogy a sokaságról jól tudunk nyilatkozni (mivel arra vonatkozóan csak a mintára támaszkodhatunk)
- Tehát: kompromisszumra van szükség a mintainformációk felhasználásában...
 - ... ha túl keveset használunk fel, akkor nem nyerünk elég jó képet a sokaságról
 - ... ha túl sokat használunk fel, akkor túlságosan „ráfókuszálunk” a mintára

Általánosítóképesség

- Ahogy egyre több információt nyerünk ki a mintából (egyre jobban „elköteleződünk” mellette), úgy egy pontig javul, majd ezen túl romlik az általánosítóképesség
- Tehát: nem csak nem javít a több információ, de egyenesen ront (ezért az „ellentmondás”)!

Általánosítóképesség

- Ahogy egyre több információt nyerünk ki a mintából (egyre jobban „elköteleződünk” mellette), úgy egy pontig javul, majd ezen túl romlik az általánosítóképesség
- Tehát: nem csak nem javít a több információ, de egyenesen ront (ezért az „ellentmondás”)!

Alulilleszkedés, túlilleszkedés

- A fentiek jól értelemzhetők a *gépi tanulás* fogalomkészletével
- Itt a tanulás információkinyerés a mintából
- Ha ezt túl kis mértékben hajtjuk végre, akkor alulilleszkedésről (alultanulásról)...
- ... ha túl nagy mértékben, akkor túlilleszkedésről (túltanulásról) beszélünk
- A tútanított modell látszólag nagyon jó (a mintát jól megragadja), de valójában nem az, mert a mintán kívüli képességei gyatrák lesznek (hiszen túlságosan „ráfókuszált” a mintára)

Alulilleszkedés, túlilleszkedés

- A fentiek jól értelemzhetők a *gépi tanulás* fogalomkészletével
- Itt a tanulás információkinyerés a mintából
- Ha ezt túl kis mértékben hajtjuk végre, akkor alulilleszkedésről (alultanulásról)...
- ... ha túl nagy mértékben, akkor túlilleszkedésről (túltanulásról) beszélünk
- A tútanított modell látszólag nagyon jó (a mintát jól megragadja), de valójában nem az, mert a mintán kívüli képességei gyatrák lesznek (hiszen túlságosan „ráfókuszált” a mintára)

Alulilleszkedés, túlilleszkedés

- A fentiek jól értelemzhetők a *gépi tanulás* fogalomkészletével
- Itt a tanulás információkinyerés a mintából
- Ha ezt túl kis mértékben hajtjuk végre, akkor alulilleszkedésről (alultanulásról)...
- ... ha túl nagy mértékben, akkor túlilleszkedésről (túltanulásról) beszélünk
- A túltanított modell látszólag nagyon jó (a mintát jól megragadja), de valójában nem az, mert a mintán kívüli képességei gyatrák lesznek (hiszen túlságosan „ráfókuszált” a mintára)

Alulilleszkedés, túlilleszkedés

- A fentiek jól értelemzhetők a *gépi tanulás* fogalomkészletével
- Itt a tanulás információkinyerés a mintából
- Ha ezt túl kis mértékben hajtjuk végre, akkor alulilleszkedésről (alultanulásról)...
- ... ha túl nagy mértékben, akkor túlilleszkedésről (túltanulásról) beszélünk
- A túltanított modell látszólag nagyon jó (a mintát jól megragadja), de valójában nem az, mert a mintán kívüli képességei gyatrák lesznek (hiszen túlságosan „ráfókuszált” a mintára)

Alulilleszkedés, túlilleszkedés

- A fentiek jól értelemzhetők a *gépi tanulás* fogalomkészletével
- Itt a tanulás információkinyerés a mintából
- Ha ezt túl kis mértékben hajtjuk végre, akkor alulilleszkedésről (alultanulásról)...
- ... ha túl nagy mértékben, akkor túlilleszkedésről (túltanulásról) beszélünk
- A túltanított modell látszólag nagyon jó (a mintát jól megragadja), de valójában nem az, mert a mintán kívüli képességei gyatrák lesznek (hiszen túlságosan „ráfókuszált” a mintára)

Egy példa a túlilleszkedésre

- Egyszerű kétváltozós feladat: egy magyarázó- és egy eredményváltozó
- A példánkban a tanítás fokát tehát nem a magyarázó változók számával fogjuk mérni, hanem a függvényforma bonyolultságával: $Y = \beta_1 + \beta_2 X + u$,
 $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + u'$, $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + \beta_2'' X^3 + u''$ stb.
- Tehát az eredményváltozót a magyarázó változó egyre nagyobb fokszámú polinomjával közelítjük (a polinom fokszámát jelölje p)
- (A függvényforma ilyen megválasztásával később foglalkozunk részleteiben, de most nem is ez a lényeg)

Egy példa a túlilleszkedésre

- Egyszerű kétváltozós feladat: egy magyarázó- és egy eredményváltozó
- A példánkban a tanítás fokát tehát nem a magyarázó változók számával fogjuk mérni, hanem a függvényforma bonyolultságával: $Y = \beta_1 + \beta_2 X + u$,
 $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + u'$, $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + \beta_2'' X^3 + u''$ stb.
- Tehát az eredményváltozót a magyarázó változó egyre nagyobb fokszámú polinomjával közelítjük (a polinom fokszámát jelölje p)
- (A függvényforma ilyen megválasztásával később foglalkozunk részleteiben, de most nem is ez a lényeg)

Egy példa a túlilleszkedésre

- Egyszerű kétváltozós feladat: egy magyarázó- és egy eredményváltozó
- A példánkban a tanítás fokát tehát nem a magyarázó változók számával fogjuk mérni, hanem a függvényforma bonyolultságával: $Y = \beta_1 + \beta_2 X + u$,
 $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta'_2 X^2 + u'$, $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta'_2 X^2 + \beta''_2 X^3 + u''$ stb.
- Tehát az eredményváltozót a magyarázó változó egyre nagyobb fokszámú polinomjával közelítjük (a polinom fokszámát jelölje p)
- (A függvényforma ilyen megválasztásával később foglalkozunk részleteiben, de most nem is ez a lényeg)

Egy példa a túlilleszkedésre

- Egyszerű kétváltozós feladat: egy magyarázó- és egy eredményváltozó
- A példánkban a tanítás fokát tehát nem a magyarázó változók számával fogjuk mérni, hanem a függvényforma bonyolultságával: $Y = \beta_1 + \beta_2 X + u$,
 $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + u'$, $Y = \beta_1 + \beta_2 X + \beta_2' X^2 + \beta_2'' X^3 + u''$ stb.
- Tehát az eredményváltozót a magyarázó változó egyre nagyobb fokszámú polinomjával közelítjük (a polinom fokszámát jelölje p)
- (A függvényforma ilyen megválasztásával később foglalkozunk részleteiben, de most nem is ez a lényeg)

Egy példa a túlilleszkedésre

- Hogy tudjuk mi a „jól illeszkedő” modell, elárulom, hogy az adatokat valójában egy $Y = 5 \cdot X^3 + 1 + u$ modell szerint generáltam, ahol $u \sim \mathcal{N}(0; 0,3)$
- Tehát lényegében: „zajos harmadfokú” függvény
- A jól illeszkedő modell – ezt *most* tudjuk, általában persze nem! – a harmadfokú lenne

