

Δαφέρμος Βασίλης

Αναπληρωτής Καθηγητής Κοινωνικής Στατιστικής Πανεπιστημίου Κρήτης

Κοινωνική Στατιστική & Μεθοδολογία Έρευνας

με το **SPSS**



Για τους φοιτητές
των Τμημάτων:

- Πολιτικής Επιστήμης • Κοινωνιολογίας • Ψυχολογίας
- Παιδαγωγικών • Οικονομίας • Ιατρικής • Νοσηλευτικής • Βιολογίας
- Πολυτεχνείου • ΤΕΙ-ΑΤΕΙ • Εφαρμοσμένων Μαθηματικών • Χημείας • Φαρμακευτικής
- Φυσικής Αγωγής • Και για τους νέους ερευνητές των Κοινωνικών Επιστημών



Το βιβλίο συνοδεύεται από CD

στο οποίο περιέχονται όλα τα αρχεία δεδομένων (Data Sets)
και περιλαμβάνει το νέο Module Bootstrapping του SPSS

ΕΚΔΟΣΕΙΣ
ΖΗΤΗ

Κάθε γνήσιο αντίτυπο φέρει την υπογραφή του συγγραφέα

ISBN 978-960-456-279-4

© Copyright: Δαφέρμος Βασιλίας, Εκδόσεις Ζήτη, Ιούνιος 2011, Θεσσαλονίκη

SPSS SPSS Inc., <http://www.spss.com/>

Το παρόν έργο πνευματικής ιδιοκτησίας προστατεύεται κατά τις διατάξεις του ελληνικού νόμου (Ν.2121/1993 όπως έχει τροποποιηθεί και ισχύει σήμερα) και τις διεθνείς συμβάσεις περί πνευματικής ιδιοκτησίας. Απαγορεύεται απολύτως η άνευ γραπτής άδειας του εκδότη κατά οποιοδήποτε τρόπο ή μέσο αντιγραφή, φωτοανατύπωση και εν γένει αναπαραγωγή, εκμίσθωση ή δανεισμός, μετάφραση, διασκευή, αναμετάδοση στο κοινό σε οποιαδήποτε μορφή (ηλεκτρονική, μηχανική ή άλλη) και η εν γένει εκμετάλλευση του συνόλου ή μέρους του έργου.

Φωτοστοιχειοθεσία **Π. ΖΗΤΗ & Σια ΟΕ**
Εκτύπωση 18ο χλμ Θεσ/νίκης-Περαίας
Βιβλιοδεσία Τ.Θ. 4171 • Περαία Θεσσαλονίκης • Τ.Κ. 570 19
Τηλ.: 2392.072.222 - Fax: 2392.072.229 • e-mail: info@ziti.gr



www.ziti.gr

ΒΙΒΛΙΟΠΩΛΕΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ - ΚΕΝΤΡΙΚΗ ΔΙΑΘΕΣΗ:
Αρμενοπούλου 27 - 546 35 Θεσσαλονίκη
Τηλ.: 2310.203.720, Fax: 2310.211.305 • e-mail: sales@ziti.gr

ΒΙΒΛΙΟΠΩΛΕΙΟ ΑΘΗΝΩΝ - ΕΝΩΣΗ ΕΚΔΟΤΩΝ ΒΙΒΛΙΟΥ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ:
Στοά του Βιβλίου (Πεσμαζόγλου 5) - 105 64 ΑΘΗΝΑ • Τηλ.-Fax: 210.3211.097

ΑΠΟΘΗΚΗ ΑΘΗΝΩΝ - ΠΩΛΗΣΗ ΧΟΝΔΡΙΚΗ:
Ασκληπιού 60 - Εξάρχεια 114 71, Αθήνα
Τηλ.-Fax: 210.3816.650 • e-mail: athina@ziti.gr

ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΟ ΒΙΒΛΙΟΠΩΛΕΙΟ: www.ziti.gr

Στα παιδιά μου

Πάρι,

Ευγενία,

Γιάννη,

στον ανιψιό μου Νικόλα,

και στον Πατέρα μου,

το Δημαρχογιάννη,

που μου ενεφύσησε

την αγάπη για τη γνώση.

Ευχαριστίες

Πρώτα- πρώτα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Πατέρα μου, το Δημαρχογιάννη, από την Αζό Μυλοποτάμου, που προκειμένου να αγοράσω βιβλία, ιδιαίτερα τα πάμπολα, και πανάκριβα του εξωτερικού, δεν το είχε σε τίποτα να κόψει ακόμη και το ψωμί.

Καταθέτω επίσης σεβασμό και ευγνωμοσύνη, σε ένα ιδιαίτερα σεμνό και άξιο Στέλεχος του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, την κ. Μαρία Κοντογιάννη, για όλα όσα έκανε στην εξεύρεση της ελληνικής και ιδιαίτερα της ξένης βιβλιογραφίας, και στα 6 βιβλία που έχω συγγράψει μέχρι σήμερα. Η κ. Κοντογιάννη, δεν έχει ανάγκη από κανενός είδους εύσημα, είναι κόσμημα από μόνη της, με αδιαμφισβήτητες ικανότητες στο χώρο της, και αξιοπρέπεια. Είναι ο τύπος του ανθρώπου που δίνει ίδια σημασία στους τρανούς και στους ταπεινούς. Και είναι αδύνατο να μην θυμηθώ τον καιρό που ήμουν απλός βοηθός, υποψήφιος διδάκτορας, και δεν μου έδινε σημασία κανένας, και καιγόμωνα να βρω άρθρα να προχωρήσω την επιστημονική μου δουλειά, ότι Εκείνη, μου έστειλε εκατοντάδες εργασίες, με τελείως ανιδιοτελή τρόπο. Την ευχαριστώ από την καρδιά μου.

Ευχαριστώ επίσης, την υποψήφια διδάκτορα κ. Βικτώρια Βιβιλάκη για την παραχώρηση ερευνητικών δεδομένων για τις ανάγκες του 18^ο κεφαλαίου αυτού του βιβλίου.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον εκδοτικό Οίκο Ζήτη, και τα άξια στελέχη του, τη Διευθύντρια κ. Πελαγία Ζήτη, τον κ. Νίκο και την κ. Άννη Ζήτη, για την άμογη εμφάνιση και αυτής της έκδοσης. Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να αποδώσω, στον κ. Άρη Σύρμο, ένα καλλιτέχνη στο είδος του, για την τεράστια δουλειά, προσοχή και υπομονή που κατέθεσε, στη διόρθωση των κειμένων. Ευχαριστώ πολύ και τον κ. Τάσο Παπατόλη, για το καταπληκτικό εξώφυλλο.

Αναφορικά με το SPSS θα πρέπει να πω τα εξής:

- Το Πανεπιστήμιό μας, το Πανεπιστήμιό μας Κρήτης, είναι νόμιμος χρήστης του Στατιστικού Προγράμματος SPSS, με ελεύθερο αριθμό αντιγράφων (Free Copies). Αυτό σημαίνει ότι τα Εργαστήρια, οι Κλινικές, τα Τμήματα και οι Τομείς, οι προπτυχιακοί και οι μεταπτυχιακοί Φοιτητές, οι Διδάσκοντες, οι Ερευνητές και γενικά σε κάθε μέλος του Πανεπιστημίου μας, μπορεί να χρησιμοποιεί το SPSS, νόμιμα, για ερευνητικούς και διδακτικούς σκοπούς.
- Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους εκείνους που συνέβαλλαν στην απόκτηση αυτού του ιδιαίτερα χρήσιμου Προγράμματος, αλλά και εκείνους που φρόντισαν για την ετήσια συντήρηση και ανανέωσή του. Στην πρώτη κατηγορία είναι τα εξής μέλη του Π.Κ.: Η κ. Σταυρούλα Τσινόρεμα, Αν. Καθηγήτρια Φιλοσοφίας, ο κ. Τάσος Ξεπαπαδέας, Καθηγητής του Οικονομικού Τμήματος, ο κ. Περικλής Δράκος, μέλος ΕΤΕΠ του Οικονομικού Τμήματος, και ο υπογράφων. Στη δεύτερη κατηγορία είναι ο κ. Κώστας Λάβδας, Καθηγητής του Τμήματος Πολιτικής Επιστήμης, Αντιπρύτανης του Π.Κ. και οι συνάδελφοί του στο, τότε, Πρυτανικό σχήμα.
- Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον επί επταετία Πρύτανη του Π.Κ. Καθηγητή Ιωάννη Παλλήκαρη, ο οποίος πάντα είχε εξαιρετική ευαισθησία στην υποστήριξη του διδακτικού και ερευνητικού έργου, με τη βοήθεια Στατιστικών Προγραμμάτων.
- Θα ήταν σοβαρή παράλειψη να μην μνημονεύσω τη συνεισφορά ενός ιδιαίτερα άξιου Αντιπρύτανη, που πέρασε από το Πανεπιστήμιο Κρήτης, του Καθηγητή κ. Μανόλη Πετράκη, ο οποίος ακόμη και σε δύσκολους οικονομικούς καιρούς, κατάφερε να εξασφαλίσει τα απαραίτητα κονδύλια για να έχουμε τα ερευνητικά μας εργαλεία, ολόκληρα, όχι λειψά.

Πρόλογος

Το βιβλίο αυτό είναι καρπός συγγραφικής δουλειάς δύο χρόνων, και φιλοδοξεί να καλύψει ένα κενό στην υπάρχουσα ελληνική βιβλιογραφία. Δεν ήταν στις προθέσεις μας να γράψουμε ένα ακόμη βιβλίο θεωρίας, στο οποίο θα βριθούν οι φόρμουλες, οι μαθηματικοί τύποι, οι εκτενείς μαθηματικές θεμελιώσεις, ο αυστηρός συμβολισμός, οι ορισμοί, οι με χαρτί και μολύβι ασκήσεις, και οι ενίοτε, άγονες θεωρητικές συζητήσεις. Διότι ακριβώς, δεν είναι αυτά που χρειάζεται ένας Κοινωνικός επιστήμονας σήμερα, και οπωσδήποτε δεν είναι αυτά που θα βοηθήσουν ένα ερευνητή στο χώρο των Κοινωνικών Επιστημών να εργασθεί πρακτικά και αποτελεσματικά.

