

# Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

## Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Χωροταξίας, Πολεοδομίας & Περιφερειακής Ανάπτυξης

**ΜΑΘΗΜΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ: ΟΙΚΟΝΟΜΕΤΡΙΑ**

*Οι παραβιάσεις των σημαντικότερων υποθέσεων  
των γραμμικών υποδειγμάτων (A)*

**ΔΙΑΛΕΞΗ 06**

Μαρί-Νοέλ Ντυκέν, Μαρία Τσιάπα  
mdyken@prd.uth.gr, mtsiapa@prd.uth.gr

# Παραβιάσεις Κλασικών Υποθέσεων

Υποθέσεις	Διαγνωστικό
Πολυσυγγραμμικότητα (Multicollinearity)	TOL, VIF
Ετεροσκεδαστικότητα (Heteroskedasticity)	Scatterplot $Z_{pred}$ , $Z_{resid}$ Έλεγχος του WHITE
Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation)	Durbin-Watson

# Ομοσκεδαστικότητα

Βασική υπόθεση της γραμμικής παλινδρόμησης είναι ότι η διακύμανση του διαταρακτικού όρου  $\varepsilon_i$  παραμένει σταθερή, όποιες και εάν είναι οι τιμές των ερμηνευτικών μεταβλητών.

$$Var(\varepsilon_i) = \sigma_\varepsilon^2 = \sigma_{\varepsilon_i}^2 \quad \forall i = 1, \dots, n \quad \sigma^2 = \text{σταθερά}$$

Η ομοσκεδαστικότητα είναι απαραίτητη υπόθεση για να αιτιολογηθούν οι έλεγχοι του Student, ο έλεγχος F και τα διαστήματα εμπιστοσύνης διότι όλοι οι συγκεκριμένοι έλεγχοι εξαρτώνται από τη διακύμανση του διαταρακτικού όρου.

Σύντομη υπενθύμιση :

$$t_i = \frac{\hat{b}_i}{\hat{\sigma}_{b_i} / \sqrt{n}} \quad \text{ενώ} \quad \hat{\sigma}_{b_i}^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{SST(1 - R_j^2)}$$

# Τι σημαίνει Ετεροσκεδαστικότητα;

ΕΤΕΡΟ = άνισο, διαφορετικό, δηλαδή το αντίθετο του ΟΜΟ = παρόμοιο

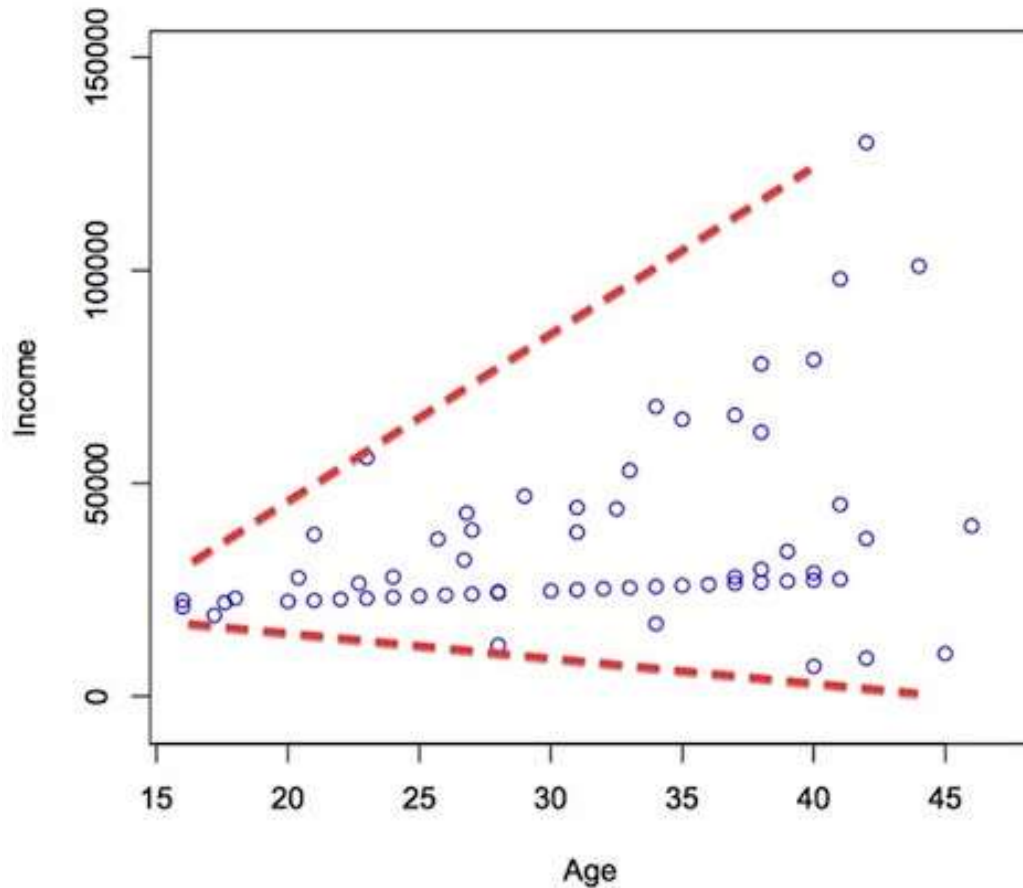
ΣΚΕΔΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ = εξάπλωση

➔ ΟΜΟΣΚΕΔΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ = παρόμοια εξάπλωση

➔ ΕΤΕΡΟΣΚΕΔΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ = άνιση εξάπλωση

# Παράδειγμα: θέλουμε να ερμηνεύσουμε πως η ηλικία επιδρά στο εισόδημα

Εξαρτημένη μεταβλητή: εισόδημα  
Ερμηνευτική μεταβλητή: ηλικία



Το οικονομετρικό μοντέλο μπορεί να επεξηγεί με ακρίβεια κάποιες τιμές του εισοδήματος (μικρές ηλικίες συσχετίζονται με χαμηλές τιμές του εισοδήματος) αλλά να μην μπορεί να ερμηνεύσει όλες τις τιμές του εισοδήματος (μεγαλύτερες ηλικίες συσχετίζονται με χαμηλά, μεσαία και υψηλά εισοδήματα) οδηγώντας σε αναξιόπιστα αποτελέσματα.