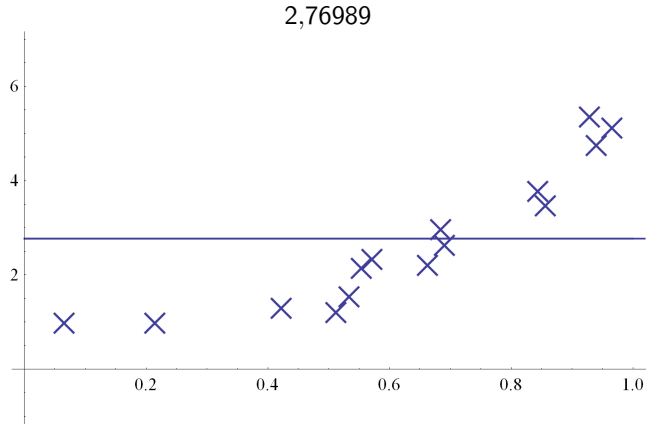
Egy példa a túlilleszkedésre

- Hogy tudjuk mi a „jól illeszkedő” modell, elárulom, hogy az adatokat valójában egy $Y = 5 \cdot X^3 + 1 + u$ modell szerint generáltam, ahol $u \sim \mathcal{N}(0; 0,3)$
- Tehát lényegében: „zajos harmadfokú” függvény
- A jól illeszkedő modell – ezt *most* tudjuk, általában persze nem! – a harmadfokú lenne

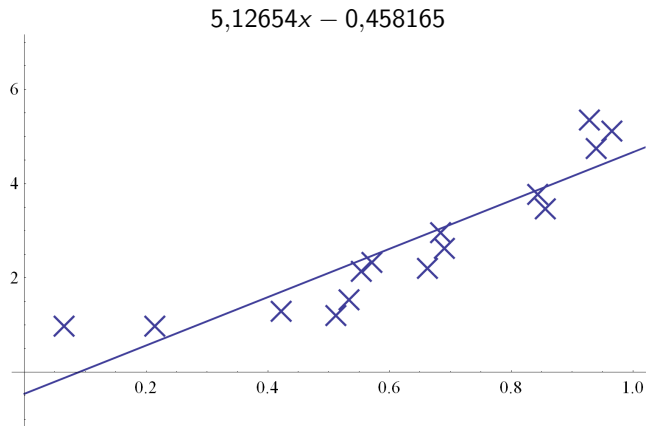
Egy példa a túlilleszkedésre

- Hogy tudjuk mi a „jól illeszkedő” modell, elárulom, hogy az adatokat valójában egy $Y = 5 \cdot X^3 + 1 + u$ modell szerint generáltam, ahol $u \sim \mathcal{N}(0; 0,3)$
- Tehát lényegében: „zajos harmadfokú” függvény
- A jól illeszkedő modell – ezt *most* tudjuk, általában persze nem! – a harmadfokú lenne

Alulilleszkedés: $p = 0$

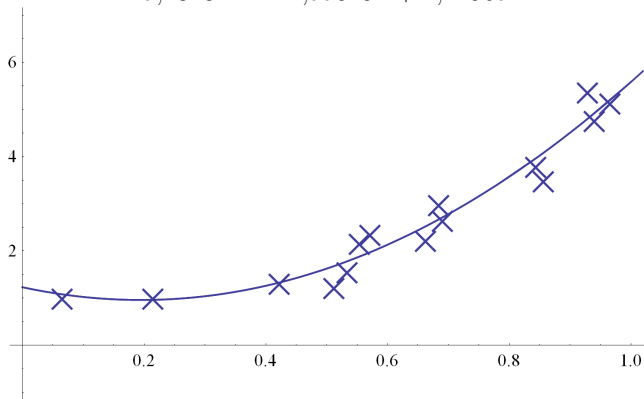


Alulilleszkedés: $p = 1$



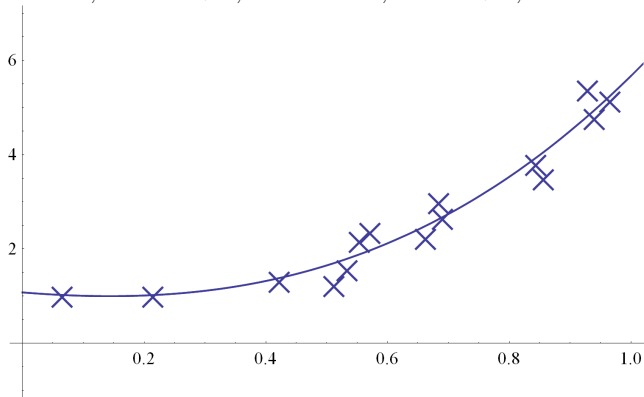
Nagyjából jó illeszkedés: $p = 2$

$$7,13434x^2 - 2,77819x + 1,22967$$



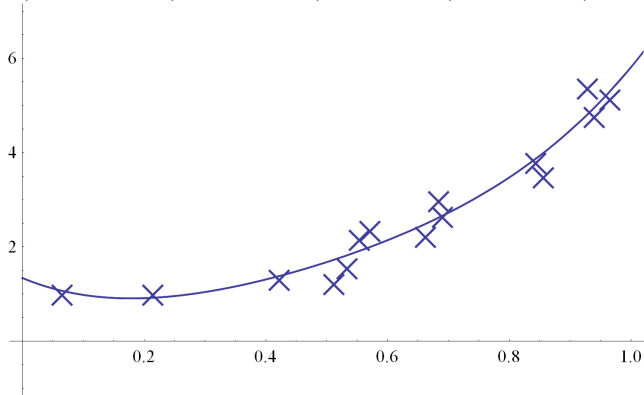
Nagyjából jó illeszkedés: $p = 3$

$$2,48264x^3 + 3,17392x^2 - 1,06319x + 1,0774$$



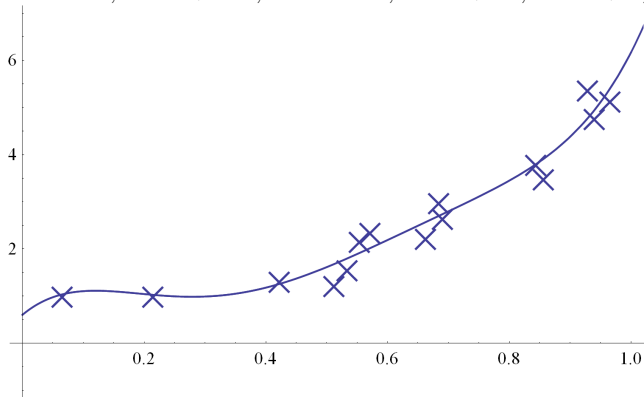
Nagyjából jó illeszkedés: $p = 4$

$$11,6577x^4 - 22,0369x^3 + 20,2496x^2 - 5,39823x + 1,34003$$



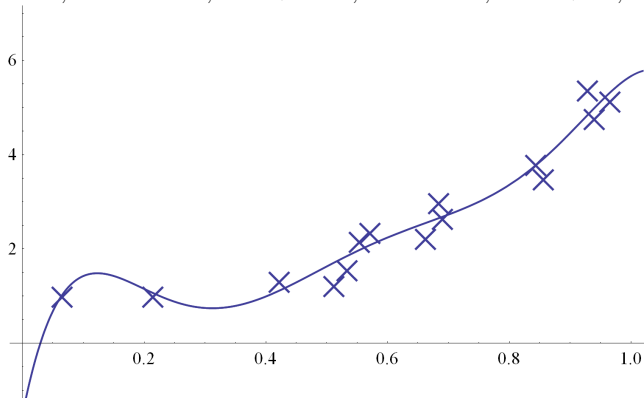
Túlilleszkedés: $p = 5$

$$94,7601x^5 - 236,514x^4 + 213,631x^3 - 77,138x^2 + 10,8264x + 0,601515$$



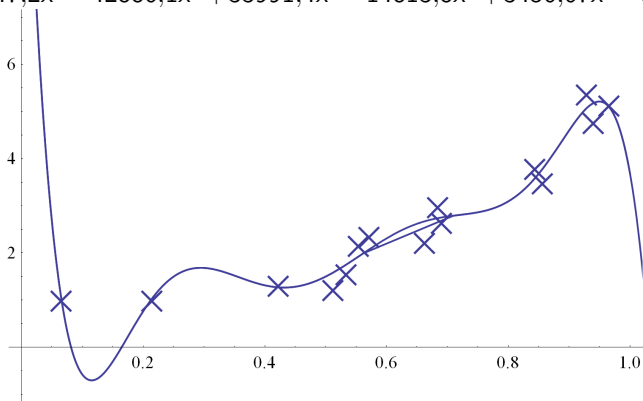
Túlilleszkedés: $p = 6$

$$-556,426x^6 + 1895,28x^5 - 2494,87x^4 + 1587,69x^3 - 489,325x^2 + 64,8299x - 1,52203$$