Αντίθετα, αυτό που έχουν ανάγκη οι Κοινωνικοί Επιστήμονες σήμερα, είναι να τους δοθούν συγκεκριμένα εργαλεία, μέθοδοι και τεχνικές που θα βοηθήσουν αποφασιστικά τη **Στατιστική Ανάλυση** των ερευνητικών τους δεδομένων. Ακόμη είναι ανάγκη να προσδιορισθούν στο θεωρητικό και στο τεχνικό επίπεδο, οι στρατηγικές εκείνες οι οποίες θα πρέπει να αναπτυχθούν για να εξυπηρετήσουν το σκοπό και τους στόχους, που στην αρχή της θέτει, η έρευνα. Με άλλα λόγια, είναι ορατό ζητούμενο σήμερα, να αναπτυχθούν με ακρίβεια τα κατάλληλα **στατιστικά-μαθηματικά μοντέλα**, τα οποία θα βοηθήσουν την αναζήτηση σχέσεων ανάμεσα σε μεταβλητές και παράγοντες που εμπλέκονται και περιγράφουν, τη συγκεκριμένη κοινωνική έρευνα.

Έτσι, θελήσαμε να χαράξουμε ένα άλλο, πιο πρακτικό, πιο βατό, και οπωσδήποτε πιο χρήσιμο για τους κοινωνικούς επιστήμονες, δρόμο. Ο δρόμος αυτός επιβάλλει να κρατήσουμε τη θεωρία ως αναγκαίο προαπαιτούμενο, γιατί χωρίς θεωρία δεν υπάρχει επιστήμη, αλλά ταυτόχρονα αυτή τη θεωρία να την εντάξουμε μέσα στη στατιστική διαδικασία. Αυτό σημαίνει ότι κάθε φορά που αποφασίζουμε να χρησιμοποιήσουμε μια στατιστική διαδικασία, μια συγκεκριμένη τεχνική, ή ένα μαθηματικό-στατιστικό μοντέλο, θα πρέπει να αναφερθούμε άμεσα στις θεωρητικές του παραδοχές, να πούμε δηλ. πότε αυτό το μοντέλο εφαρμόζεται, και κάτω από ποιες συγκεκριμένες συνθήκες. Παραπέρα, αυτό σημαίνει, ότι θα πρέπει να περιγραφούν με ακρίβεια, οι εναλλακτικές λύσεις

που πιθανά θα πρέπει να μετέλθουμε, στην περίπτωση που οι αρχικές μας παραδοχές, οι παραδοχές που διατυπώθηκαν για το στατιστικό μοντέλο που αρχικά κατασκευάσαμε, δεν ικανοποιούνται.

Από την άλλη, τίποτε δεν είναι δυνατόν να γίνει, με χαρτί και μολύβι. Δεν μπορούμε να εφαρμόσουμε τεχνικές, στατιστικές διαδικασίες ή τέλος δεν μπορούμε σχεδιάσουμε και να δοκιμάσουμε ακόμα και το πιο απλό στατιστικό μοντέλο, με τα χέρια μας. Με αλγεβρικό δηλ. τρόπο. Αν θέλουμε να είμαστε αποτελεσματικοί, γρήγοροι και ακριβείς, θα πρέπει να εξοικειωθούμε από νωρίς στη χρήση, ενός τουλάχιστον στατιστικού προγράμματος για Κοινωνικές Επιστήμες. Ένα τέτοιο στατιστικό πρόγραμμα, με ιδιαίτερα φιλικό για το χρήστη περιβάλλον, εύκολο στη χρήση και στην εκμάθησή του, ευέλικτο, και με μεγάλες υπολογιστικές δυνατότητες, φαίνεται να είναι το SPSS (Statistical Package for Social Sciences). Ακόμη θα πρέπει να αναφέρουμε ότι το SPSS συγκριτικά με άλλα στατιστικά προγράμματα, διαθέτει την πιο πλατιά βιβλιογραφία, αναφορικά με τις Κοινωνικές Επιστήμες. Το Πανεπιστήμιό μας, το Πανεπιστήμιο Κρήτης, είναι νόμιμος χρήστης αυτού του προγράμματος και παρέχει τη δυνατότητα στα Εργαστήρια, στις Κλινικές, στους Τομείς, στους Φοιτητές, στους Διδάσκοντες και γενικά σε κάθε μέλος του, να το χρησιμοποιεί για ερευνητικούς και διδακτικούς σκοπούς.

Το βασικό μέλημα αυτού του βιβλίου, είναι η αναζήτηση τρόπων και μέσων τα οποία θα υπηρετήσουν, με τον καλύτερο δυνατό τρόπο, τη Στατιστική Ανάλυση των στοιχείων που προέρχονται από τις Κοινωνικές Επιστήμες. Η Στατιστική Ανάλυση, έτσι όπως εκτελείται στο πλαίσιο αυτού του βιβλίου, περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

- Καθορισμός του προβλήματος.
- Οικοδόμηση βάσης δεδομένων στο SPSS.
- Κωδικοποίηση και άμεση εισαγωγή δεδομένων στο SPSS.
- Επιστράτευση της κατάλληλης στατιστικής διαδικασίας.
- Παραδοχές γι' αυτή τη στατιστική διαδικασία.
- Έλεγχος των παραδοχών.
- Εναλλακτικές Λύσεις σε περίπτωση μη ικανοποίησης των παραδοχών.
- Εκτέλεση της παραπάνω διαδικασίας.
- Διατύπωση μηδενικής και εναλλακτικής υπόθεσης.
- Στατιστικό Συμπέρασμα.
- Τελικό Συμπέρασμα για τη συγκεκριμένη Κοινωνική Επιστήμη από την οποία προέρχονται τα δεδομένα.

Τελικό συμπέρασμα από όλα τα παραπάνω είναι ότι, η Στατιστική μας ενδυναμώνει στο βαθμό που μπορεί να προσφέρει βοήθεια στην ανάλυση των κοινωνικών δεδομένων, στον εντοπισμό και την ανάδειξη σχέσεων ανάμεσα σε παράγοντες και μεταβλητές της κοινωνικής έρευνας, και επομένως, μας ενδιαφέρει κυρίως από την άποψη του περιεκτικού, αποτελεσματικού, κατανοητού και αξιόπιστου *εργαλείου ανάλυσης*.

Η γλώσσα που χρησιμοποιούμε στο βιβλίο αυτό, όπως εύκολα μπορεί να διαπιστωθεί από τον αναγνώστη, είναι μια γλώσσα απλή, *μια γλώσσα επικοινωνίας* με τους Κοινωνικούς Επιστήμονες. Δεν απευθυνόμαστε μόνο σε Φοιτητές, αλλά και σε Διδάσκοντες. Ακόμη πιστεύουμε ότι έχουμε να προσφέρουμε σημαντικές σκέψεις στους νέους Ερευνητές. Τέλος, πουθενά δεν έχουμε την αίσθηση, ότι θυσιάσαμε την επιστημονική ακρίβεια χάριν της απλότητας. Καταβάλλαμε κάθε προσπάθεια ώστε το βιβλίο να κινηθεί μέσα σε διεθνείς προδιαγραφές.

Κάποτε ίσως φανεί υπερβολική η χρήση της ξένης ορολογίας, μέσα στο κείμενο. Ωστόσο, αυτό ήταν αναπόφευκτο. Γιατί το SPSS είναι από μόνο του μια γλώσσα. Μια γλώσσα δομημένη, σαφέστατα επιστημονική, ακριβής, με μεγάλες υπολογιστικές δυνατότητες, μια γλώσσα που θα πρέπει κάποια στιγμή, να ‘μιλήσουμε’. Αλλά και για όσους προτιμούν, με πάθος, τη χρήση ελληνικής και μόνον ορολογίας, έχει ληφθεί πρόνοια: Δεν υπάρχει κανένας ξενόγλωσσος όρος, που να μην έχει μεταφραστεί στα ελληνικά, όταν εισάγεται στο κείμενο για πρώτη φορά.

Τέλος, θα πρέπει να τονίσουμε ότι το βιβλίο αυτό έχει γραφτεί κατά τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορεί να παρακολουθήσει την εξέλιξη του SPSS. Προς το παρόν αναφέρεται μέχρι και την έκδοση SPSS 19. Ωστόσο, στην αναθεωρημένη του έκδοση, όποτε αυτή κριθεί αναγκαίο να υπάρξει, οπωσδήποτε θα συμπεριληφθούν σημαντικά στοιχεία από νεότερες εκδόσεις του SPSS. Ας μην ανησυχούν όμως οι αναγνώστες του βιβλίου και οι χρήστες του SPSS. Η πολύχρονη εμπειρία μας στη χρήση αυτού του προγράμματος έδειξε με σαφή τρόπο, ότι η εκάστοτε νέα έκδοση του SPSS, δεν αποτελεί άρνηση της προηγούμενης, μα ούτε και επανάσταση. Αντίθετα, αποτελεί μια βελτίωση αυτής, όχι πάντοτε σημαντική.

Πρόλογος Β' Έκδοσης

Στην παρούσα, δεύτερη έκδοση αυτού του βιβλίου, δόθηκε ιδιαίτερη έμφαση στη ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΕΡΕΥΝΑΣ, έτσι ώστε οι Κοινωνικοί, κι όχι μόνο, Επιστήμονες να έχουν στη διάθεσή τους περισσότερα και αποτελεσματικότερα εργαλεία για να δουλέψουν τα δεδομένα τους. Όλες ανεξαιρέτως οι στατιστικές διαδικασίες, πλαισιώνονται με ένα καινούργιο module του SPSS, το οποίο ονομάζεται Bootstrapping και το οποίο συμβάλλει καθοριστικά στην εξαγωγή ποιοτικότερων, και ακριβέστερων, αποτελεσμάτων. Ευχαριστώ θερμότατα την παρούσα Πρυτανεία του Πανεπιστημίου Κρήτης, τους Καθηγητές κ.κ. Γ. Παλλήκαρη, Σ. Παπαματθαϊάκη, Μ. Πετράκη και Τ. Φιλαθήθη, διότι έμπρακτα δείχνουν το ενδιαφέρον τους για την έρευνα, προσπορίζοντας στους Φοιτητές, τους Ερευνητές και τα Στελέχη του Π.Κ. το απαραίτητο Στατιστικό, κι όχι μόνο, Λογισμικό. Ευχαριστώ επίσης θερμά τον επιφανή Πρόεδρο του Τμήματος Πολιτικής Επιστήμης, Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Νίκο Παπαδάκη, ο οποίος μεριμνά για την όλο και μεγαλύτερη πληρότητα, και την έγκαιρη διάθεση του SPSS, όχι μόνο στο Τμήμα μας, αλλά και σε ολόκληρο το Πανεπιστήμιο Κρήτης.