# Ποιες οι επιπτώσεις της Ετεροσκεδαστικότητας;

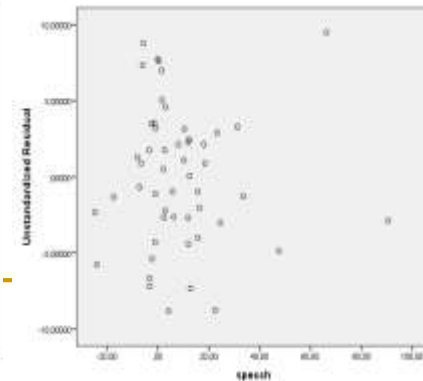
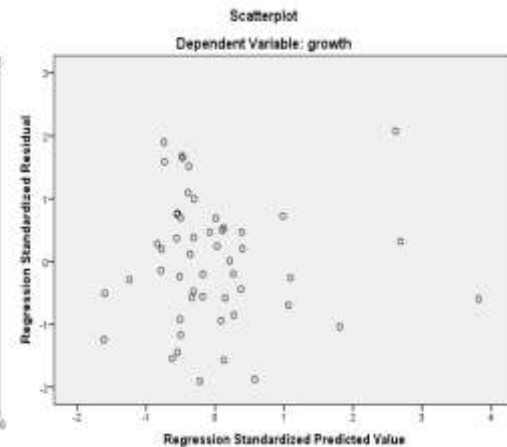
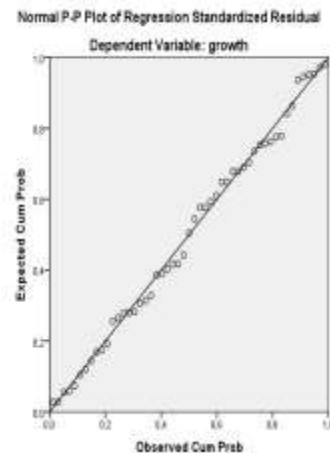
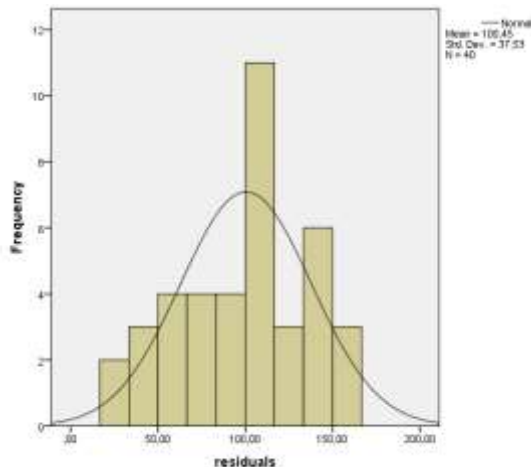
1. Η ετεροσκεδαστικότητα αποτελεί οικονομετρικό πρόβλημα που εμφανίζεται αρκετά συχνά στα διαστρωματικά μοντέλα.
2. Οδηγεί σε ανακριβείς εκτιμητές ορισμένων τουλάχιστον συντελεστών, παρά το γεγονός ότι, οι συντελεστές εξακολουθούν να είναι γραμμικοί και αμερόληπτοι:  $E[\hat{b}] = b$
3. Οι συντελεστές δεν έχουν πλέον τη μικρότερη δυνατή διακύμανση. Κατά συνέπεια δεν είναι αποτελεσματικοί, δεν είναι BLUE.

---

# Αναζήτηση της ετεροσκεδαστικότητας μέσω διαγραμμάτων

# Οπτική διάγνωση της ετεροσκεδαστικότητας

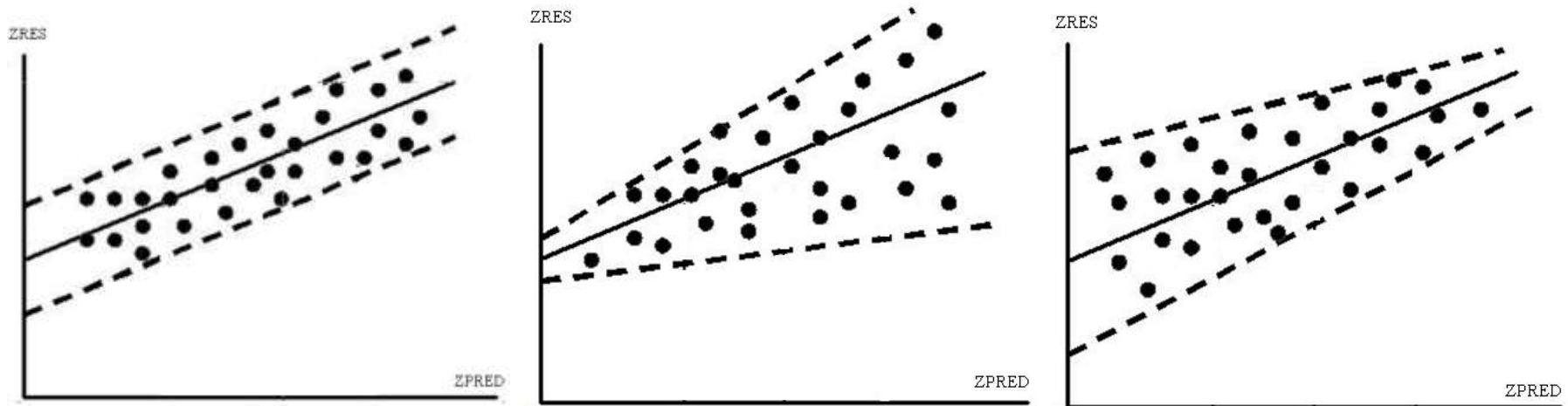
- ❑ **Ιστόγραμμα με την κατανομή των καταλοίπων** : αυτό που αναζητούμε, είναι η κατανομή να ακολουθεί (όσο είναι εφικτό) κανονική κατανομή. Η μη κανονική κατανομή των καταλοίπων μπορεί να αντανακλά πρόβλημα κακής εξειδίκευσης της παλινδρόμησης.
- ❑ **Διάγραμμα πιθανής κανονικότητας των καταλοίπων (Normal probability plot of residuals)**: όσο η κατανομή των καταλοίπων ακολουθεί την ευθεία γραμμή τόσο πιο κανονική είναι η κατανομή.
- ❑ **Διάγραμμα διασποράς (Scatter plot)** μεταξύ των τυποποιημένων καταλοίπων (ZRESID) και των τυποποιημένων προβλεπόμενων τιμών της εξαρτημένης μεταβλητής (ZPRED).
- ❑ **Διάγραμμα διασποράς (Scatter plot)** μεταξύ των καταλοίπων (RESID) και των ερμηνευτικών μεταβλητών