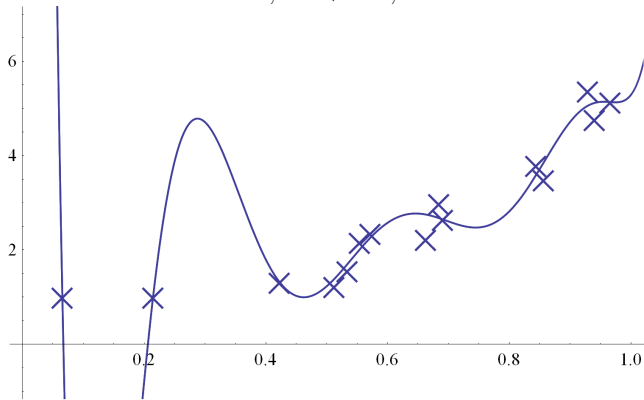
Túlilleszkedés: $p = 7$

$$-7426,18x^7 + 28047,2x^6 - 42886,1x^5 + 33991,4x^4 - 14813,8x^3 + 3456,67x^2 - 380,286x + 14,6986$$



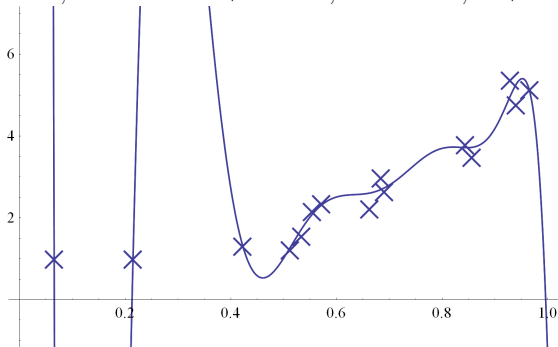
Túlilleszkedés: $p = 8$

$$59039,2x^8 - 282296x^7 + 565254x^6 - 613881x^5 + 390937x^4 - 146967x^3 + 31001,6x^2 - 3195,04x + 112,114$$



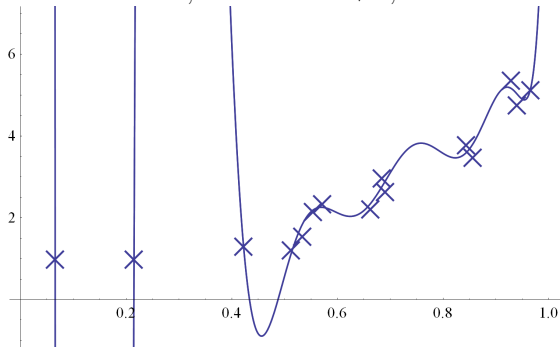
Túlilleszkedés: $p = 9$

$$-722495x^9 + 3,85053 \cdot 10^6 x^8 - 8,84295 \cdot 10^6 x^7 + 1,1426 \cdot 10^7 x^6 - 9,08926 \cdot 10^6 x^5 + 4,57009 \cdot 10^6 x^4 - 1,43064 \cdot 10^6 x^3 + 262396x^2 - 24485,1x + 807,137$$



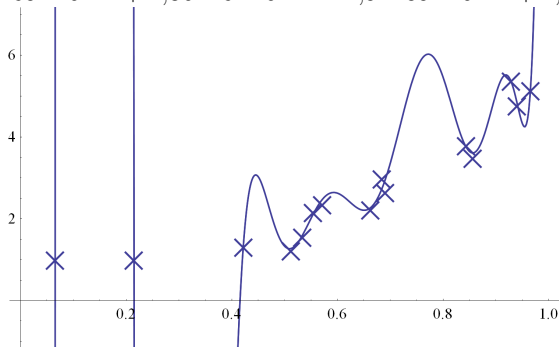
Túlilleszkedés: $p = 10$

$$8,61299 \cdot 10^6 x^{10} - 5,24999 \cdot 10^7 x^9 + 1,40371 \cdot 10^8 x^8 - 2,16006 \cdot 10^8 x^7 + 2,1085 \cdot 10^8 x^6 - 1,35546 \cdot 10^8 x^5 + 5,75915 \cdot 10^7 x^4 - 1,57537 \cdot 10^7 x^3 + 2,59736 \cdot 10^6 x^2 - 223991x + 7044,46$$



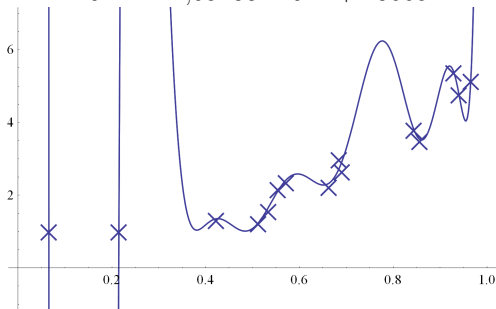
Túlilleszkedés: $p = 11$

$$9,81027 \cdot 10^7 x^{11} - 6,54761 \cdot 10^8 x^{10} + 1,94347 \cdot 10^9 x^9 - 3,37777 \cdot 10^9 x^8 + 3,80722 \cdot 10^9 x^7 - 2,91 \cdot 10^9 x^6 + 1,53045 \cdot 10^9 x^5 - 5,49469 \cdot 10^8 x^4 + 1,30416 \cdot 10^8 x^3 - 1,91189 \cdot 10^7 x^2 + 1,50501 \cdot 10^6 x - 44723,9$$



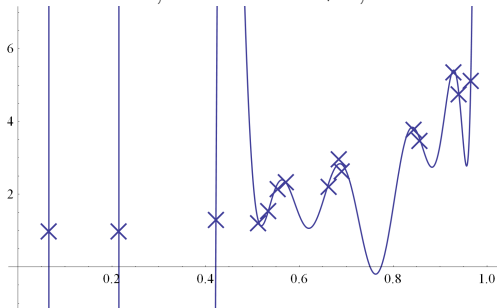
Túlilleszkedés: $p = 12$

$$1,97286 \cdot 10^8 x^{12} - 1,37728 \cdot 10^9 x^{11} + 4,31319 \cdot 10^9 x^{10} - 7,99714 \cdot 10^9 x^9 + 9,75531 \cdot 10^9 x^8 - 8,22533 \cdot 10^9 x^7 + 4,8983 \cdot 10^9 x^6 - 2,06632 \cdot 10^9 x^5 + 6,08915 \cdot 10^8 x^4 - 1,211 \cdot 10^8 x^3 + 1,51977 \cdot 10^7 x^2 - 1,05188 \cdot 10^6 x + 28665$$



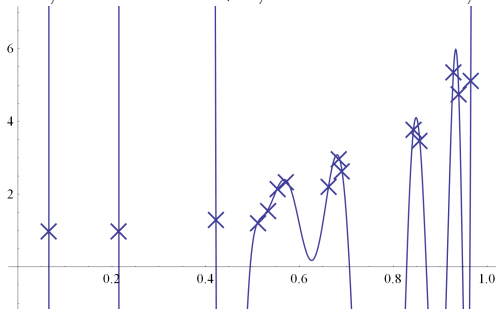
Túlilleszkedés: $p = 13$

$$1,33188 \cdot 10^{10} x^{13} - 1,09101 \cdot 10^{11} x^{12} + 4,06208 \cdot 10^{11} x^{11} - 9,08859 \cdot 10^{11} x^{10} + 1,36095 \cdot 10^{12} x^9 - 1,43708 \cdot 10^{12} x^8 + 1,0978 \cdot 10^{12} x^7 - 6,12006 \cdot 10^{11} x^6 + 2,4775 \cdot 10^{11} x^5 - 7,14241 \cdot 10^{10} x^4 + 1,41049 \cdot 10^{10} x^3 - 1,77685 \cdot 10^9 x^2 + 1,24223 \cdot 10^8 x - 3,41822 \cdot 10^6$$