Βασίλης Δαφέρμος,

Αζός Μυλοποτάμου, Απρίλης 2011

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1 Βασικές Στατιστικές Έννοιες

1.1	Η έννοια της μεταβλητής	23
1.2	Είδη μεταβλητών	24
1.3	Τι εννοούμε με τον όρο παρατηρησιακή μονάδα	28
1.4	Πληθυσμός και Δείγμα	29
1.5	Κλίμακες μέτρησης	31
1.6	Η κατανόηση των κλιμάκων μέτρησης μέσα από την κωδικοποίηση	38
1.7	Αξιοπιστία (Reliability) και Εγκυρότητα (Validity)	44

Κεφάλαιο 2 Βασικές Έννοιες και Διαδικασίες του SPSS

2.1	Ξεκίνημα	47
2.2	Τι είναι και πώς δημιουργούμε μια βάση δεδομένων στο SPSS	49
2.3	Επιλογή μεταβλητών και cases	65
2.4	Διαγραφή ή Παρεμβολή μεταβλητών και cases	66
2.5	Πού βρίσκεται κάποια τιμή που είναι λάθος ή μας ενδιαφέρει	67
2.6	Επανακωδικοποίηση των δεδομένων μας (η διαδικασία Recode)	67
2.7	Μετασηματισμοί δεδομένων (η διαδικασία Compute)	73
2.8	Η ταξινόμηση των δεδομένων μας (Sort Cases)	78
2.9	Επιλέγοντας περιπτώσεις (Select cases)	79
2.10	Μετακινώντας μεταβλητές (Moving Variables)	81
2.11	Καταμετρώντας τιμές από σύνολα μεταβλητών (η διαδικασία Count)	83
2.12	Ο έλεγχος τυχαιότητας του δείγματός μας	85

2.13	Πώς λαμβάνουμε ένα μικρότερο σύνολο δεδομένων από ένα μεγαλύτερο, ή ισοδύναμα, πώς τεμαχίζουμε, με τυχαίο τρόπο, μια βάση δεδομένων του SPSS. Η διαδικασία Random Sample	91
2.14	Πώς κάνουμε Αυτόματη Επανακωδικοποίηση των δεδομένων μας (Automatic Recode).....	94
2.15	Πώς κάνουμε αντικατάσταση των ελλειπουσών τιμών (Replace Missing Values)	98
2.16.	Πώς ενώνουμε επιμέρους βάσεις δεδομένων σε μια ενιαία βάση.....	100
2.17	Πώς συνενώνουμε βάσεις δεδομένων του SPSS, παράλληλα	106
2.18	Πώς εισάγουμε στο SPSS αρχεία προερχόμενα από άλλες βάσεις δεδομένων ή λογιστικά φύλλα, όπως η Dbase ή το Excel	107
2.19	Πώς γίνεται η αναδόμηση (Restructure) μιας βάσης δεδομένων	108
2.20	Πώς οι διάφορες μεταβλητές γίνονται κατηγορίες μιας καθολικής μεταβλητής (Multiple Response Analysis)	121

Κεφάλαιο 3 Περιγραφική Στατιστική

3.1	Δείκτες κεντρικής τάσης (measures of central tendency)	129
3.2	Τα ζητούμενα ‘χαρίσματα’ από τους δείκτες κεντρικής τάσης	135
3.3	Η αλγεβρική σχέση των δεικτών κεντρικής τάσης	136
3.4	Δείκτες διασποράς (measures of variation), ή μεταβλητότητας (variability), ή διασκόρπισης (dispersion)	136
3.5	Συζήτηση	143
3.6	Μέτρα ασυμμετρίας	144
3.7	Δείκτες ομοιογένειας	151
3.8	Η προϋπόθεση της κανονικής κατανομής	152
3.9	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	155
3.10	Ομαδοποιημένα δεδομένα	176
3.11	Ασκήσεις Περιγραφικής Στατιστικής που επιλύονται αλγεβρικά, δηλ. χωρίς τη βοήθεια υπολογιστή	185
3.12	Bootstrapping	188
3.13	Η διαμόρφωση των δεικτών κεντρικής τάσης και των ποσοστών στο πλαίσιο Bootstrapping	190
3.14	Τα αποτελέσματα του Bootstrapping	192
3.15	Το νόημα της ένδειξης Set seed for Mersenne Twister.....	197

3.16	Το νόημα του stratified Sampling	197
------	--	-----

Κεφάλαιο 4 **Στοιχεία από τη Θεωρία Πιθανοτήτων**

4.1	Εισαγωγή	199
4.2	Η έννοια του πειράματος τύχης	199
4.3	Η έννοια του δειγματοχώρου ή δειγματικού χώρου	200
4.4	Η έννοια του ενδεχομένου	200
4.5	Πράξεις με ενδεχόμενα	200
4.6	Ασυμβίβαστα ενδεχόμενα	202
4.7	Κλασικός ορισμός πιθανότητας	202
4.8	Κανόνες λογισμού πιθανοτήτων	203
4.9	Ασκήσεις	203
4.10	Ανεξάρτητα ενδεχόμενα	212
4.11	Ασκήσεις	213
4.12	Δεσμευμένη πιθανότητα	216
4.13	Ασκήσεις	216

Κεφάλαιο 5 **Η Κανονική Κατανομή (Normal Distribution)**

5.1	Εισαγωγικές έννοιες	221
5.2	Ορισμός της κανονικής κατανομής	226
5.3	Η αξία και η χρησιμότητα της κανονικής κατανομής – Σύντομη ιστορική αναδρομή	227
5.4	Οι ιδιότητες της κανονικής κατανομής	228
5.5	Η μετατροπή των τιμών της κανονικής κατανομής σε z-τιμές	229
5.6	Πώς το SPSS δημιουργεί z-τιμές	230
5.7	Ιδιότητες της τυπικής ή τυποποιημένης κανονικής κατανομής (Standardized Normal Distribution)	233
5.8	Η συνάρτηση αθροιστικής κατανομής της τυπικής κανονικής κατανομής	233
5.9	Σύγκριση τιμών που ανήκουν σε διαφορετικές κανονικές κατανομές	236
5.10	Δειγματοληπτικές κατανομές. Η κατανομή του μέσου όρου	236

5.11	Το Θεώρημα του Κεντρικού Ορίου	241
5.12	Γενικές Ασκήσεις	244

Κεφάλαιο 6 Έλεγχοι Υποθέσεων και Διαστήματα Εμπιστοσύνης

6.1	Εισαγωγικά. Η μηδενική και η εναλλακτική υπόθεση	249
6.2	Παραδείγματα μηδενικών και εναλλακτικών υποθέσεων	250
6.3	Μονόπλευρος και αμφίπλευρος έλεγχος υποθέσεων	252
6.4	Σφάλματα στους ελέγχους υποθέσεων	254
6.5	Η διαφοροποιητική δύναμη ενός στατιστικού κριτηρίου (Power)	255
6.6	Το περιεχόμενο των όρων ‘στατιστικώς σημαντική διαφορά’, ‘στατιστικώς ασήμαντη διαφορά’ και ‘σπουδαιότητα’	257
6.7	Η έννοια του διαστήματος εμπιστοσύνης	259
6.8	Η κατασκευή διαστήματος εμπιστοσύνης για τον άγνωστο μέσο όρο μ ενός πληθυσμού με τη βοήθεια ενός τυχαίου δείγματος	261

Κεφάλαιο 7 Έλεγχοι Κανονικότητας

7.1	Εισαγωγικά	267
7.2	Έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια στατιστικών κριτηρίων	268
7.3	Έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια γραφικών αναπαραστα- σεων	276
7.3.1	Έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια του ονομαζόμενου Normal Q-Q Plot	276
7.3.2	Με τη βοήθεια του ονομαζόμενου Detrended Normal Q-Q Plot	277
7.3.3	Έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια του ονομαζόμενου Box Plot	279
7.3.4	Ο έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια του ονομαζόμενου Histogram	282
7.3.5	Ο έλεγχος κανονικότητας με τη βοήθεια του ονομαζόμενου Stem and Leaf	283
7.4	Ο έλεγχος σημαντικότητας με τη βοήθεια περιγραφικών στατιστικών δεικτών	284
7.5	Τελικές Επισημάνσεις	286

Κεφάλαιο 8 Γραφικές Αναπαραστάσεις

8.1	Εισαγωγικά	289
8.2	Απλά γραφήματα σκέδασης (Simple Scatter Plots)	290
8.3	Τα γραφήματα γραμμής (Line Charts)	301
8.4	Τα ραβδογράμματα σφάλματος (Error Bar Charts)	305
8.5	Τα διαγράμματα PARETO	309
8.6	Η οπτικοποίηση (visualization) στο πλαίσιο του SPSS GRAPH.....	312

Κεφάλαιο 9 Απλή Τυχαία Δειγματοληψία

9.1	Εισαγωγικά	319
9.2	Βασικές έννοιες και ορισμοί	320
9.3	Το μέγεθος του δείγματος	321
9.4	Απλή τυχαία δειγματοληψία για την εκτίμηση της μέσης τιμής μ ενός πεπερασμένου ή άπειρου κανονικού πληθυσμού, με γνωστή διασπορά σ^2	324
9.5	Απλή τυχαία δειγματοληψία για την εκτίμηση ποσοστού	330
9.6	Τελικά ποιο δείγμα θα πάρουμε σε μια πραγματική έρευνα και με ποιο τρόπο;.....	337
9.7	Τι κάνουμε στην περίπτωση μιας πολυτομικής-κατηγορικής (polychotomous-categorical) μεταβλητή	344
9.8	Οι ‘αρετές’ ενός ερωτηματολογίου έρευνας: περιεχόμενο, δομή, εμφάνιση	349

Κεφάλαιο 10 Η Δοκιμασία χ^2

10.1	Εισαγωγικά	357
10.2	Η δοκιμασία χ^2 ως τεστ ομοιογένειας	358
10.2.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	361
10.2.2	Η υπολογιστική λύση του παραδείγματος 1	365
10.3	Η δοκιμασία χ^2 ως τεστ ανεξαρτησίας	378
10.3.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 2	378
10.3.2	Λύση του προβλήματος 2 με το SPSS	379