# Οπτική διάγνωση της ετεροσκεδαστικότητας

1. Διάγραμμα με τις τυποποιημένες τιμές του διαταρακτικού όρου (ZRESID) και τις τυποποιημένες τιμές των εκτιμήσεων της  $Y$  (ZPRED).



ΟΜΟΣΚΕΔΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ

ΕΤΕΡΟΣΚΕΔΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ

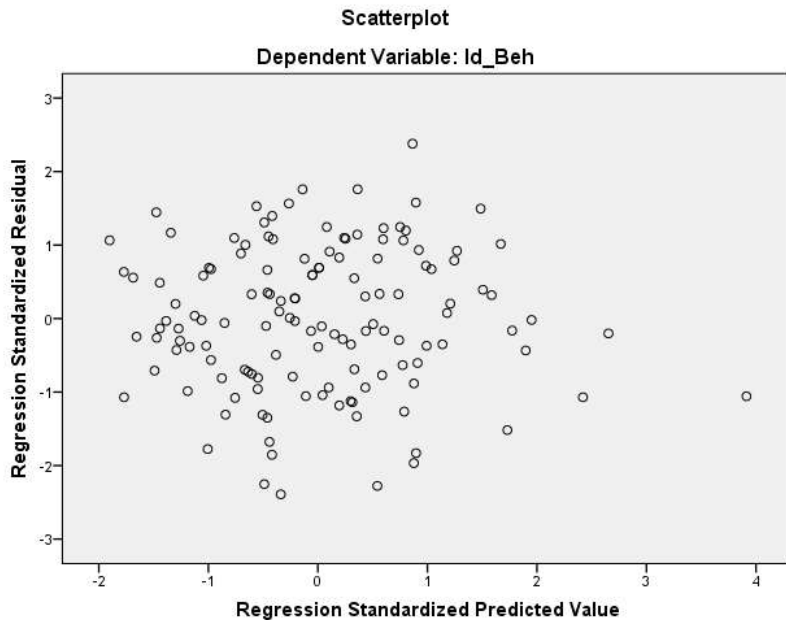
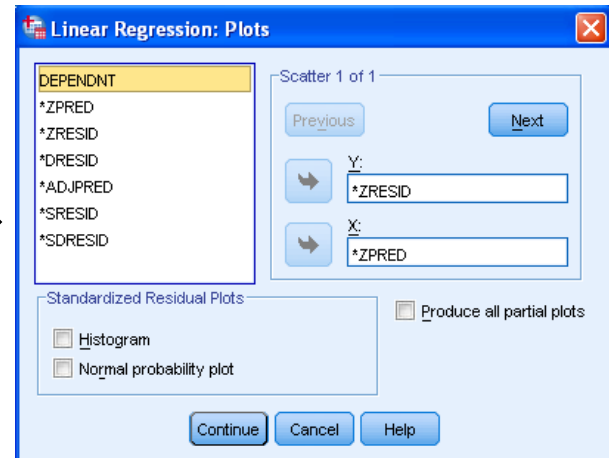
Το διάγραμμα μας επιτρέπει να εξετάζουμε αν:

- Υπάρχουν ακραίες τιμές και επομένως υπάρχει πρόβλημα
- Τα κατάλοιπα διασκορπίζονται τυχαία σε ένα σχετικά σταθερό διάστημα. Αν το διάστημα δεν είναι σταθερό, αυτό αποτελεί σοβαρή ένδειξη ετεροσκεδαστικότητας.

# Οπτική διάγνωση της ετεροσκεδαστικότητας

Παράδειγμα: Ανάλυση της συμπεριφοράς ανακύκλωσης  
(βλέπε LECTURE5)

Στις εντολές για την παλινδρόμηση:  
επιλέγουμε PLOTS, Scatter και τις  
δύο μεταβλητές ZRESID και ZPRED.