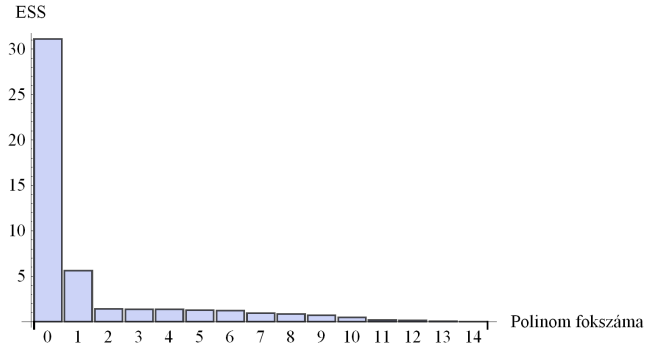


Túlilleszkedés: $p = 14$

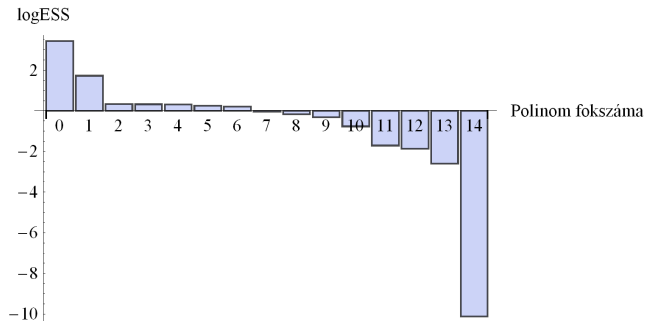
$$2,23808 \cdot 10^{11}x^{14} - 1,95447 \cdot 10^{12}x^{13} + 7,81606 \cdot 10^{12}x^{12} - 1,89512 \cdot 10^{13}x^{11} + 3,10833 \cdot 10^{13}x^{10} - 3,64245 \cdot 10^{13}x^9 + 3,1386 \cdot 10^{13}x^8 - 2,01508 \cdot 10^{13}x^7 + 9,65479 \cdot 10^{12}x^6 - 3,41996 \cdot 10^{12}x^5 + 8,76076 \cdot 10^{11}x^4 - 1,55904 \cdot 10^{11}x^3 + 1,79489 \cdot 10^{10}x^2 - 1,16536 \cdot 10^9x + 3,04682 \cdot 10^7$$



Hiba az egyes fokszámok mellett



Jobban láthatóan...



A túlilleszkedés hatása

- Itt a tanítás mértékét a polinom fokszáma jelzi
- A példa tökéletesen mutatja, hogy mi a túlilleszkedés tartalma:
 - A mintaadatokat ugyan egyre jobban megtanuljuk...
 - ...de közben a mintaánál újabb és újabb példák minden újabb mintánál egyre jobban elcsúsznak.
- A túltanulás igazi problematikáját az adja, hogy ez utóbbi *elkerülhetetlenül* bekövetkezik, ha a tanítást túl sokáig folytatjuk (az ellentmondás a két szempont között, ugyebár)

A túlilleszkedés hatása

- Itt a tanítás mértékét a polinom fokszáma jelzi
- A példa tökéletesen mutatja, hogy mi a túlilleszkedés tartalma:
 - A mintaadatokat ugyan egyre jobban megtanuljuk...
 - ... de közben a mintán kívüli világról egyre kevesebbet tudunk mondani (holott minket ez érdekelne igazából!)
- A túltanulás igazi problematikáját az adja, hogy ez utóbbi *elkerülhetetlenül* bekövetkezik, ha a tanítást túl sokáig folytatjuk (az ellentmondás a két szempont között, ugyebár)

A túlilleszkedés hatása

- Itt a tanítás mértékét a polinom fokszáma jelzi
- A példa tökéletesen mutatja, hogy mi a túlilleszkedés tartalma:
 - A mintaadatokat ugyan egyre jobban megtanuljuk...
 - ... de közben a mintán kívüli világról egyre kevesebbet tudunk mondani (holott minket ez érdekelne igazából!)
- A túltanulás igazi problematikáját az adja, hogy ez utóbbi *elkerülhetetlenül* bekövetkezik, ha a tanítást túl sokáig folytatjuk (az ellentmondás a két szempont között, ugyebár)

A túlilleszkedés hatása

- Itt a tanítás mértékét a polinom fokszáma jelzi
- A példa tökéletesen mutatja, hogy mi a túlilleszkedés tartalma:
 - A mintaadatokat ugyan egyre jobban megtanuljuk...
 - ... de közben a mintán kívüli világról egyre kevesebbet tudunk mondani (holott minket ez érdekelne igazából!)
- A túltanulás igazi problematikáját az adja, hogy ez utóbbi *elkerülhetetlenül* bekövetkezik, ha a tanítást túl sokáig folytatjuk (az ellentmondás a két szempont között, ugyebár)

A túlilleszkedés hatása

- Itt a tanítás mértékét a polinom fokszáma jelzi
- A példa tökéletesen mutatja, hogy mi a túlilleszkedés tartalma:
 - A mintaadatokat ugyan egyre jobban megtanuljuk...
 - ... de közben a mintán kívüli világról egyre kevesebbet tudunk mondani (holott minket ez érdekelne igazából!)
- A túltanulás igazi problematikáját az adja, hogy ez utóbbi *elkerülhetetlenül* bekövetkezik, ha a tanítást túl sokáig folytatjuk (az ellentmondás a két szempont között, ugyebár)

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Túlilleszkedés túl sok magyarázó változó miatt

- A magyarázó változók száma tipikus példája a tanítás fokának
- Túl kis mértékű tanítás (túl kevés magyarázó változó) esetén az alulilleszkedés miatt lesz rossz a modellünk...
- ... túl nagy mértékű tanítás (túl sok magyarázó változó) esetén a túlilleszkedés, az általánosítóképesség leromlása miatt
- Szemléletes megjelenés: a bevont magyarázó változók száma csökkenti a tesztek szabadsági fokainak számát (erre ugyanis sokszor jön elő valamilyen $n - (k + 1)$ jellegű kifejezés), így az erejüket; „leköti a szabadsági fokokat”
- Az R^2 ezt nem jellemzi, csak a mintához való illeszkedést
- Valahogy „javítani” kell; ezzel fogunk most foglalkozni

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
- Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
- Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
 - Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
 - Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
- Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
- Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
- Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
- Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
- Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
- Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek I.

- Magyarázó változók számának csökkentése *csak* a bennük lévő információk alapján, tehát *nem* is nézve az eredményváltozót („blinded to the outcome”)
 - A legtisztább megoldás
 - Két alapvető kivitelezési lehetőség: szakmai szempontok szerinti szűrés, vagy statisztikai alapú redundanciavizsgálat a magyarázó változók körében és redundánsak elhagyása vagy összevonása
 - Ebben segíthetnek az arra vonatkozó irányelvek, hogy adott mintanagyság mellett mennyi prediktor modellezhető
- Minden magyarázó változó felhasználása, de a regresszió regularizálása (penalizálás)
- Egyéb korszerű megoldások (pl. bayes-i modellátlagolás, BMA)

Megoldási lehetőségek II.

- Statisztikai alapú szűrés
 - Ezzel fogunk most részletesen foglalkozni
 - De vigyázat, ész nélkül nem használható, mert az *maga* is túlilleszkedéshez vezethet!
 - Ész nélkül: össze-vissza mindenféle lehetőséget megvizsgálva, hogy melyik jobb; ehelyett vezessenek minket amennyire lehet szakmai megfontolások, a próbálkozások lehetőleg legyenek pre-specifikáltak (ne az adatok sugallják őket), és ha kétség van, inkább közöljünk többféle modellt

Megoldási lehetőségek II.