10.4	Πότε το χ^2 , ως τεστ ανεξαρτησίας ή ως τεστ ομοιογένειας, δεν εφαρμόζεται;	383
10.5	Η δοκιμασία χ^2 ως τεστ καλής προσαρμογής	383
10.5.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 3	384
10.5.2	Παράδειγμα - Πρόβλημα 4	389
10.5.3	Παράδειγμα – Πρόβλημα 5	397
10.5.4	Παράδειγμα – Πρόβλημα 6	400
10.5.5	Παράδειγμα – Πρόβλημα 7	403
10.5.6	Παράδειγμα – Πρόβλημα 8	404
10.6	Πλεονεκτήματα του κριτηρίου των $K-S$ έναντι του μη παραμετρικού χ^2	409
10.7	Τι είναι τα Exact tests, πότε τα εφαρμόζουμε, και πόσο φερέγγα είναι, αναφορικά με το χ^2	409
10.7.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 9	409
10.8	Πώς αντιμετωπίζεται η παραβίαση της παραδοχής του 20%, με τη μέθοδο της ενοποίησης των κατηγοριών των κατηγορικών μεταβλητών. Η παρέμβαση της εντολής Recode	418
10.8.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 10	418
10.9	Τελικά τι κάνουμε; Σκέψεις και σύνοψη στρατηγικών και εναλλακτικών λύσεων	425
10.10	Το Bootstrapping στο πλαίσιο της παραμετρικής χ^2 διαδικασίας.....	427
10.11	Ο δείκτης RISK στο πλαίσιο της διαδικασίας CROSSTABS και του Bootstrapping	433
10.11.1	Τρέχοντας Ανάλυση Παράγοντος Ρίσκου-Παράδειγμα - Πρόβλημα 11	435
10.12	Τα στατιστικά κριτήρια Cochran's και Mantel-Haenzel στο πλαίσιο της διαδικασίας CROSSTABS... ..	442
10.13	Το Z-test στο πλαίσιο της διαδικασίας CROSTABS	444

Κεφάλαιο 11 Το Στατιστικό Κριτήριο T -Test

11.1	Γενικές παραδοχές για όλες τις μορφές T -Test	459
11.2	T -Test για δύο ανεξάρτητα δείγματα (Two independent samples T -Test)	450
11.2.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	454

11.3	<i>T</i> -test για ένα δείγμα (one sample <i>T</i> -test)	463
11.3.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 2	463
11.4	Η στατιστική διαδικασία <i>t</i> -test στη σκιά του Bootstrapping – Παράδειγμα- Πρόβλημα 3.....	468

Κεφάλαιο 12 Γραμμική Διμεταβλητή Συσχέτιση (Linear Bivariate Correlation)

12.1	Το νόημα και το περιεχόμενο της συσχέτισης	475
12.2	Οι παραδοχές για την Διμεταβλητή Ανάλυση Συσχέτισης	477
12.3	Στοιχεία για το συντελεστή συσχέτισης του Pearson	480
12.3.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	481
12.4	Ο έλεγχος της κανονικότητας	485
12.5	Ο έλεγχος της Γραμμικότητας (Linearity) και της Ομοσκεδαστικότητας (Homoscedasticity)	486
12.6	Ο συντελεστής ρ του Spearman και οι εναλλακτικές λύσεις στην περίπτωση που η κατά Pearson Ανάλυση Συσχέτισης είναι αδιέξοδη	488
12.6.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 2	489
12.7	Η απλή Correlation Analysis στον Αστερισμό του Bootstrapping	499
12.8	Η πολλαπλή Correlation Analysis στον Αστερισμό του Bootstrapping	501

Κεφάλαιο 13 Μερική Συσχέτιση (Partial Correlation)

13.1	Σκοπός και περιεχόμενο της ανάλυσης μερικής συσχέτισης	503
13.2	Η τάξη της ανάλυσης μερικής συσχέτισης (order of partial correlation)	504
13.3	Οι παραδοχές	505
13.3.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	505
13.4	Τρέχοντας ταυτόχρονα Zero-order correlation analysis και First-order partial correlation analysis, με μεταβλητή ελέγχου τη μεταβλητή EXPER	506

13.5	Τρέχοντας ταυτόχρονα Zero-order correlation analysis και First-order partial correlation analysis, με μεταβλητή ελέγχου τη μεταβλητή AGE	510
13.6	Τρέχοντας ταυτόχρονα Zero-order correlation analysis και Second-order partial correlation analysis, με δύο μεταβλητές ελέγχου, EXPER και AGE	512
13.7	Το Bootstrapping στις παρυφές της Partial Correlation Analysis	514

Κεφάλαιο 14 **Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση** (Simple Linear Regression)

14.1	Εισαγωγικά	517
14.2	Τι είναι η ευθεία παλινδρόμησης (regression line)	518
14.3	Πώς κατασκευάζεται η ευθεία παλινδρόμησης	519
14.4	Η γραφική αναπαράσταση της ευθείας παλινδρόμησης	523
14.5	Οι παραδοχές για την Απλή Παλινδρομική Ανάλυση	525
14.6	Το νόημα και η σπουδαιότητα των υπολοίπων ή καταλοίπων (residuals)	529
14.6.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	532
14.7	Τρέχοντας απλή παλινδρομική ανάλυση	534
14.8	Τα αποτελέσματα της παλινδρομικής ανάλυσης	539
14.9	Η γραφική αναπαράσταση της εξίσωσης παλινδρόμησης	544
14.10	Ο έλεγχος της παραδοχής της ανεξαρτησίας	548
14.11	Ο έλεγχος της παραδοχής της κανονικότητας	550
14.12	Ο έλεγχος της παραδοχής της γραμμικότητας	553
14.13	Ο έλεγχος της παραδοχής της ισότητας των διασπορών	556
14.14	Η φροντίδα των ακραίων ή επιδραστικών τιμών (Outliers or Influential Points)	556
14.15	Η ενισχυτική παρέμβαση του Bootstrapping στην Απλή Ανάλυση Παλινδρόμησης	559

Κεφάλαιο 15 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση (Multiple Linear Regression)

15.1	Νόημα και σκοπός της πολλαπλής παλινδρόμησης	561
15.2	Οι παραδοχές της πολλαπλής παλινδρομικής ανάλυσης	562
15.2.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	565
15.3	Η εκτέλεση της ανάλυσης παλινδρόμησης	567
15.4	Τα αποτελέσματα της ανάλυσης παλινδρόμησης	574
15.4.1	Η παλινδρομική εξίσωση	582
15.4.2	Η ερμηνεία της παλινδρομικής εξίσωσης	584
15.4.3	Η ‘αξία’ των μεταβλητών	585
15.5	Ο έλεγχος των παραδοχών	487
15.5.1	Ο έλεγχος της παραδοχής της ανεξαρτησίας	587
15.5.2	Ο έλεγχος της παραδοχής της κανονικότητας	591
15.5.3	Ο έλεγχος της παραδοχής της γραμμικότητας	596
15.5.4	Ο έλεγχος της παραδοχής της ισότητας των διασπορών	605
15.5.5	Ο έλεγχος της πολυσυγγραμμικότητας	605
15.5.6	Η ανίχνευση ακραίων παρατηρήσεων (outliers) και παρατηρήσεων επίδρασης (influential points)	610
15.5.7	Ειδικά σημαντικά γραφήματα γύρω από τις ακραίες τιμές και τις παρατηρήσεις επίδρασης	627
15.5.8	Τα διαγράμματα μερικών υπολοίπων (Partial Residual Plots)	634
15.6	Οι παραβιάσεις των παραδοχών, οι ‘θεραπείες’ και οι εναλλακτικές λύσεις	636
15.6.1	Η παραβίαση της κανονικότητας	636
15.6.2	Η παραβίαση της γραμμικότητας και της ισότητας των διασπορών	637
15.6.3	Η αντιμετώπιση του προβλήματος της πολυσυγγραμμικότητας	644
15.7	Η επιλογή της μεθόδου στο πλαίσιο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης	646
15.7.1	Πόσες μεταβλητές να συμπεριλάβουμε στο μοντέλο μας;	649
15.8	Η επικύρωση του παλινδρομικού μας μοντέλου (model validation)	652
15.9	Με ποια σειρά εισάγουμε τις μεταβλητές σε ένα παλινδρομικό μοντέλο;	663
15.10	Ο Πίνακας ANOVA και η ερμηνεία του	664

15.11	Η ερμηνεία λογαριθμικής παλινδρομικής εξίσωσης	666
15.12	Πώς εισάγουμε κατηγορικές μεταβλητές μέσα σε ένα γραμμικό παλινδρομικό μοντέλο	667
15.13	Bootstrapping στο πλαίσιο της πολλαπλής παλινδρόμησης	670
15.14	Συζήτηση – Γενικά συμπεράσματα	677

Κεφάλαιο 16**Απλή Ανάλυση Διασποράς με Ένα Παράγοντα
(One Way Analysis of Variance)**

16.1	Νόημα και σκοπός της ανάλυσης διασποράς	685
16.2	Πόσο ακριβώς είναι το λάθος στην ANOVA, και ποιες είναι οι πηγές του	687
16.3	Παραδείγματα Απλής Ανάλυσης Διασποράς.....	689
16.4	Ένα παράδειγμα Ανάλυσης Διασποράς με χαρτί και μολύβι.....	689
16.5	Οι συνιστώσες της συνολικής διασποράς- Γενικές Εξισώσεις	693
16.6	Οι συλλογισμοί γύρω από τη διαδικασία oneway ANOVA	694
16.7	Οι γενικές σχέσεις που διέπουν τη διαδικασία ONEWAY ANOVA... ..	695
16.8	Οι παραδοχές της απλής ανάλυσης διασποράς	696
16.9	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	697
16.10	Τα αποτελέσματα της ανάλυσης	701
16.11	Οι γραφικές αναπαραστάσεις	704
16.12	Ο έλεγχος των παραδοχών	707
16.12.1	Ο έλεγχος της κανονικότητας.....	707
16.12.2	Ο έλεγχος της ισότητας των διασπορών	709
16.13	Παράδειγμα-Πρόβλημα II- Γραμμικές Αντιθέσεις (Contrasts).....	709
16.13.1	Πώς τρέχουμε Contrast Analysis στο πλαίσιο της oneway ANOVA.....	712
16.13.2	Αποτελέσματα της Contrast Analysis	714
16.13.3	Η σχέση μεταξύ συνεχούς εξαρτημένης μεταβλητής (dependet Variable) και της μεταβλητής ομοδοποίησης (grouping or factor Variable), στο πλαίσιο της One-Way ANOVA	715
16.13.4	Η Ερμηνεία των Πινάκων Ομοιογένειας που παρέχουν οι μέθοδοι Tukey και Scheffe.....	720
16.13.5	Ο έλεγχος των παραδοχών στο παράδειγμα- πρόβλημα II.	722