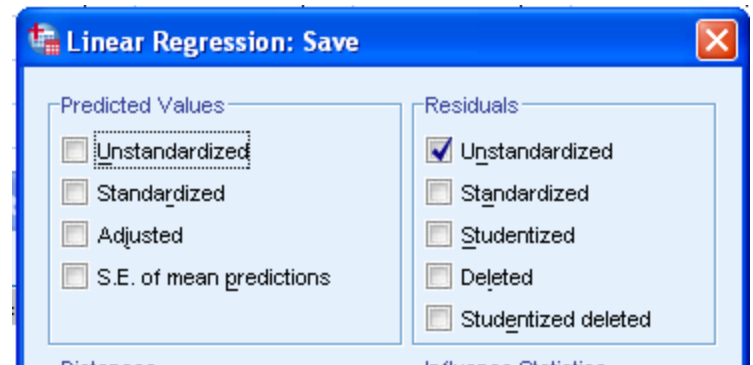


Ποιο το συμπέρασμα σας;

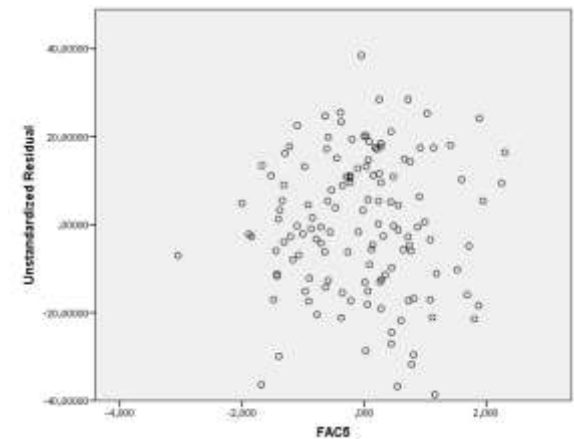
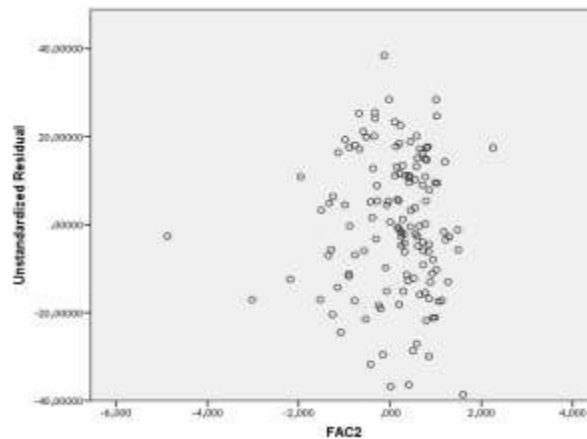
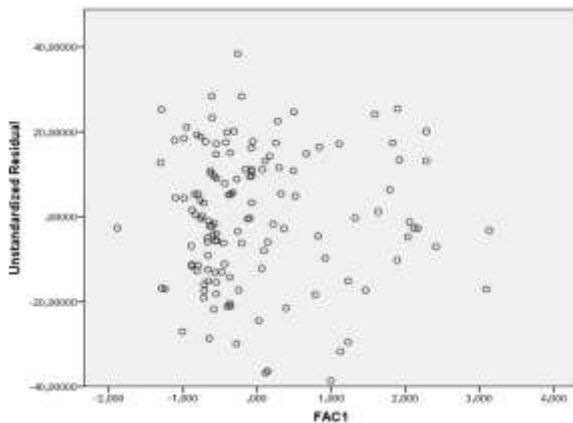
# Οπτική διάγνωση της ετεροσκεδαστικότητας

2. Διάγραμμα με τις τιμές του διαταρακτικού όρου (RES) και τις τιμές των ερμηνευτικών μεταβλητών FAC1, FAC2, FAC3 κ.ά.

Στις εντολές για την παλινδρόμηση:  
επιλέγουμε SAVE,  
Residuals Unstandardized



Έπειτα, μπορούμε να παράγουμε  
όλα τα απαραίτητα διαγράμματα



# Αίτια της ετεροσκεδαστικότητας

- Μεταβολές στη συμπεριφορά των ανθρώπων (πχ αριθμός τυπογραφικών λαθών στον χρόνο, αποταμίευση με εισόδημα)
- Ύπαρξη έκτοπων (ακραίων) τιμών
- Μη σωστή εξειδίκευση υποδείγματος λόγω απουσίας συγκεκριμένων ερμηνευτικών μεταβλητών (πχ εισόδημα-ηλικία) ή μη σωστής επιλογής ως προς τη μορφή των μεταβλητών (πχ γραμμικής, λογαριθμικής)
- Ύπαρξη ασυμμετρίας (skewness) στην κατανομή τιμών (πχ κατανομή εισοδήματος στον πληθυσμό)

---

**Αναζήτηση της ετεροσκεδαστικότητας μέσω  
εναλλακτικών ελέγχων**

# ΕΛΕΓΧΟΣ BREUSCH-PAGAN LM TEST

Αν υπάρχουν ερμηνευτικές μεταβλητές που επηρεάζουν τη διακύμανση του διαταρακτικού όρου, τότε η διακύμανση είναι μια συνάρτηση των ερμηνευτικών μεταβλητών, δηλαδή έχουμε:

$$\sigma_i^2 = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + \dots + a_k X_{ki} + v_t$$

**Διαδικασία ελέγχου:**

1<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το αρχικό υπόδειγμα:  $Y = X\beta + \varepsilon$  [1]

2<sup>η</sup> Φάση: τυποποιούμε τα κατάλοιπα με τον εκτιμητή της διακύμανσης του  $\varepsilon \rightarrow \hat{u}_i = ZRESID$

3<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το παρακάτω μοντέλο:

$$\hat{u}_i^2 = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + \dots + a_k X_{ki} + v_t$$
 [2]

4<sup>η</sup> Φάση: Υπολογίζουμε την στατιστική  $LM = nR^2$ , όπου  $R^2$  προκύπτει από το 2<sup>ο</sup> μοντέλο.

5<sup>η</sup> Φάση: Αν  $LM > X^2(\alpha\%, \kappa)$  όπου  $\kappa =$  αριθμός μεταβλητών του μοντέλου [2], τότε δεχόμαστε ότι υπάρχει **γραμμική ετεροσκεδαστικότητα**.

# ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΟΙ LM - ΕΛΕΓΧΟΙ

## Διαδικασία ελέγχου:

1<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το αρχικό υπόδειγμα:  $Y = X\beta + \varepsilon$  [1]

2<sup>η</sup> Φάση: τυποποιούμε τα κατάλοιπα με τον εκτιμητή της διακύμανσης του  $\varepsilon \rightarrow \hat{u}_i = ZRESID$

3<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το **2<sup>ο</sup> Μοντέλο** το οποίο διαφέρει ανάλογα με τον έλεγχο που επιλέγουμε. [2]

4<sup>η</sup> Φάση: Υπολογίζουμε την στατιστική  $LM = nR^2$ , όπου  $R^2$  προκύπτει από το 2<sup>ο</sup> μοντέλο.

5<sup>η</sup> Φάση: Αν  $LM > X^2(\alpha\%, \kappa)$  όπου  $\kappa =$  αριθμός μεταβλητών του μοντέλου [2], τότε δεχόμαστε ότι υπάρχει **γραμμική ετεροσκεδαστικότητα**.

Έλεγχοι	Εξειδίκευση του 2 <sup>ου</sup> Μοντέλου
Glesjer LM Test	$ \hat{u}_i  = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + \dots + a_k X_{ki} + v_t$
Harvey-Godfrey LM Test	$\ln \hat{u}_i^2 = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + \dots + a_k X_{ki} + v_t$

Οι έλεγχοι αυτοί περιορίζονται στη γραμμική ετεροσκεδαστικότητα

# ΕΛΕΓΧΟΣ του WHITE

Ο έλεγχος αυτός δεν περιορίζεται στην αναζήτηση γραμμικής ετεροσκεδαστικότητας:

**Διαδικασία ελέγχου:**

1<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το αρχικό υπόδειγμα:  $Y = X\beta + \varepsilon$  [1]

2<sup>η</sup> Φάση: τυποποιούμε τα κατάλοιπα με τον εκτιμητή της διακύμανσης του  $\varepsilon \rightarrow \hat{u}_i = ZRESID$

3<sup>η</sup> Φάση: με την MET, εκτιμούμε το παρακάτω μοντέλο (πχ στην περίπτωση 3 ερμηνευτικών μεταβλητών):

$$\hat{u}_i^2 = a_0 + a_1 X_{1i} + a_2 X_{2i} + a_3 X_{3i} + a_4 X_{1i}^2 + a_5 X_{2i}^2 + a_6 X_{3i}^2 + a_7 X_{1i} X_{2i} + a_8 X_{1i} X_{3i} + a_9 X_{2i} X_{3i} + v_i \quad [2]$$

4<sup>η</sup> Φάση: Υπολογίζουμε την στατιστική  $LM = nR^2$ , όπου  $R^2$  προκύπτει από το 2<sup>ο</sup> μοντέλο.

5<sup>η</sup> Φάση: Αν  $LM > X^2(\alpha\%, \kappa)$  όπου  $\kappa =$  αριθμός μεταβλητών του μοντέλου [2], τότε δεχόμαστε ότι υπάρχει **ετεροσκεδαστικότητα**.



---

## Επίλυση της ετεροσκεδαστικότητας

# Μέθοδοι επίλυσης

Όταν υπάρχουν σοβαρές ενδείξεις, η διόρθωση είναι απαραίτητη έτσι ώστε η διακύμανση των καταλοίπων να είναι σταθερή:  $V(\varepsilon_i) = \sigma^2$

- ένας συνηθισμένος τρόπος (όχι πάντα αποτελεσματικός) είναι να μετατραπεί η εξαρτημένη  $Y$  σε λογαριθμική μορφή:

$$\ln(Y_i) = b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + \dots + b_k X_{ik} + \varepsilon_i$$

αν το πρόβλημα παραμείνει, τότε έχουμε δύο εναλλακτικές λύσεις:

- Γνωρίζουμε ποια μεταβλητή προκαλεί το πρόβλημα - δηλαδή ποια είναι η μορφή (αιτία) της ετεροσκεδαστικότητας -, τότε μπορούμε να εφαρμόσουμε την **Σταθμική Μέθοδο Ελάχιστων Τετραγώνων (WLS)**,
- Δεν γνωρίζουμε την αιτία και τότε συνιστάται η διόρθωση μέσω της γνωστής διαδικασίας που πρότεινε ο **White**. Όπως αναφέρουν οι Long & Ervin (1999), ο White προτείνει αποτελεσματικό αλγόριθμο που διορθώνει τα τυπικά σφάλματα της MET όταν υπάρχει ετεροσκεδαστικότητα. Η διαδικασία του White παρουσιάζει σημαντικό πλεονέκτημα εφόσον δεν κάνει καμία υπόθεση ως προς την αιτία της ετεροσκεδαστικότητας.

# Σταθμική Μέθοδος Ελάχιστων Τετραγώνων (WLS)

Δύο στάδια:

1. Τροποποίηση του αρχικού υποδείγματος με κατάλληλη στάθμιση, γνωρίζοντας ποια είναι η αιτία του προβλήματος.

$$\frac{Y_i}{X_{i1}^w} = b_0 \frac{1}{X_{i1}^w} + b_1 \frac{X_{i1}}{X_{i1}^w} + \dots + b_k \frac{X_{ik}}{X_{i1}^w} + v_i$$

Με την WLS, έχουμε:  $\varepsilon_i \rightarrow N(0, \hat{\sigma}^2 \cdot X_i^w)$   
όπου  $X_i$  είναι η αιτία του προβλήματος

Με την εντολή: **Analyse > Regression > Weight Estimation**, θα βρούμε αυτόματα την τιμή του συντελεστή **w** και θα δημιουργήσουμε τη νέα μεταβλητή **X<sub>i</sub><sup>w</sup>** την οποία θα χρησιμοποιούμε στο τελικό μοντέλο (\*).