- Statisztikai alapú szűrés
 - Ezzel fogunk most részletesen foglalkozni
 - De vigyázat, ész nélkül nem használható, mert az *maga* is túlilleszkedéshez vezethet!
 - Ész nélkül: össze-vissza mindenféle lehetőséget megvizsgálva, hogy melyik jobb; ehelyett vezessenek minket amennyire lehet szakmai megfontolások, a próbálkozások lehetőleg legyenek pre-specifikáltak (ne az adatok sugallják őket), és ha kétség van, inkább közöljünk többféle modellt

Megoldási lehetőségek II.

- Statisztikai alapú szűrés
 - Ezzel fogunk most részletesen foglalkozni
 - De vigyázat, ész nélkül nem használható, mert az *maga* is túlilleszkedéshez vezethet!
 - Ész nélkül: össze-vissza mindenféle lehetőséget megvizsgálva, hogy melyik jobb; ehelyett vezessenek minket amennyire lehet szakmai megfontolások, a próbálkozások lehetőleg legyenek pre-specifikáltak (ne az adatok sugallják őket), és ha kétség van, inkább közöljünk többféle modellt

Megoldási lehetőségek II.

- Statisztikai alapú szűrés
 - Ezzel fogunk most részletesen foglalkozni
 - De vigyázat, ész nélkül nem használható, mert az *maga* is túlilleszkedéshez vezethet!
 - Ész nélkül: össze-vissza mindenféle lehetőséget megvizsgálva, hogy melyik jobb; ehelyett vezessenek minket amennyire lehet szakmai megfontolások, a próbálkozások lehetőleg legyenek pre-specifikáltak (ne az adatok sugallják őket), és ha kétség van, inkább közöljünk többféle modellt

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 **Modellszelekció**
 - A modellszelekció tartalma
 - Modellszelekciós tesztek
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - Modellszelekciós mutatók, kritériumok

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 **Modellszelekció**
 - A modellszelekció tartalma
 - Modellszelekciós tesztek
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - Modellszelekciós mutatók, kritériumok

A modellszelekció fogalma

- Modellszelekció alatt az optimális magyarázó változó-kör meghatározását értjük
- Ennek megfelelően foglalkozik változó bevonásának/elhagyásának hatásával...
- ...de nem „mikroszkopikusan” (mi történik a többi változó becsült paramétereivel stb.), hanem „makroszkopikusan” (mi történik a modell jóságával)
- Az előbbi inkább a modellspecifikáció kérdése, később fogunk vele foglalkozni
- Továbbá: a modellspecifikációhoz szoktuk sorolni az adott magyarázó változó-kör melletti függvényforma kialakítást (de nincs egyértelmű határ a kettő között)

A modellszelekció fogalma

- Modellszelekció alatt az optimális magyarázó változó-kör meghatározását értjük
- Ennek megfelelően foglalkozik változó bevonásának/elhagyásának hatásával...
- ...de nem „mikroszkopikusan” (mi történik a többi változó becsült paramétereivel stb.), hanem „makroszkopikusan” (mi történik a modell jóságával)
- Az előbbi inkább a modellspecifikáció kérdése, később fogunk vele foglalkozni
- Továbbá: a modellspecifikációhoz szoktuk sorolni az adott magyarázó változó-kör melletti függvényforma kialakítást (de nincs egyértelmű határ a kettő között)

A modellszelekció fogalma

- Modellszelekció alatt az optimális magyarázó változó-kör meghatározását értjük
- Ennek megfelelően foglalkozik változó bevonásának/elhagyásának hatásával...
- ...de nem „mikroszkopikusan” (mi történik a többi változó becsült paramétereivel stb.), hanem „makroszkopikusan” (mi történik a modell jóságával)
- Az előbbi inkább a modellspecifikáció kérdése, később fogunk vele foglalkozni
- Továbbá: a modellspecifikációhoz szoktuk sorolni az adott magyarázó változó-kör melletti függvényforma kialakítást (de nincs egyértelmű határ a kettő között)

A modellszelekció fogalma

- Modellszelekció alatt az optimális magyarázó változó-kör meghatározását értjük
- Ennek megfelelően foglalkozik változó bevonásának/elhagyásának hatásával...
- ...de nem „mikroszkopikusan” (mi történik a többi változó becsült paramétereivel stb.), hanem „makroszkopikusan” (mi történik a modell jóságával)
- Az előbbi inkább a modellspecifikáció kérdése, később fogunk vele foglalkozni
- Továbbá: a modellspecifikációhoz szoktuk sorolni az adott magyarázó változó-kör melletti függvényforma kialakítást (de nincs egyértelmű határ a kettő között)

A modellszelekció fogalma

- Modellszelekció alatt az optimális magyarázó változó-kör meghatározását értjük
- Ennek megfelelően foglalkozik változó bevonásának/elhagyásának hatásával...
- ...de nem „mikroszkopikusan” (mi történik a többi változó becsült paramétereivel stb.), hanem „makroszkopikusan” (mi történik a modell jóságával)
- Az előbbi inkább a modellspecifikáció kérdése, később fogunk vele foglalkozni
- Továbbá: a modellspecifikációhoz szoktuk sorolni az adott magyarázó változó-kör melletti függvényforma kialakítást (de nincs egyértelmű határ a kettő között)

A modellszelekció problematikájának megoldása

- Az biztos, hogy a mintához való illeszkedés az R^2 -tel jellemezhető
- Innentől két lépésben lehet továbbhaladni a modellszelekcióval:
 - Két modell között úgy döntünk, hogy megnézzük, hogy lényeges-e közöttük az R^2 -beli különbség... és csak akkor választjuk a bővebbet, ha nem csak nagyobb (ez biztos), de lényegesen nagyobb az R^2 -e (más szóval: egy modellből mindazon változókat elhagyjuk, melyek nem csökkentik lényegesen az R^2 -et, még ha számszerűen csökkentik is)
 - Definiálunk egyen mutatót az R^2 helyett, mely az R^2 -hoz hasonlóan figyelembe veszi a változók számát is
- Most e két kérdést fogjuk közelebbről is megvizsgálni

A modellszelekció problematikájának megoldása

- Az biztos, hogy a mintához való illeszkedés az R^2 -tel jellemezhető
- Innentől két lépésben lehet továbbhaladni a modellszelekcióval:
 - 1 Két modell között úgy döntünk, hogy megnézzük, hogy lényeges-e köztük az R^2 -beli különbség... és csak akkor választjuk a bővebbet, ha nem csak nagyobb (ez biztos), de *lényegesen* nagyobb az R^2 -e (más szóval: egy modellből mindazon változókat elhagyjuk, melyek nem csökkentik *lényegesen* az R^2 -et, még ha számszerűen csökkentik is)
 - 2 Definiálunk olyan mutatót az R^2 helyett, mely az R^2 -hez hasonlóan figyelembe veszi a mintához való illeszkedést, de – azzal szemben – az ehhez szükséges magyarázó változók számát *is*
- Most e két kérdést fogjuk közelebbről is megvizsgálni

A modellszelekció problematikájának megoldása

- Az biztos, hogy a mintához való illeszkedés az R^2 -tel jellemezhető
- Innentől két lépésben lehet továbbhaladni a modellszelekcióval:
 - 1 Két modell között úgy döntünk, hogy megnézzük, hogy lényeges-e köztük az R^2 -beli különbség... és csak akkor választjuk a bővebbet, ha nem csak nagyobb (ez biztos), de *lényegesen* nagyobb az R^2 -e (más szóval: egy modelltől mindazon változókat elhagyjuk, melyek nem csökkentik *lényegesen* az R^2 -et, még ha számszerűen csökkentik is)
 - 2 Definiálunk olyan mutatót az R^2 helyett, mely az R^2 -hez hasonlóan figyelembe veszi a mintához való illeszkedést, de – azzal szemben – az ehhez szükséges magyarázó változók számát *is*
- Most e két kérdést fogjuk közelebbről is megvizsgálni