16.13.6. Η ολοκληρωμένη λύση του Παραδείγματος II.....	724
16.13.7 Η ύπαρξη ομάδας ελέγχου στη διαδικασία ANOVA.....	727
16.13.8. Η διαδικασία Bootstrapping	728
16.13.9 Οι μέθοδοι Brown-Forsythe και Welch.....	730
16.14 Το απαύγασμα. Παρατηρήσεις πάνω στις μεθόδους πολλαπλών συγκρίσεων (Tukey, Bonferroni, Scheffe, Dunnett, Brown-Forsyth, Welch, κ.τ.λ.) Τι να κάνουμε...)	733

Κεφάλαιο 17**Μη Παραμετρικά Στατιστικά Κριτήρια
(Nonparametric Statistics)**

17.1 Γενικά	741
17.2 Το μη παραμετρικό κριτήριο των Mann-Witney και τα συναφή, για δύο ανεξάρτητα δείγματα, κριτήρια Kolmogorov-Smirnov Z, Moses extreme reactions, και Wald-Wolfowitz runs	742
17.2.1 Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	744
17.2.2 Δημιουργία τάξης (rank) για τις αρχικές μας τιμές	745
17.2.3 Η εκτέλεση του μη παραμετρικού κριτηρίου Mann-Whitney	748
17.2.4 Τα αποτελέσματα	750
17.3 Τα συναφή με το Mann-Whitney τεστ	753
17.4 Το μη παραμετρικό κριτήριο των Kruskal-Wallis	755
17.4.1 Παράδειγμα – Πρόβλημα 2	756
17.4.2 Τρέχοντας Kruskal-Wallis ANOVA	757
17.4.3 Τα αποτελέσματα της Kruskal-Wallis ANOVA	758
17.5 Τα συναφή με το Kruskal-Wallis στατιστικά κριτήρια	760
17.6 Το διωνυμικό κριτήριο (Binomial Test)	762
17.6.1 Παράδειγμα – Πρόβλημα 3	763

Κεφάλαιο 18**Kaplan-Meier Ανάλυση Επιβίωσης
(Kaplan-Meier Survival Analysis)**

18.1 Γενικά	769
18.2 Τι είναι οι censored cases και πως διαφοροποιούν τα Kaplan-Meier μοντέλα, έναντι των παραδοσιακών στατιστικών μοντέλων	770

18.3	Η συνάρτηση επιβίωσης (survival function)	771
18.4	Πότε χρησιμοποιούμε μοντέλα Kaplan- Meier- Ερευνητικές Υποθέσεις	771
18.5	Η δομή ενός μοντέλου Kaplan -Meier	772
18.6	Οι παραδοχές για το Kaplan -Meier στατιστικό μοντέλο	775
18.7	Στατιστικά τεστ σύγκρισης καμπυλών επιβίωσης, στο πλαίσιο των Kaplan- Meier στατιστικών μοντέλων	776
18.8	Ποιο νόημα έχουν η μέση τιμή, η διάμεσος, και το τυπικό σφάλμα στα Kaplan -Meier μοντέλα	778
18.8.1	Παράδειγμα – Πρόβλημα 1	779
18.8.2	Παράδειγμα – Πρόβλημα 2	789
18.8.3	Η εκτέλεση του παραπάνω Kaplan - Meier μοντέλου	790
18.8.4	Τα αποτελέσματα	791
18.8.5	Παράδειγμα – Πρόβλημα 3	794
18.8.6	Η εκτέλεση του παραπάνω Kaplan - Meier μοντέλου	795
18.8.7	Τα αποτελέσματα	796
18.8.8	Παράδειγμα – Πρόβλημα 4	802
18.8.9	Η εκτέλεση του παραπάνω Kaplan - Meier μοντέλου	803
18.8.10	Τα αποτελέσματα.....	805

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	813
ΞΕΝΟΓΛΩΣΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	815

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΙ ΠΙΝΑΚΕΣ	823
Ευρετήριο Όρων	831

1

Βασικές Στατιστικές Έννοιες

1.1 Η έννοια της μεταβλητής

Με τον όρο «μεταβλητή» ονομάζουμε κάθε τι το οποίο μεταβάλλεται, ποικίλλει ή παραλλάσσει. Και αυτό το «κάθε τι» μπορεί να είναι ένα χαρακτηριστικό, μια ιδιότητα, μια ικανότητα, ή τέλος ένας παράγοντας που μας ενδιαφέρει στο πλαίσιο της κοινωνικής έρευνας που διεξάγουμε. Στις Κοινωνικές Επιστήμες υπάρχει ολοένα και μεγαλύτερη ανάγκη να μετρήσουμε. Αλλά η μέτρηση χωρίς τη χρήση μεταβλητών, πουθενά, δηλ. σε κανένα ερευνητικό πλαίσιο, δεν είναι δυνατή. Θέλουμε για παράδειγμα, να μετρήσουμε το δείκτη ευφυΐας κάποιων ατόμων, να παρακολουθήσουμε την εξέλιξη ασθενών, να καταγράψουμε τις στάσεις και γενικά την πολιτική συμπεριφορά κάποιων κοινωνικών ομάδων, να αξιολογήσουμε τις ικανότητες κάποιων μαθητευόμενων ατόμων, να μετρήσουμε το χρόνο αντίδρασης σε κάποιο ερέθισμα, να καταγράψουμε τη θέληση του εκλογικού σώματος κτλ. Και όλα αυτά, φυσικά επιβάλλουν να εισαχθούμε σε μια διαδικασία μέτρησης με τη χρήση μεταβλητών.

Πρακτικά, όταν κάνουμε λόγο για μια μεταβλητή, ξεχωρίζουμε σε αυτήν δύο πράγματα: το όνομα και την τιμή της. Για παράδειγμα όταν δηλώνουμε: $V1=3$ είναι σαφές ότι πρόκειται για μια μεταβλητή της οποίας το όνομα είναι $V1$ και η τιμή που τώρα της αποδίδεται, είναι 3.

Οι μεταβλητές έχουν, επομένως, ονόματα και λαμβάνουν τιμές, που όπως θα δούμε παρακάτω, προέρχονται από μια συγκεκριμένη κλίμακα μέτρησης. Ωστόσο, τα ονόματα των μεταβλητών δεν μπορεί να είναι οποιαδήποτε. Υπάρχουν περιορισμοί και μάλιστα στο πλαίσιο του SPSS (που ιδιαίτερα μας ενδιαφέρει), είναι αυστηροί (βλ. επόμενο κεφάλαιο). Από τώρα όμως είναι ανάγκη να επισημάνουμε ότι το όνομα μιας μεταβλητής είναι μια αδιαίρετη, ενιαία

και συμπαγής οντότητα αλφαριθμητικών και αριθμητικών χαρακτήρων, η οποία δεν διακόπτεται από κενά διαστήματα. Στην μαθηματική-υπολογιστική γλώσσα αυτή η οντότητα ονομάζεται ορμανθός, δηλ. αλληλουχία αλφαριθμητικών χαρακτήρων. Για παράδειγμα, μια τέτοια οντότητα αποτελεί το όνομα CAT_REG1. Τη συνέχεια που υπαινίσσεται ο ορμανθός, την εξασφαλίζει στην περίπτωση μας, η κάτω μπάρα, η οποία «συνδέει» κατά κάποιο τρόπο ή για να το πούμε καλύτερα, ανάγει τα δύο μέρη CAT και REG1, σε μια ενιαία ονοματολογική οντότητα που είναι αποδεκτή σαν όνομα μεταβλητής στο υπολογιστικό πλαίσιο του SPSS.

Τι τις χρειαζόμαστε όμως τις μεταβλητές; Και τι ακριβώς μας ενδιαφέρει από αυτές; Μήπως ο τρόπος ή ο ρυθμός με τον οποίο κινούνται ή αλλάζουν τιμές; Ο τρόπος που επηρεάζονται ή αλληλεπιδρούν; Ή μήπως ο βαθμός, η κατεύθυνση συσχέτισής τους ή η ένταση αλληλεξάρτησής τους; Ή τέλος η συνεισφορά τους σε κάποιο στατιστικό μοντέλο για τον επιμερισμό της συνολικής πληροφορίας;

Η απάντηση δεν μπορεί να είναι μονολεκτική. Εξαρτάται από το είδος, την ποιότητα και το βάθος της στατιστικής ανάλυσης που επιχειρούμε. Όσο καλύτερα γνωρίζουμε ένα-ένα από τα παραπάνω, όσο βαθύτερα καταφέρουμε να υπεισέλθουμε στην υφή και στις σχέσεις των εμπλεκομένων στην έρευνά μας μεταβλητών, τόσο πιο πλούσια θα είναι και η πληροφορία στο επίπεδο της Κοινωνικής Επιστήμης που καλλιεργούμε.

1.2 Είδη μεταβλητών

Ανάλογα με το πώς μεταβάλλεται μια μεταβλητή διακρίνεται και το είδος στο οποίο ανήκει. Έτσι, αν μεταβάλλεται από την άποψη της ποιότητας τη διακρίνουμε σε **ποιοτική** (qualitative), ενώ αν μεταβάλλεται από την άποψη της ποσότητας τη διακρίνουμε σε **ποσοτική** (quantitative).