2. Εκτίμηση του σταθμισμένου υποδείγματος με την MET

Με την εντολή: **Analyse > Regression > Linear**, προσδιορίζουμε τη μεταβλητή στάθμισης στο **WLS Weight**.

(\* ) στο Options: «Save best weight as new variable»

---

# Επίλυση με τη διαδικασία White

Η διόρθωση της ετεροσκεδαστικότητας: χρήση μιας ειδικής macro-command:

*Βλέπε αρχείο SYNTAX με ονομασία: Syntax\_White Correction.sps*

Οι πρώτες γραμμές 1 έως 26 του αρχείου δεν είναι εντολές.  
Περιγράφουν την διαδικασία.

Τα δεδομένα βρίσκονται στο αρχείο : **LECTURE6.xls** , Φύλλο εργασίας: **Gravity Model** (περιοχή: A1:Q232)

Τα δεδομένα αφορούν τις εξαγωγές ελαιόλαδου της Ελλάδας σε 77 χώρες και η ανάλυση των εξαγωγών βασίζεται στο γνωστό **υπόδειγμα της Βαρύτητας: GRAVITY MODEL**.

Τα δεδομένα περιλαμβάνουν 3 περιόδους ανάλυσης: 1997-99, 2000-02, 2003-05.

Πηγές δεδομένων: FAO, IMF, World Economic Outlook, CEPII

---

# Επίλυση με τη διαδικασία White

## /Α/ Εξειδίκευση του μοντέλου

### Αρχικό μοντέλο:

$$EXP_{G,i} = \frac{a_o \cdot GDPpc_i^{b1} \cdot Pop_i^{b2}}{Dis_{G,i}^{b3}} \cdot \varepsilon_{G,i}$$

$EXP_{G,i}$  = Εξαγωγές της Ελλάδας (G) προς τη χώρα (i)

$GDPpc_i$  = Κατά κεφαλήν ΑΕΠ σε PPS (Μονάδα Αγοραστικής Δύναμης ΜΑΔ) της χώρας (i)

$Pop_i$  = Πληθυσμός της χώρας (i)

$Dis_{G,i}$  = Απόσταση μεταξύ της Ελλάδας και της χώρας (i), η οποία προσδιορίζεται από την απόσταση μεταξύ της Αθήνας και της κάθε πρωτεύουσας των υπό μελέτη χωρών.

# Επίλυση με τη διαδικασία White

Μετασχηματισμός του μοντέλου με την εισαγωγή ψευδομεταβλητών (Αναπτυγμένο μοντέλο της Βαρύτητας): (Pöyhönen, 1963 ; Pulliainen, 1963)

$$lEXP_{G,i} = b_0 + b_1.lGDPpc_i + b_2.lPop_i + b_3.lDis_{G,i} + \sum_k c_k .D_{i,k} + \varepsilon_{G,i} \quad [2]$$

$D_{i,k}$  = Ψευδομεταβλητές (dummy variables),

Στο συγκεκριμένο μοντέλο, 4 ψευδομεταβλητές<sup>(\*)</sup> χρησιμοποιήθηκαν:

$D_{i,1}$  = 1 όταν η χώρα (i) που εισάγει ελαιόλαδο είναι μέλος της Ε.Ε. (**Θεσμική γειτνίαση** : institutional proxy), αλλιώς 0

$D_{i,2}$  = 1 όταν στην χώρα (i) υπάρχει σημαντική ελληνική διασπορά (**relational proximity**), αλλιώς 0

$D_{i,3}$  = 1 όταν η χώρα (i) είναι μεσογειακή χώρα (Πολιτιστική γειτνίαση : **cultural proximity**), αλλιώς 0

$D_{i,4}$  = 1 όταν η χώρα (i) είναι χώρα προέλευσης σημαντικού αριθμού τουριστών στην Ελλάδα κατά τα 20 τελευταία χρόνια (**promotional proxy**), αλλιώς 0

(\*) βλέπε Gould, 1996, Head and Ries, 1998, Dunlevy and Hutchinson, 1999, Belair, Gauthier, 2004

# Επίλυση με τη διαδικασία White

Διαδικασία White για διόρθωση της ετεροσκεδαστικότητας για μεγάλα δείγματα  
Πριν οποιαδήποτε εφαρμογή, πρέπει να αποθηκεύετε τα δεδομένα σε ένα νέο αρχείο διότι η εφαρμογή του αλγορίθμου μπορεί να σβήσει ορισμένα δεδομένα, δηλαδή μπορεί να εξαφανιστούν ορισμένες παρατηρήσεις για τις οποίες δεν έχουμε τιμές.