A modellszelekció problematikájának megoldása

- Az biztos, hogy a mintához való illeszkedés az R^2 -tel jellemezhető
- Innentől két lépésben lehet továbbhaladni a modellszelekcióval:
 - 1 Két modell között úgy döntünk, hogy megnézzük, hogy lényeges-e köztük az R^2 -beli különbség... és csak akkor választjuk a bővebbet, ha nem csak nagyobb (ez biztos), de *lényegesen* nagyobb az R^2 -e (más szóval: egy modelltől mindazon változókat elhagyjuk, melyek nem csökkentik *lényegesen* az R^2 -et, még ha számszerűen csökkentik is)
 - 2 Definiálunk olyan mutatót az R^2 helyett, mely az R^2 -hez hasonlóan figyelembe veszi a mintához való illeszkedést, de – azzal szemben – az ehhez szükséges magyarázó változók számát *is*
- Most e két kérdést fogjuk közelebbről is megvizsgálni

A modellszelekció problematikájának megoldása

- Az biztos, hogy a mintához való illeszkedés az R^2 -tel jellemezhető
- Innentől két lépésben lehet továbbhaladni a modellszelekcióval:
 - 1 Két modell között úgy döntünk, hogy megnézzük, hogy lényeges-e köztük az R^2 -beli különbség... és csak akkor választjuk a bővebbet, ha nem csak nagyobb (ez biztos), de *lényegesen* nagyobb az R^2 -e (más szóval: egy modelltől mindazon változókat elhagyjuk, melyek nem csökkentik *lényegesen* az R^2 -et, még ha számszerűen csökkentik is)
 - 2 Definiálunk olyan mutatót az R^2 helyett, mely az R^2 -hez hasonlóan figyelembe veszi a mintához való illeszkedést, de – azzal szemben – az ehhez szükséges magyarázó változók számát *is*
- Most e két kérdést fogjuk közelebbről is megvizsgálni

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 **Modellszelekció**
 - A modellszelekció tartalma
 - **Modellszelekciós tesztek**
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - Modellszelekciós mutatók, kritériumok

A modellszűkítésről

- Már láttuk, hogy miért akarhatunk modellt szűkíteni (változót elhagyni a modellből), még ha ezzel rontunk is az R^2 -en (és még látni fogunk más okot is)
- Melyik változót lehet érdemes ezek miatt elhagyni? → *mérlegelés* a fentiekben javulás és az R^2 romlása között
- Sok vagy kevés a romlás? – a szó statisztikai értelmében lényeges-e!
- Azaz túlmutat-e a mintavételi ingadozáson: ehhez teszt kell

A modellszűkítésről

- Már láttuk, hogy miért akarhatunk modellt szűkíteni (változót elhagyni a modellből), még ha ezzel rontunk is az R^2 -en (és még látni fogunk más okot is)
- Melyik változót lehet érdemes ezek miatt elhagyni? → *mérlegelés* a fentiekben javulás és az R^2 romlása között
- Sok vagy kevés a romlás? – a szó statisztikai értelmében lényeges-e!
- Azaz túlmutat-e a mintavételi ingadozáson: ehhez teszt kell

A modellszűkítésről

- Már láttuk, hogy miért akarhatunk modellt szűkíteni (változót elhagyni a modellből), még ha ezzel rontunk is az R^2 -en (és még látni fogunk más okot is)
- Melyik változót lehet érdemes ezek miatt elhagyni? → *mérlegelés* a fentiekben javulás és az R^2 romlása között
- Sok vagy kevés a romlás? – a szó statisztikai értelmében lényeges-e!
- Azaz túlmutat-e a mintavételi ingadozáson: ehhez teszt kell

A modellszűkítésről

- Már láttuk, hogy miért akarhatunk modellt szűkíteni (változót elhagyni a modellből), még ha ezzel rontunk is az R^2 -en (és még látni fogunk más okot is)
- Melyik változót lehet érdemes ezek miatt elhagyni? → *mérlegelés* a fentiekben javulás és az R^2 romlása között
- Sok vagy kevés a romlás? – a szó statisztikai értelmében lényeges-e!
- Azaz túlmutat-e a mintavételi ingadozáson: ehhez teszt kell

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
 - A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
 - Ennek konkrétabb következményei:

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
- A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
- Ennek konkrétabb következményei:

- ◉ Nem feltétlenül ugyanakkor utasítanak el; sőt, ennél több is mondható: az LM-próba *mindig* az elfogadás felé „hajlik” (olyan értelemben, hogy ha ez elutasít, akkor a Wald is, viszont ha a Wald elfogad, akkor az LM is elfogad)

A Wald-teszt általában erősebb az LM-teszténél, azaz a hipotézis elutasítását inkább elfogadja.

Ugyanakkor az LM-teszt erősebb a nullhipotézis elfogadását illetően, azaz inkább elfogadja.

Ugyanakkor az LM-teszt erősebb a nullhipotézis elfogadását illetően, azaz inkább elfogadja.

Ugyanakkor az LM-teszt erősebb a nullhipotézis elfogadását illetően, azaz inkább elfogadja.

Ugyanakkor az LM-teszt erősebb a nullhipotézis elfogadását illetően, azaz inkább elfogadja.

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
- A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
- Ennek konkrétabb következményei:
 - ① Nem feltétlenül ugyanakkor utasítanak el; sőt, ennél több is mondható: az LM-próba *mindig* az elfogadás felé „hajlik” (olyan értelemben, hogy ha ez elutasít, akkor a Wald is, viszont ha a Wald elfogad, akkor az LM is elfogad)
 - ② A Wald kismintás próba, az LM-próba nagymintás (értsd: tulajdonságai csak aszimptotikus értelemben garantáltak), de azért a gyakorlatban már néhányszor 10 mintaelemre is elég jól szokott közelíteni
 - ③ Belátható, hogy a Wald-teszt csak a korlátozatlan, az LM-teszt csak a korlátozott modell becslését igényli; ez utóbbi egyszerűbb (gyakorlatban számít!)

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
- A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
- Ennek konkrétabb következményei:
 - 1 Nem feltétlenül ugyanakkor utasítanak el; sőt, ennél több is mondható: az LM-próba *mindig* az elfogadás felé „hajlik” (olyan értelemben, hogy ha ez elutasít, akkor a Wald is, viszont ha a Wald elfogad, akkor az LM is elfogad)
 - 2 A Wald kismintás próba, az LM-próba nagymintás (értsd: tulajdonságai csak aszimptotikus értelemben garantáltak), de azért a gyakorlatban már néhányszor 10 mintaelemre is elég jól szokott közelíteni
 - 3 Belátható, hogy a Wald-teszt csak a korlátozatlan, az LM-teszt csak a korlátozott modell becslését igényli; ez utóbbi egyszerűbb (gyakorlatban számít!)

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
- A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
- Ennek konkrétabb következményei:
 - 1 Nem feltétlenül ugyanakkor utasítanak el; sőt, ennél több is mondható: az LM-próba *mindig* az elfogadás felé „hajlik” (olyan értelemben, hogy ha ez elutasít, akkor a Wald is, viszont ha a Wald elfogad, akkor az LM is elfogad)
 - 2 A Wald kismintás próba, az LM-próba nagymintás (értsd: tulajdonságai csak aszimptotikus értelemben garantáltak), de azért a gyakorlatban már néhányszor 10 mintaelemre is elég jól szokott közelíteni
 - 3 Belátható, hogy a Wald-teszt csak a korlátozatlan, az LM-teszt csak a korlátozott modell becslését igényli; ez utóbbi egyszerűbb (gyakorlatban számít!)