▣▣▣▣ Στις **ποιοτικές μεταβλητές** κατατάσσονται το φύλο, (άνδρας ή γυναίκα), η θρησκεία (Χριστιανός, Μουσουλμάνος, κτλ.), ο τόπος διαμονής (αστικός, ημιαστικός, αγροτικός), η οικογενειακή κατάσταση (έγγαμος, άγαμος, διαζευγμένος, χήρος), το μορφωτικό επίπεδο (απόφοιτος Δημοτικού, Γυμνασίου, Λυκείου, Πανεπιστημίου κτλ.), η πολιτική τοποθέτηση (δεξιά, κέντρο, αριστερά) καθώς και πλήθος άλλων μεταβλητών οι οποίες συγκροτούν κατηγορίες **κατά το δυνατόν** ευδιάκριτες και **οπωσδήποτε** αμοιβαία αποκλειόμενες, αν η μεταβλητή διαθέτει δύο επίπεδα (δихοτομική). Για παρά-

δειγμα, ένας μαθητής ανάλογα με την απόδοσή του *ίσως* γίνει κατορθωτό να ενταχθεί σε μια από τις παρακάτω κατηγορίες (κακός, μέτριος, καλός, άριστος), οι οποίες ούτε σαφείς, κατά την άποψή μας είναι, ούτε βέβαια αμοιβαία αποκλειόμενες αφού είναι πάνω από δύο. Στη διαδρομή του χρόνου ίσως ο «κακός», δεν είναι πια και τόσο «κακός», ή από δοκιμασία σε δοκιμασία ή από μάθημα σε μάθημα, τίποτε δεν αποκλείεται, δηλ. τίποτε δεν είναι δεδομένο ή σαφές αναφορικά με την επίδοσή του, και επομένως η ένταξη ενός τέτοιου ατόμου σε μια κατηγορία, ούτε σαφής, ούτε ακριβής, ούτε δίκαιη, πιθανώς να μην είναι. Σε κάθε περίπτωση κατηγορικής μεταβλητής εξετάζεται ποιος εντάσσει ποιόν, και πού, δηλ. σε ποια κατηγορία, τον εντάσσει. Τελικά, αυτό που απαιτεί η επιστημονική έρευνα είναι η ακρίβεια, αναφορικά με την ένταξη ενός ερευνητικού υποκειμένου, η οποία όταν απουσιάζει εύκολα η έρευνα εκφυλίζεται σε δημοσιογραφία αμφίβολης επιστημονικής αξίας. Να σημειώσουμε τέλος, ότι οι ποιοτικές μεταβλητές λίγη πληροφορία γενικώς «κουβαλάνε» ή είναι σε θέση να μας προσφέρουν, και ακόμη, σε μικρό βαθμό είναι στατιστικώς επεξεργάσιμες, όπως θα δείξουμε στα επόμενα.

- ▣▣▣▣ Στις **ποσοτικές μεταβλητές** κατατάσσονται η ηλικία, το βάρος, το ύψος, το εισόδημα, ο βαθμός ευφυΐας κτλ. Στην περίπτωση των ποσοτικών μεταβλητών αυτό που αναζητούμε επειγόντως είναι **η μονάδα** και μάλιστα **η κατάλληλη** μονάδα μέτρησης. Για παράδειγμα, ένας φοιτητής πήρε 80 μονάδες στα Μαθηματικά και 65 μονάδες στη Βοτανική. Διόλου απίθανο ο συγκεκριμένος φοιτητής να είναι καλύτερος στη Βοτανική. Εξαρτάται από το είδος των χρησιμοποιούμενων μονάδων. Και για να είμαστε πιο ακριβείς το ερώτημα πού είναι καλύτερος ο εν λόγω φοιτητής, θα το απαντήσουμε σωστά μόνο αν ανάγουμε τις μονάδες των Μαθηματικών και της Βοτανικής σε ένα ενιαίο (και άρα αντικειμενικό ως ένα βαθμό) σύστημα μέτρησης. Οι ποσοτικές μεταβλητές διακρίνονται παραπέρα σε **συνεχείς (continuous) και σε διακριτές (discrete)**.
- ▣▣▣▣ Μια **συνεχής ποσοτική μεταβλητή** συνήθως κινείται ανάμεσα σε μια ελάχιστη και σε μια μέγιστη τιμή από το σύνολο των πραγματικών αριθμών (real numbers). Αυτό που τη χαρακτηρίζει «συνεχή» είναι η ικανότητά της να μπορεί να λάβει κάθε τιμή ανάμεσα στην ελάχιστη και στη μέγιστη τιμή της. Για παράδειγμα, το βάρος ενός πειραματόζωου είναι δυνατόν να είναι 2 κιλά, 45 γραμμάρια και 9 χιλιοστά του γραμμαρίου και κτλ.... Άλλο παράδειγμα, η ηλικία ενός μικροβίου στον αέρα μπορεί να είναι 25 δευτερόλεπτα, 0,3 εκατοστά του δευτερολέπτου κτλ.. Με άλλα λόγια, μπορεί να γίνει λόγος

για ατελείωτα δεκαδικά ψηφία και επομένως υπάρχει «συνέχεια» στις τιμές μιας μεταβλητής. Τελειώνοντας με αυτές τις μεταβλητές θα πρέπει να επισημάνουμε κάτι το οποίο, λίγο- πολύ είναι φανερό, από τα προηγούμενα. Δεν υπάρχει μέγιστη ακρίβεια στις μετρήσεις με συνεχείς ποσοτικές μεταβλητές.

- ▣ Αντίθετα με τις συνεχείς, οι **διακριτές ποσοτικές μεταβλητές** δεν «κτενίζουν» όλες τις δυνατές τιμές ανάμεσα σε ένα ελάχιστο και σε μέγιστο, αλλά λαμβάνουν **ορισμένες, διακριτές ή απαριθμητές** τιμές, οι οποίες προκύπτουν από τις μετρήσεις και είναι πάντα ακέραιοι αριθμοί. Για παράδειγμα, μια οικογένεια δεν μπορεί να έχει 2,5 παιδιά. Ωστόσο, ο μέσος όρος για την ελληνική οικογένεια ίσως είναι 1,7 παιδιά!! Στην περίπτωση των διακριτών ποσοτικών μεταβλητών είναι σαφής η ύπαρξη ακρίβειας, σε αντίθεση με της συνεχείς ποσοτικές μεταβλητές. Ένα άλλο παράδειγμα διακριτής μεταβλητής, θα μπορούσε να είναι η μεταβλητή που εκφράζει τον αριθμό των ηλεκτρονίων τα οποία «χωράνε» οι ηλεκτρονικές στοιβάδες στη δομή ενός ατόμου. Από τη Φυσική είναι γνωστό ότι μια συγκεκριμένη ηλεκτρονική στοιβάδα δεν μπορεί να φιλοξενήσει οποιονδήποτε αριθμό ηλεκτρονίων, αλλά έναν αριθμό ο οποίος εξαρτάται από την τάξη της.

Ανάλογα με τη θέση της σε ένα στατιστικό μοντέλο μια μεταβλητή είναι δυνατόν να διακριθεί σε ανεξάρτητη ή εξαρτημένη.

- ▣ Θα χαρακτηρίζουμε μια μεταβλητή ως **ανεξάρτητη** (independent), όταν αυτή έχει εισαχθεί από τον ερευνητή για να εκτιμηθεί η επίδρασή της πάνω σε μια άλλη και σε άλλες μεταβλητές οι οποίες χαρακτηρίζονται ως εξαρτημένες. Με άλλα λόγια, η ανεξάρτητη μεταβλητή αποτελεί την αιτία και η αυτόνομη δράση της επηρεάζει άλλη ή άλλες μεταβλητές. Σε ορισμένα στατιστικά μοντέλα την ανεξάρτητη μεταβλητή τη συναντάμε και με το όνομα **predictor variable**, για το λόγο ότι προϊδεάζει ή προβλέπει την τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.
- ▣ Ανάλογα, θα χαρακτηρίζουμε μια μεταβλητή ως εξαρτημένη (dependent), όταν η τιμή της επηρεάζεται ή προσδιορίζεται από τις μεταβολές που συμβαίνουν στην ανεξάρτητη ή στις ανεξάρτητες μεταβλητές. Με άλλα λόγια, η εξαρτημένη μεταβλητή εκφράζει το αποτέλεσμα της δράσης άλλης ή άλλων μεταβλητών οι οποίες την επηρεάζουν. Σε ορισμένα στατιστικά μοντέλα η εξαρτημένη μεταβλητή απαντάται και με τον όρο response variable (βλ. στατιστική διαδικασία Categorical Regression).

- ▣▣▣▣ *Παράδειγμα:* Ας υποθέσουμε ότι ένας ερευνητής θέλει να διερευνήσει τη σχέση ανάμεσα στην ικανότητα ενός πωλητή να πραγματοποιεί πωλήσεις (από τη μια), και στα χρόνια υπηρεσίας του, στην μόρφωση, στην ηλικία και στην πείρα του (από την άλλη). Θα πρέπει να οικοδομήσει ένα στατιστικό μοντέλο με μία εξαρτημένη και 3 ανεξάρτητες μεταβλητές. Σε αυτό το μοντέλο η εξαρτημένη μεταβλητή θα εκφράζει το βαθμό ικανότητας του πωλητή, ενώ οι ανεξάρτητες μεταβλητές θα αφορούν την ηλικία, τη μόρφωση και την πείρα του. Οι τελευταίες, δηλ. οι ανεξάρτητες μεταβλητές, θα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέψουν την τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής, όταν είναι γνωστή η εξίσωση παλινδρόμησης που προσδιορίζεται από τα δεδομένα της έρευνας.
- ▣▣▣▣ Όταν διεξάγουμε μια έρευνα, εκτός από τις ανεξάρτητες και τις εξαρτημένες μεταβλητές, εκτός δηλ. από εκείνες που επηρεάζουν και εκείνες που επηρεάζονται, και που κατά κάποιο τρόπο είναι ‘ορατές’, υπάρχουν και άλλες ‘αόρατες’ μεταβλητές, που υπεισέρχονται στην έρευνα, την επηρεάζουν προς τη μια ή την άλλη κατεύθυνση, αλλά πιθανά δεν είναι συχνά εύκολο να εντοπισθούν, να απομονωθούν ή να ελεγχθούν. Αυτές οι μεταβλητές ονομάζονται στην ελληνική βιβλιογραφία *παρασιτικές ή αστάθμητες μεταβλητές*, ενώ στη διεθνή βιβλιογραφία αποδίδονται με τον όρο *confounding variables*. Είναι όλοι εκείνοι οι παράγοντες που στο πλαίσιο μιας έρευνας έχουν ‘υπόγεια’, γενικά μη ελέγξιμη, αλλά κάποτε όμως καταλυτική δράση. Ας δούμε ένα παράδειγμα. Υποθέτουμε ότι θέλουμε να μετρήσουμε την απόδοση μιας συγκεκριμένης ομάδας φοιτητών σε κάποιο μάθημα. Αν η εξέταση έγινε το πρωί ή αργά το απόγευμα, αυτό είναι ένας παράγων ο οποίος προφανώς επηρέασε την απόδοση των φοιτητών. Αν η αίθουσα ήταν παγωμένη, δηλ. χωρίς θέρμανση ή τα θέματα δόθηκαν με αρκετή καθυστέρηση, ή οι φοιτητές ήταν κουρασμένοι από τις εξετάσεις προηγούμενων μαθημάτων, αν αντίθετα όλες οι προηγούμενες συνθήκες ήταν καλές έως ιδανικές, προφανώς όλοι αυτοί είναι λίγο ως πολύ αστάθμητοι παράγοντες οι οποίοι όμως προφανώς επηρέασαν την απόδοση των φοιτητών.