**\* 1η ΦΑΣΗ:**

*Εφαρμογή της παλινδρόμησης (OLS regression)*

*Ορισμός της εξαρτημένης (Y) στη γραμμή 33*

*Ορισμός των ανεξάρτητων (X1, X2...) στη γραμμή 34*

*Και αποθήκευση των κατάλοιπων (UNSTANDARDISED residuals)*

*Με τον όνομα RES\_1*

**\* 2η ΦΑΣΗ:**

*Δημιουργία μιας μεταβλητής με όνομα ESQ*

*(Κατάλοιπα στο τετράγωνο / square of the residuals)*

**\* 3η ΦΑΣΗ:**

*Δημιουργία της μεταβλητής CONSTANT*

*Παίρνει τιμή = 1 για όλες της παρατηρήσεις του δείγματος*

**\* 4η ΦΑΣΗ:**

*Ενεργοποίηση του Filter έτσι ώστε να μην λαμβάνονται υπόψη*

*τα «missing values» στην μεταβλητή ESQ.*

**\* 5η ΦΑΣΗ:**

*Εφαρμογή της εντολής (matrix routine) για τη διόρθωση της ετεροσκεδαστικότητας*

*Πρέπει να ορίζεται τις μεταβλητές της παλινδρόμησης:*

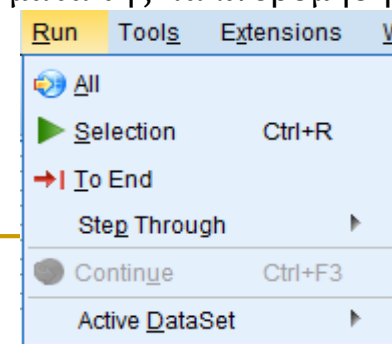
*Η μεταβλητή Y στη γραμμή 54*

*ΟΙ Μεταβλητές X1, X2 κλπ. στη γραμμή 55*

# Επίλυση με τη διαδικασία White

Διαδικασία χρήσης του αρχείου Syntax

- I. Έχουμε το αρχικό αρχείο με όλα τα δεδομένα: το αποθηκεύουμε με ένα όνομα: LECTURE6.sav
- II. Ξανά αποθηκεύουμε τα δεδομένα με άλλο όνομα: Data\_white\_Lecture6.sav
- III. Κλείνουμε το 1<sup>ο</sup> αρχείο για να έχουμε ανοικτό μόνο το 2<sup>ο</sup> (για να μην κάνουμε λάθη όταν εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο)
- IV. Ανοίγουμε το αρχείο SYNTAX με ονομασία : **Syntax\_White Correction.sps**
- V. Επιβεβαιώνουμε ότι, έχουμε ορίσει σωστά τις μεταβλητές, στις γραμμές: 33 και 34 καθώς και 54 και 55 (ορισμός της εξαρτημένης Y και των ερμηνευτικών μεταβλητών X)
- VI. Το αρχείο περιλαμβάνει 231 παρατηρήσεις
- VII. Δημιουργούμε – αν δεν έχει ήδη γίνει – τις μεταβλητές σε λογαριθμική μορφή
- VIII. Όπως προκύπτει, έχουμε **7 missing values** στην μεταβλητή LExpr\_G.
- IX. Μπορούμε πλέον να τρέξουμε τον αλγόριθμο, χρησιμοποιώντας την εντολή RUN all.
- X. Το αρχείο περιλαμβάνει πλέον 224 παρατηρήσεις (231-7) και 3 νέες μεταβλητές από τις οποίες είναι η RES\_1 (μη τυποποιημένα κατάλοιπα)
- XI. Όλα τα αποτελέσματα εμφανίζονται στο Output, ενώ 3 νέες μεταβλητές δημιουργήθηκαν,
  - τα πρώτα αποτελέσματα αφορούν την απλή MET (OLS) με τα διαγράμματα που έχουμε ήδη εξεταστεί.
  - Το 2<sup>ο</sup> μέρος του Output με τίτλο Matrix μας δίνει τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης με τη γνωστή διόρθωση του White





# Gravity Model για την ανάλυση ροών

## Πρώτα αποτελέσματα με MET

**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square		Std. Error of the Estimate	R Square Change	Change Statistics			Sig. F Change	Durbin-Watson
		R Square	Adjusted R Square			F Change	df1	df2		
1	,785 <sup>a</sup>	,616	,604	1,681011	,616	49,553	7	216	,000	1,686

a. Predictors: (Constant), D4, D3, LGDPpc, Ldist, D1, D2, LPOP

b. Dependent Variable: LEXP\_G

**Coefficients<sup>a</sup>**

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95,0% Confidence Interval for B		Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound	Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1	(Constant)	-6,863	2,150		-3,193	,002	-11,100	-2,626					
	LPOP	,355	,084	,222	4,236	,000	,190	,521	,309	,277	,179	,648	1,542
	LGDPpc	,639	,133	,249	4,790	,000	,376	,901	,465	,310	,202	,656	1,525
	Ldist	-,355	,142	-,127	-2,508	,013	-,635	-,076	-,192	-,168	-,106	,696	1,437
	D1	1,400	,334	,205	4,189	,000	,741	2,058	,480	,274	,177	,742	1,348
	D2	1,913	,500	,195	3,823	,000	,926	2,899	,446	,252	,161	,682	1,466
	D3	1,134	,379	,139	2,989	,003	,386	1,882	,234	,199	,126	,827	1,210
	D4	2,063	,379	,302	5,443	,000	1,316	2,810	,628	,347	,229	,577	1,734