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Ha ugyanazt a hipotézist vizsgálják, mi a különbség köztük?
- A nyilvánvaló: teljesen más elven épülnek fel
- Ennek konkrétabb következményei:
 - 1 Nem feltétlenül ugyanakkor utasítanak el; sőt, ennél több is mondható: az LM-próba *mindig* az elfogadás felé „hajlik” (olyan értelemben, hogy ha ez elutasít, akkor a Wald is, viszont ha a Wald elfogad, akkor az LM is elfogad)
 - 2 A Wald kismintás próba, az LM-próba nagymintás (értsd: tulajdonságai csak aszimptotikus értelemben garantáltak), de azért a gyakorlatban már néhányszor 10 mintaelemre is elég jól szokott közelíteni
 - 3 Belátható, hogy a Wald-teszt csak a korlátozatlan, az LM-teszt csak a korlátozott modell becslését igényli; ez utóbbi egyszerűbb (gyakorlatban számít!)

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Van egy általánosabb különbség is: más modellezési filozófiához illeszkednek
- A Wald-teszt inkább az „általánostól az egyszerűig” filozófiának (Hendry/LSE) felel meg (a korlátozatlan modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a csökkentés irányába)
- Az LM-próba inkább az „egyszerűtől az általánosig” filozófiának felel meg (a korlátozott modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a bővítés irányába)
- ... hát ez a különbség – hiába ugyanaz *formailag* a hipotézispár!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Van egy általánosabb különbség is: más modellezési filozófiához illeszkednek
- A Wald-teszt inkább az „általánostól az egyszerűig” filozófiának (Hendry/LSE) felel meg (a korlátatlan modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a csökkentés irányába)
- Az LM-próba inkább az „egyszerűtől az általánosig” filozófiának felel meg (a korlátozott modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a bővítés irányába)
- ... hát ez a különbség – hiába ugyanaz *formailag* a hipotézispár!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Van egy általánosabb különbség is: más modellezési filozófiához illeszkednek
- A Wald-teszt inkább az „általánostól az egyszerűig” filozófiának (Hendry/LSE) felel meg (a korlátozatlan modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a csökkentés irányába)
- Az LM-próba inkább az „egyszerűtől az általánosig” filozófiának felel meg (a korlátozott modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a bővítés irányába)
- ... hát ez a különbség – hiába ugyanaz *formailag* a hipotézispár!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Van egy általánosabb különbség is: más modellezési filozófiához illeszkednek
- A Wald-teszt inkább az „általánostól az egyszerűig” filozófiának (Hendry/LSE) felel meg (a korlátozatlan modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a csökkentés irányába)
- Az LM-próba inkább az „egyszerűtől az általánosig” filozófiának felel meg (a korlátozott modellből indul, és kérdezi, hogy lépünk-e a bővítés irányába)
- ... hát ez a különbség – hiába ugyanaz *formailag* a hipotézispár!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Már most megjegyezzük, hogy az „újonnan felvett” változó nem szükségszerű, hogy még nem szereplő változó legyen: lehet egy már bent levő változó valamilyen új, nemlineáris függvényformája (pl. négyzete), vagy változók interakciója (ld. később)
- E célra általában LM-tesztet használnak, emiatt igaz az, hogy az LM-elvű tesztet kicsit általánosabban is használják az ökonometriában, más hipotézisek tesztelésére is
- ... tehát: ez modellspecifikációs tesztként is felhasználható!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Már most megjegyezzük, hogy az „újonnan felvett” változó nem szükségszerű, hogy még nem szereplő változó legyen: lehet egy már bent levő változó valamilyen új, nemlineáris függvényformája (pl. négyzete), vagy változók interakciója (ld. később)
- E célra általában LM-tesztet használnak, emiatt igaz az, hogy az LM-elvű tesztet kicsit általánosabban is használják az ökonometriában, más hipotézisek tesztelésére is
- ... tehát: ez modellspecifikációs tesztként is felhasználható!

Az LM és a Wald-teszt eltérései

- Már most megjegyezzük, hogy az „újonnan felvett” változó nem szükségszerű, hogy még nem szereplő változó legyen: lehet egy már bent levő változó valamilyen új, nemlineáris függvényformája (pl. négyzete), vagy változók interakciója (ld. később)
- E célra általában LM-tesztet használnak, emiatt igaz az, hogy az LM-elvű tesztek kicsit általánosabban is használják az ökonometriában, más hipotézisek tesztelésére is
- ... tehát: ez modellspecifikációs tesztként is felhasználható!

Tartalom

- 1 Általánosítóképesség, túlilleszkedés
- 2 **Modellszelekció**
 - A modellszelekció tartalma
 - Modellszelekciós tesztek
 - Kitérő: modellezési filozófiák
 - **Modellszelekciós mutatók, kritériumok**

Az R^2 „megjavítása”

- Ahogy láttuk az R^2 önmagában nem minősít egy modellt, mert csak a hibát minimalizálja, a túl sok változó káros hatásával egyáltalán nem foglalkozik („egyoldalú” mérlegelés)
- Nem lehetne ezt valahogy kijavítani? → olyan mutatót konstruálni, ami mindkét szempontra tekintettel van
- Ötlet: induljunk ki az R^2 -ből, de büntessük a magyarázó változók számának növelését
- Bár máshonnan származik, de épp ennek a logikának felel meg (gondoljuk végig!) a *korrigált R^2* :

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

- Ez már alkalmas különböző számú magyarázó változót tartalmazó modellek összehasonlítására

Az R^2 „megjavítása”

- Ahogy láttuk az R^2 önmagában nem minősít egy modellt, mert csak a hibát minimalizálja, a túl sok változó káros hatásával egyáltalán nem foglalkozik („egyoldalú” mérlegelés)
- Nem lehetne ezt valahogy kijavítani? → olyan mutatót konstruálni, ami mindkét szempontra tekintettel van
- Ötlet: induljunk ki az R^2 -ből, de büntessük a magyarázó változók számának növelését
- Bár máshonnan származik, de épp ennek a logikának felel meg (gondoljuk végig!) a *korrigált R^2* :

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

- Ez már alkalmas különböző számú magyarázó változót tartalmazó modellek összehasonlítására

Az R^2 „megjavítása”

- Ahogy láttuk az R^2 önmagában nem minősít egy modellt, mert csak a hibát minimalizálja, a túl sok változó káros hatásával egyáltalán nem foglalkozik („egyoldalú” mérlegelés)
- Nem lehetne ezt valahogy kijavítani? → olyan mutatót konstruálni, ami mindkét szempontra tekintettel van
- Ötlet: induljunk ki az R^2 -ből, de büntessük a magyarázó változók számának növelését
- Bár máshonnan származik, de épp ennek a logikának felel meg (gondoljuk végig!) a *korrigált R^2* :

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

- Ez már alkalmas különböző számú magyarázó változót tartalmazó modellek összehasonlítására

Az R^2 „megjavítása”

- Ahogy láttuk az R^2 önmagában nem minősít egy modellt, mert csak a hibát minimalizálja, a túl sok változó káros hatásával egyáltalán nem foglalkozik („egyoldalú” mérlegelés)
- Nem lehetne ezt valahogy kijavítani? → olyan mutatót konstruálni, ami mindkét szempontra tekintettel van
- Ötlet: induljunk ki az R^2 -ből, de büntessük a magyarázó változók számának növelését
- Bár máshonnan származik, de épp ennek a logikának felel meg (gondoljuk végig!) a *korrigált R^2* :

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

- Ez már alkalmas különböző számú magyarázó változót tartalmazó modellek összehasonlítására

Az R^2 „megjavítása”

- Ahogy láttuk az R^2 önmagában nem minősít egy modellt, mert csak a hibát minimalizálja, a túl sok változó káros hatásával egyáltalán nem foglalkozik („egyoldalú” mérlegelés)
- Nem lehetne ezt valahogy kijavítani? → olyan mutatót konstruálni, ami mindkét szempontra tekintettel van
- Ötlet: induljunk ki az R^2 -ből, de büntessük a magyarázó változók számának növelését
- Bár máshonnan származik, de épp ennek a logikának felel meg (gondoljuk végig!) a *korrigált R^2* :