Όταν διεξάγεται μια Κοινωνική Έρευνα, συχνά δεν είμαστε βέβαιοι για τις τιμές που μπορεί να πάρει μια συγκεκριμένη μεταβλητή. Αυτό εκ πρώτης όψεως φαίνεται παράδοξο, αλλά γίνεται σαφές από το εξής παράδειγμα: Ας υποθέσουμε ότι είναι στόχος μας να προσδιορίσουμε τον αριθμό των εισακτέων στο Πανεπιστήμιο Κρήτης κάθε χρόνο. Θεωρητικά αυτός ο αριθμός, μπορεί να είναι από μηδέν μέχρι άπειρο. Αν ορίσουμε λοιπόν μια μεταβλητή με το όνομα

EIS, αυτή είναι φυσικά μια ποσοτική διακριτή μεταβλητή, τις τιμές της οποίας όμως δεν μπορούμε επακριβώς να προσδιορίσουμε από την αρχή, από ΠΡΙΝ ! Και λέμε από ΠΡΙΝ, διότι κάθε χρόνο, δεν είναι γνωστή η βούληση του Υπουργείου Παιδείας ή καλύτερα η πολιτική βούληση της συντεταγμένης Πολιτείας, δεν είναι γνωστές οι ανάγκες της αγοράς εργασίας ή οι δυνατότητες των διάφορων Τμημάτων του Πανεπιστημίου Κρήτης να εκπαιδεύσουν ένα μεγαλύτερο ή μικρότερο αριθμό φοιτητών, και επομένως, μόνο εκτιμήσεις πιθανότητας θα μπορούσαμε να κάνουμε για τις τιμές που θα μπορούσε να λάβει η παραπάνω μεταβλητή. Έτσι,

- ▣ Θα λέμε **τυχαία μεταβλητή** (random variable), τη μεταβλητή της οποίας οι τιμές δεν μπορούν να προσδιορισθούν με ακρίβεια, αλλά μέσω μιας διαδικασίας στην οποία σε κάθε τιμή της μεταβλητής αντιστοιχεί μια τιμή πιθανότητας.
- ▣ Ανάλογα, θα λέμε **μη τυχαία¹ μεταβλητή** (fixed variable), τη μεταβλητή της οποίας οι τιμές μπορούν με ακρίβεια να προσδιοριστούν πριν από τη μέτρησή τους. Για παράδειγμα, η ταχύτητα ενός αυτοκινήτου το οποίο κινείται με σταθερή² επιτάχυνση είναι γνωστή ανά πάσα στιγμή από γνωστούς μαθηματικούς τύπους. Επομένως, δεν χρειάζεται καν να τη μετρήσουμε σε κανένα σημείο της διαδρομής του αυτοκινήτου ή σε κάποιες καθορισμένες χρονικές στιγμές, οπότε η αντίστοιχη μεταβλητή μπορεί να λάβει (τελείως) προκαθορισμένες τιμές.

1.3 Τι εννοούμε με τον όρο παρατηρησιακή μονάδα

Αυτό που παρατηρούμε, ως ερευνητές, μέσα σε μια έρευνα, είναι δυνατόν να είναι ένας άνθρωπος, ένα μικρόβιο, ένα πειραματόζωο, ένα πολιτικό υποκείμενο, ένας ασθενής, ένα μαθητευόμενο άτομο, ένα φυτό, ένας αθλητής ή ένα βρέφος. Όλα αυτά ονομάζονται **παρατηρησιακές μονάδες**, διότι οι επιδόσεις τους (σκόρ), ως προς κάποιο χαρακτηριστικό ή ιδιότητά τους, είναι αυτό που ενδιαφέρει την έρευνά μας.

-
1. Στη διεθνή βιβλιογραφία, σπάνια συναντά κανείς την μη τυχαία μεταβλητή με τον όρο non random variable, ενώ συχνότατα ή κατά κόρον τη συναντά με τον όρο fixed variable.
 2. Εννοούμε σταθερή διανυσματικά δηλαδή κατά μέτρο, διεύθυνση και φορά.

1.4 Πληθυσμός και Δείγμα

Οι οπαδοί μιας ποδοσφαιρικής ομάδας, οι πάσχοντες από μεσογειακή αναιμία, οι πιστοί μιας ενός θρησκευτικού δόγματος, οι καπνιστές, το γυναικείο φύλο, το ανδρικό φύλο, οι μαθητές μιας συγκεκριμένης εκπαιδευτικής βαθμίδας, οι έλληνες αρσιβαρίστες, οι οπαδοί μιας συγκεκριμένης πολιτικής παράταξης, οι δίδυμοι σε όλο τον κόσμο, τα βρέφη μέχρι 6 μηνών, κ.τ.λ. προφανώς συγκροτούν συγκεκριμένες πληθυσμιακές ομάδες, δηλ. **πληθυσμούς** λιγότερο ή περισσότερο προσδιορισίμους σε ό,τι αφορά το μέγεθός τους, δηλ. τον ακριβή αριθμό των μελών τους.

Ωστόσο, αυστηρά μιλώντας, θα λέγαμε ότι δεν είναι δυνατόν να υπάρξει ορισμός για τον πληθυσμό, ούτε για το δείγμα, αν προηγουμένως δεν ξεκαθαρίσουμε πιο πράγμα μας ενδιαφέρει να μελετήσουμε. Αυτό είναι το πρώτο μας μέλημα, σε μια έρευνα. Δηλ. να καθορίσουμε **τι θέλουμε να μελετήσουμε**. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να μελετήσουμε την συμπεριφορά του εκλογικού σώματος στη Β' περιφέρεια Αθηνών, τότε όλοι οι πολίτες αυτής της περιφέρειας άνω των 18 ετών, συγκροτούν ένα πληθυσμό. Αλλά όλους αυτούς τους πολίτες είναι αδύνατον να τους παρατηρήσουμε, να τους ρωτήσουμε και τελικά να καταγράψουμε τις πολιτικές τους στάσεις, προθέσεις και συμπεριφορές. Γι' αυτό είναι ανάγκη να πάρουμε από αυτούς ένα δείγμα. Ένα δείγμα όμως που να τους αντιπροσωπεύει και το οποίο θα έχει ληφθεί, οπωσδήποτε με τυχαίο τρόπο. Αυτό το δείγμα, προφανώς είναι δυνατόν να το παρατηρήσουμε και να το εξετάσουμε διεξοδικά και εξονυχιστικά, διότι κάτι τέτοιο μας επιτρέπει το σχετικά μικρό του μέγεθος.

Αντικειμενικός σκοπός μας, είναι να προβούμε σε συμπεράσματα για την **ευρύτερη** ομάδα των ατόμων της έρευνάς μας (πληθυσμός), την οποία έτσι κι αλλιώς δεν μπορούμε να παρατηρήσουμε και να ελέγξουμε, μελετώντας, παρατηρώντας και ελέγχοντας, τη **στενότερη** ομάδα των ατόμων που ενδιαφέρει την έρευνά μας (δείγμα). Με απλά λόγια, όλα όσα θα παρατηρήσουμε, θα καταγράψουμε και θα μετρήσουμε στο δείγμα, θα θέλαμε να αποδοθούν ως χαρακτηριστικά και ιδιότητες του υπό μελέτη πληθυσμού, ο οποίος στην περίπτωση μας είναι όλοι οι ψηφοφόροι της Β' Αθηνών. Τελικά, τα πορίσματα της έρευνας, οι ισχυρισμοί και οι αιτιάσεις που θα διατυπωθούν μέσα από αυτήν, ενώ θα έχουν εξαχθεί από τη μελέτη του δείγματος, θα αφορούν τον πληθυσμό! Όμως, πως είναι δυνατόν να πετύχουμε κάτι τέτοιο; Να μιλήσουμε δηλ. στο όνομα ενός πληθυσμού, ο οποίος σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί να είναι υπερβολι-

κά ευρύς ή άπειρος³, όπως για παράδειγμα οι πολίτες της Ευρωπαϊκής Ένωσης, βασιζόμενοι στις παρατηρήσεις ενός, ενίοτε πολύ μικρού, δείγματος; Και με την ευκαιρία, **πόσο μεγάλο** θα πρέπει να είναι αυτό το δείγμα και πόσο είναι το σφάλμα της μέτρησής μας με αυτό το συγκεκριμένο μέγεθος δείγματος;

Δεν υπάρχει κανένας λόγος ανησυχίας. Η επιστήμη της Στατιστικής έχει την απάντηση σε κάθε περίπτωση, αρκεί να ακολουθήσουμε αυστηρά τους κανόνες και τη δεοντολογία της. Οι στατιστικομαθηματικές τεχνικές, που θα αναπτύξουμε λεπτομερώς στα επόμενα, αναλαμβάνουν **το 'πέρασμα' από το δείγμα στον πληθυσμό** και προσδιορίζουν με ακρίβεια το πιθανό σφάλμα των μετρήσεών μας. Ωστόσο είναι ανάγκη να επισημάνουμε τα εξής:

- ▣ Το δείγμα θα πρέπει να είναι τυχαίο, πράγμα που σημαίνει ότι κάθε στοιχείο (παρατηρησιακή μονάδα) του πληθυσμού, θα πρέπει να έχει ίσες δυνατότητες (πιθανότητα) να συμπεριληφθεί στο δείγμα. Με άλλα λόγια, η επιλογή ενός στοιχείου του πληθυσμού, είναι ανεξάρτητη από την επιλογή ενός άλλου στοιχείου του πληθυσμού.
- ▣ Το δείγμα θα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικό, που σημαίνει ότι το δείγμα θα πρέπει να έχει τα χαρακτηριστικά και τις ιδιότητες του πληθυσμού από τον οποίο προέρχεται. Κι αυτό εξασφαλίζεται στην περίπτωση που έχει επιλεγεί στη βάση των επιστημονικών μεθόδων δειγματοληψίας.
- ▣ Ο πληθυσμός θα πρέπει να καθορίζεται στην αρχή της κάθε έρευνας με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια. Μόνο τότε, είναι δυνατή η επιλογή αντιπροσωπευτικού δείγματος.