a. Dependent Variable: LEXP\_G

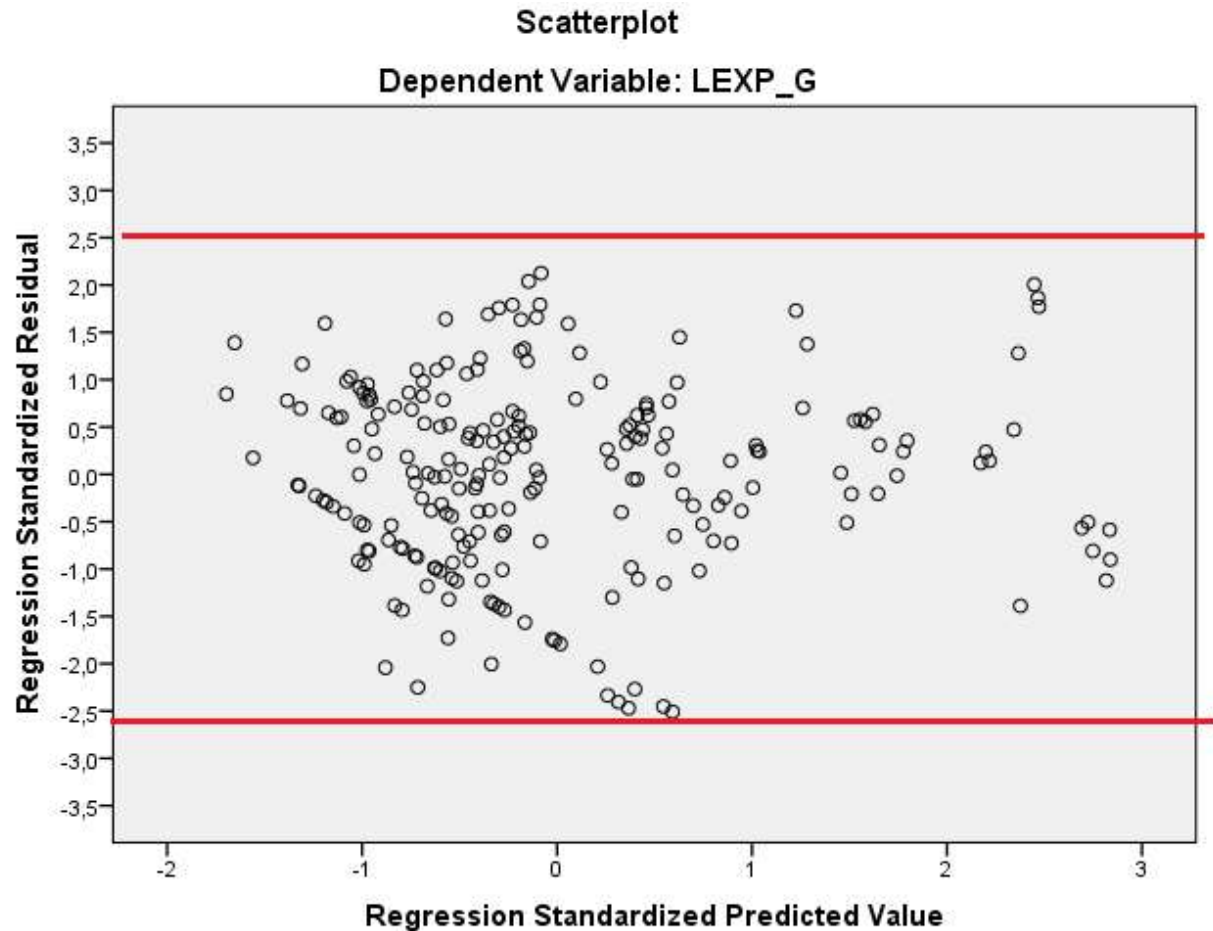
**Μη διορθωμένες τιμές**

# Gravity Model για την ανάλυση ροών

Πρώτα αποτελέσματα με MET

*Διάστημα αρκετά  
σταθερό, όμως  
σχετικά μεγάλο  
ειδικά γύρω από  
τη μέση τιμή.*

*???*



# Gravity Model για την ανάλυση ροών

Run MATRIX procedure:

White's (Large Sample) Corrected Standard Errors

```

CONSTANT  2,038
LPOP      ,097
LGDPpcc  ,121
Ldist     ,129
D1        ,351
D2        ,338
D3        ,487
D4        ,332
    
```

OLS Coefficients

```

CONSTANT  -6,863
LPOP      ,355
LGDPpcc  ,639
Ldist     -,355
D1        1,400
D2        1,913
D3        1,134
D4        2,063
    
```

t-values based on Whites (large sample) corrected SEs

```

CONSTANT  -3,368
LPOP      3,669
LGDPpcc  5,282
Ldist     -2,744
D1        3,984
D2        5,652
D3        2,326
D4        6,209
    
```

Prob(t < tc) based on Whites (large n) SEs

```

CONSTANT  ,001
LPOP      ,000
LGDPpcc  ,000
Ldist     ,007
D1        ,000
D2        ,000
D3        ,021
D4        ,000
    
```

Υπόδειγμα διορθωμένο με White διαδικασία

Αποτελέσματα με MET (αρχικός πίνακας)

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized	t	Sig.
		B	Std. Error	Coefficients Beta		
1	(Constant)	-6,863	2,150		-3,193	,002
	LPOP	,355	,084	,222	4,236	,000
	LGDPpcc	,639	,133	,249	4,790	,000
	Ldist	-,355	,142	-,127	-2,508	,013
	D1	1,400	,334	,205	4,189	,000
	D2	1,913	,500	,195	3,823	,000
	D3	1,134	,379	,139	2,989	,003
	D4	2,063	,379	,302	5,443	,000

← Ίδιοι συντελεστές

Διορθωμένες t-values

# Gravity Model για την ανάλυση ροών

## OLS Standard Errors

CONSTANT	2,150
LPOP	,084
LGDPpc	,133
Ldist	,142
D1	,334
D2	,500
D3	,379
D4	,379

## OLS t-values

CONSTANT	-3,193
LPOP	4,236
LGDPpc	4,790
Ldist	-2,508
D1	4,189
D2	3,823
D3	2,989
D4	5,443

## Prob(t < tc) based on OLS SEs

CONSTANT	,002
LPOP	,000
LGDPpc	,000
Ldist	,013
D1	,000
D2	,000
D3	,003
D4	,000

## Τελικά αποτελέσματα

WESTIM	B	SE	WHITE_SE	WT_VAL	SIG_WT
CONSTANT	-6,863	2,150	2,038	-3,368	,001
LPOP	,355	,084	,097	3,669	,000
LGDPpc	,639	,133	,121	5,282	,000
Ldist	-,355	,142	,129	-2,744	,007
D1	1,400	,334	,351	3,984	,000
D2	1,913	,500	,338	5,652	,000
D3	1,134	,379	,487	2,326	,021
D4	2,063	,379	,332	6,209	,000

Διορθωμένες  
τιμές  
(White process)

Τυπικό σφάλμα