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$

- Ez már alkalmas különböző számú magyarázó változót tartalmazó modellek összehasonlítására

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Az \bar{R}^2 főbb tulajdonságai

- $\bar{R}^2 \leq R^2$
- Ebből következően 1-nél nem lehet több...
- ...de 0-nál lehet kisebb (ha sok magyarázó változóval is csak gyenge magyarázást (kis R^2 -et) tud elérni)
- Ez már csökkenhet is új változó bevonásával (belátható, hogy ez a változó t -hányadosától függ)
- Ilyen módon már nem beágyazott modellek szelekciójára is használható...
- ... de vigyázat: csak akkor, ha az eredményváltozó azért ugyanaz (különben a megmagyarázandó variancia is más lenne)

Automatikus modellszelekció

- Megadjuk a változók egy maximális halmazát (l darab potenciálisan szóba jövő magyarázó változó), és „a gép” kiválasztja, hogy melyik részhalmaz az optimális: melyeket érdemes egy modellbe bevonni, hogy az a legjobb legyen
- Jóság valamilyen célfüggvény szerint (ami ugye *nem* R^2 , hogy a dolognak értelme is legyen, hanem pl. \bar{R}^2)
- Léteznek heurisztikus stratégiák (mind mohó algoritmus), hogy ne kelljen a 2^l kombinációt tesztelni (forward, backward, stepwise szelekció)
- Az automatikus modellszelekció használata azonban szinte *minden esetben és határozottan ellenjavallt*, az alkalmazásával nyert modelleknek torzítottak lesznek a regressziós koefficiensei, torzítottak lesznek a becsült standard hibái, ebből adódóan torzítottak lesznek a konfidenciaintervallumai, a szokásos p -értékek falsak lesznek, a rájuk alapozott tesztek invalidak, a t és F statisztikáknak nem t illetve F eloszlásuk lesz, torzított lesz a modell R^2 -e stb.

Automatikus modellszelekció

- Megadjuk a változók egy maximális halmazát (l darab potenciálisan szóba jövő magyarázó változó), és „a gép” kiválasztja, hogy melyik részhalmaz az optimális: melyeket érdemes egy modellbe bevonni, hogy az a legjobb legyen
- Jóság valamilyen célfüggvény szerint (ami ugye *nem* R^2 , hogy a dolognak értelme is legyen, hanem pl. \bar{R}^2)
- Léteznek heurisztikus stratégiák (mind mohó algoritmus), hogy ne kelljen a 2^l kombinációt tesztelni (forward, backward, stepwise szelekció)
- Az automatikus modellszelekció használata azonban szinte *minden esetben és határozottan ellenjavallt*, az alkalmazásával nyert modelleknek torzítottak lesznek a regressziós koefficiensei, torzítottak lesznek a becsült standard hibái, ebből adódóan torzítottak lesznek a konfidenciaintervallumai, a szokásos p -értékek falsak lesznek, a rájuk alapozott tesztek invalidak, a t és F statisztikáknak nem t illetve F eloszlásuk lesz, torzított lesz a modell R^2 -e stb.

Automatikus modellszelekció

- Megadjuk a változók egy maximális halmazát (l darab potenciálisan szóba jövő magyarázó változó), és „a gép” kiválasztja, hogy melyik részhalmaz az optimális: melyeket érdemes egy modellbe bevonni, hogy az a legjobb legyen
- Jóság valamilyen célfüggvény szerint (ami ugye *nem* R^2 , hogy a dolognak értelme is legyen, hanem pl. \bar{R}^2)
- Léteznek heurisztikus stratégiák (mind mohó algoritmus), hogy ne kelljen a 2^l kombinációt tesztelni (forward, backward, stepwise szelekció)
- Az automatikus modellszelekció használata azonban szinte *minden esetben és határozottan ellenjavallt*, az alkalmazásával nyert modelleknek torzítottak lesznek a regressziós koefficiensei, torzítottak lesznek a becsült standard hibái, ebből adódóan torzítottak lesznek a konfidenciaintervallumai, a szokásos p -értékek falsak lesznek, a rájuk alapozott tesztek invalidak, a t és F statisztikáknak nem t illetve F eloszlásuk lesz, torzított lesz a modell R^2 -e stb.

Automatikus modellszelekció

- Megadjuk a változók egy maximális halmazát (l darab potenciálisan szóba jövő magyarázó változó), és „a gép” kiválasztja, hogy melyik részhalmaz az optimális: melyeket érdemes egy modellbe bevonni, hogy az a legjobb legyen
- Jóság valamilyen célfüggvény szerint (ami ugye *nem* R^2 , hogy a dolognak értelme is legyen, hanem pl. \bar{R}^2)
- Léteznek heurisztikus stratégiák (mind mohó algoritmus), hogy ne kelljen a 2^l kombinációt tesztelni (forward, backward, stepwise szelekció)
- Az automatikus modellszelekció használata azonban szinte *minden esetben* és *határozottan ellenjavallt*, az alkalmazásával nyert modelleknek torzítottak lesznek a regressziós koefficiensei, torzítottak lesznek a becsült standard hibái, ebből adódóan torzítottak lesznek a konfidenciaintervallumai, a szokásos p -értékek falsak lesznek, a rájuk alapozott tesztek invalidak, a t és F statisztikáknak nem t illetve F eloszlásuk lesz, torzított lesz a modell R^2 -e stb.

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
 - Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
 - Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
 - Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Információs kritériumok

- Vannak további mutatók is, melyek egyszerre büntetik a magyarázó változók nagy számát és a nagy hibát, a kettő között egyensúlyt keresve, pl.
 - Akaike (AIC): $AIC = \frac{ESS}{n} e^{\frac{2(k+1)}{n}}$
 - Schwarz (SBC): $BIC = \frac{ESS}{n} n^{\frac{k+1}{n}}$
 - Hannan-Quinn (HQC): $HQC = \frac{ESS}{n} (\ln n)^{\frac{2(k+1)}{n}}$
- Teljesen más elven (információelméleti alapon) épülnek fel mint az \bar{R}^2
- Hiba jellegű mutatók, ezért őket *minimalizálni* akarjuk és nem maximalizálni!
- Sok van belőlük, döntsük el előre, hogy melyiket használjuk a modellszelekcióra!
- Ezekkel nem csak beágyazott modellek hasonlíthatóak össze (de azért jobbak a tulajdonságaik ilyenkor)

Modellszelekciós stratégiák

- Itt már látszik, hogy miért mondtuk az elején, hogy az ökonometriai munka iteratív
- Diagnosztizáljuk a modellt, és – ha ilyen baj van vele – szűkítjük vagy bővítjük, majd újra diagnosztizáljuk, majd...
- De vigyázat: újra fontos felhívni a figyelmet, hogy ha rengeteg ilyen iterációra kerül sor az értelemszerűen *maga is* túlilleszkedéshez vezethet (túlságosan rászabjuk a konkrét mintára a modellt)!

Modellszelekciós stratégiák

- Itt már látszik, hogy miért mondtuk az elején, hogy az ökonometriai munka iteratív
- Diagnosztizáljuk a modellt, és – ha ilyen baj van vele – szűkítjük vagy bővítjük, majd újra diagnosztizáljuk, majd...
- De vigyázat: újra fontos felhívni a figyelmet, hogy ha rengeteg ilyen iterációra kerül sor az értelemszerűen *maga is* túlilleszkedéshez vezethet (túlságosan rászabjuk a konkrét mintára a modellt)!

Modellszelekciós stratégiák

- Itt már látszik, hogy miért mondtuk az elején, hogy az ökonometriai munka iteratív
- Diagnosztizáljuk a modellt, és – ha ilyen baj van vele – szűkítjük vagy bővítjük, majd újra diagnosztizáljuk, majd...
- De vigyázat: újra fontos felhívni a figyelmet, hogy ha rengeteg ilyen iterációra kerül sor az értelemszerűen *maga is* túlilleszkedéshez vezethet (túlságosan rászabjuk a konkrét mintára a modellt)!