Κάθε συγκεκριμένος τρόπος λήψης ενός δείγματος συνιστά και μια τεχνική δειγματοληψίας, δηλ. μια επιστημονική μέθοδο συγκρότησης του δείγματός μας από ένα καθορισμένο πληθυσμό. Στις Κοινωνικές Επιστήμες συνήθως χρησιμοποιούνται πέντε⁴ τεχνικές δειγματοληψίας ίσων, όπως λέγεται, πιθανοτήτων:

- α) η απλή τυχαία δειγματοληψία,
- β) η συστηματική δειγματοληψία,
- γ) η δειγματοληψία κατά στρώματα,
- δ) η δειγματοληψία κατά ομάδες, και τέλος,

3. Εννοούμε εδώ ότι ο πληθυσμός είναι τόσο μεγάλος και τόσο δύσκολα καθορίσιμος, ώστε να χαρακτηρίζεται, χωρίς μεγάλη προσέγγιση, άπειρος.

4. Στο πλαίσιο του παρόντος εγχειριδίου αναπτύσσουμε, για εννόητους λόγους, μόνο μία τεχνική δειγματοληψίας: την απλή τυχαία δειγματοληψία (βλ. Κεφ. 9).

3.12 Bootstrapping

Γενικά, το Bootstrapping, είναι μια μέθοδος παραγωγής στιβαρών, ανθεκτικών, σθεναρών εκτιμήσεων (robust estimates), τυπικών σφαλμάτων και διαστημάτων εμπιστοσύνης, για δείκτες όπως ο μέσος όρος, η διάμεσος, η αναλογία, οι odds λόγοι, οι συντελεστές συσχέτισης ή οι συντελεστές παλινδρόμησης. Ακόμη, το Bootstrapping μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην κατασκευή υποθέσεων ελέγχου.

Αλλά πριν απ' όλα, το Bootstrapping, είναι μια ιδιαίτερα χρήσιμη μέθοδος, όταν δεν τα καταφέρνουν οι κλασικές παραμετρικές στατιστικές μέθοδοι. Με άλλα λόγια, το Bootstrapping, προβάλλει σαν μια εναλλακτική και πιθανοθεωρητικά καλή και ακριβής λύση, όταν δεν ικανοποιούνται οι παραδοχές εφαρμογής των παραμετρικών μεθόδων. Αμέσως παρακάτω παραθέτουμε Παραδείγματα, στα οποία ενδείκνυται ισχυρά η χρήση Bootstrapping:

- ▣ Στην περίπτωση των Regression Models, όπως θα δούμε στα κεφάλαια 14 και 15 του παρόντος, , όταν παραβιάζεται η παραδοχή της ομοσκεδαστικότητας για τα residuals που αδυνατούν να προσαρμοστούν στα μικρά δείγματα, που συνήθως διαθέτουμε.
- ▣ Στην περιπτώσεις όπου το παραμετρικό συμπέρασμα ή δεν μπορεί να εξαχθεί, ή απαιτεί πολύπλοκες φόρμουλες, για να στηρίξει τον υπολογισμό των τυπικών σφαλμάτων, όπως για παράδειγμα, στην περίπτωση του υπολογισμού των διαστημάτων εμπιστοσύνης για τα τεταρτημόρια (quartiles), τα εκατοστημόρια (percentiles), ή τέλος για τη διάμεσο (median).

Ορισμός I

Θα λέμε Bootstrapping, την προσομειωτική εκείνη μέθοδο (simulation method), η οποία εντάσσεται στο πλαίσιο της Στατιστικής Συμπερασματολογίας, και η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μελετήσει τη μεταβλητότητα των εκτιμώμενων χαρακτηριστικών μιας κατανομής πιθανότητας, σε ένα σύνολο παρατηρήσεων (data set).

Ορισμός II

Θα λέμε Bootstrapping, την τεχνική εκείνη με την οποία μπορούμε να εκτιμήσουμε την δειγματική κατανομή μιας στατιστικής, μιας παραμέτρου, όπως για παράδειγμα ο μέσος όρος, με τη λήψη επαναληπτικών δειγμάτων, δηλ. δειγμάτων με επανάθεση, από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων (data set).

Ορισμός III

Θα λέμε Bootstrapping, τη στατιστική εκείνη διαδικασία με την οποία, δημιουργούνται στατιστικές-παραμέτροι, μέσα από ένα πολύ μεγάλο αριθμό αντικαταστάσεων, με δείγματα που συγκροτήθηκαν με επανατοποθέτηση από ένα συγκεκριμένο δείγμα.

Ορισμός IV

Θα λέμε Bootstrapping τη στατιστική εκείνη διαδικασία, με τη βοήθεια της οποίας δημιουργούμε τη δειγματοληπτική κατανομή μιας στατιστικής παραμέτρου, όπως για παράδειγμα, ο μέσος όρος, λαμβάνοντας επαναληπτικά δείγματα από ένα δεδομένο⁷ data set. Ας υποθέσουμε, για παράδειγμα ότι, αυτή η στατιστική παράμετρος, με άλλα λόγια, η παράμετρος ενδιαφέροντος, είναι ο μέσος όρος.

Η διαδικασία Bootstrapping⁸ προσφέρει διαστήματα εμπιστοσύνης (confidence intervals, για τις παραμέτρους που προαναφέρθηκαν, σε καταστάσεις όπου κάτι τέτοιο ήταν δύσκολο ή αδύνατο να γίνει με το συνηθισμένο τρόπο. Η βασική ιδέα της διαδικασίας, περιλαμβάνει δειγματοληψία με επανάθεση, για να παραχθούν τυχαία δείγματα μεγέθους n , από τα πρωταρχικά δεδομένα x_1, x_2, \dots, x_n . Κάθε ένα από τα τυχαία αυτά δείγματα, είναι bootstrap δείγμα, και κάθε ένα από αυτά, μας προσφέρει μια εκτίμηση, για την παράμετρο ενδιαφέροντος. Επαναλαμβάνοντας πάρα πολλές φορές, αυτή τη διαδικασία παραγωγής bootstrap δειγμάτων, λαμβάνουμε την αναγκαία πληροφορία, για τη μεταβλητότητα

7. Αυτό το συγκεκριμένο data set, μπορούμε να το θεωρήσουμε σαν τον πληθυσμό, από τον οποίο λαμβάνονται μικρότερα δείγματα.

8. Ο όρος Bootstrap προήλθε από τη φράση 'to pull oneself up by one's bootstraps' (βλ. Everitt, 2010, 'The Cambridge Dictionary of Statistics', fourth edition, CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS.

του εκτιμητή, και επίσης λαμβάνουμε για παράδειγμα, ένα περίπου 95% διάστημα εμπιστοσύνης το οποίο μπορεί να παραχθεί από τα ποσοστημόρια (quantiles) 2,5 % και 97%.

Ας δώσουμε τώρα, ένα χειροπιαστό παράδειγμα, στο πλαίσιο του SPSS, για να διαπιστώσουμε με ποιο τρόπο δουλεύει το Bootstrapping. Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα data set με 6 παρατηρήσεις (cases), και έστω ότι θέλουμε να έχουμε εκτίμηση, για την παράμετρο-στατιστική, του μέσου όρου. Ζητάμε δηλ. να μας ενημερώσει το SPSS, με αυτό το data set των 6 περιπτώσεων που διαθέτουμε, πώς θα κινηθεί ο μέσος όρος, δηλ. ποια θα είναι η μεταβλητότητά του (ποια είναι η ελάχιστη και η μέγιστη τιμή του μέσα σε ένα διάστημα εμπιστοσύνης, ας πούμε 95%, με πιθανότητα να συλλάβουμε δηλ. αυτό το μέσο όρο 95%). Και έστω ότι παραγγέλλουμε στο SPSS να εκτελέσει διαδικασία Bootstrapping, με 1000 Bootstrapping δείγματα, των 6 cases. Τότε, το SPSS θα συγκροτήσει 1000 τυχαία δείγματα, μεγέθους 6, και θα τα αντλήσει όλα, από το αρχικά δεδομένο data set, των 6 περιπτώσεων. Η συγκρότηση ενός τυχαίου Bootstrapping δείγματος μεγέθους 6, **ίσως** να είναι η εξής:

- Η case 1 να περιληφθεί 2 φορές,
- η case 2 περιληφθεί 1 φορά,
- η case 3 να περιληφθεί 2 φορές,
- η case 4 περιληφθεί 1 φορά,
- η case 5 καμία φορά,
- και η case 6 καμία φορά.

Σύνολο $2+1+2+1+0+0=6$ cases.

Παρόμοια, σε ένα άλλο bootstrapping δείγμα, μπορεί να έχουμε μια άλλη συγκρότηση κ.τ.λ.

Επομένως, ο μέσος όρος που ζητήσαμε, θα εκτιμηθεί 1000 φορές. Πάραυτα, θα έχουμε πληροφορίες, για να σχηματίσουμε αμέσως, τη δειγματική του κατανομή. Σε αυτήν, θα αναγνωρίσουμε άμεσα την ελάχιστη και τη μέγιστη τιμή του, και φυσικά το διάστημα εμπιστοσύνης.

3.13 Η διαμόρφωση των δεικτών κεντρικής τάσης και των ποσοστών στο πλαίσιο Bootstrapping

Σε αυτή την παράγραφο, θα προσπαθήσουμε να ανιχνεύσουμε τα πιθανοθεωρητικά όρια των δεικτών κεντρικής τάσης, μεταβλητότητας, κυρτότητας καθώς

επίσης και των ποσοστημορίων, μέσω της διαδικασίας Bootstrapping. Από τη θεωρητική ανάλυση που προηγήθηκε, στην προηγούμενη παράγραφο, έγινε σαφές πως το Bootstrapping είναι μια διαδικασία προσομοίωσης, η οποία ωστόσο, είναι ‘εσωστρεφούς’ χαρακτήρα. Με άλλα λόγια, το Bootstrapping ψάχνει αποκλειστικά, σε αντίθεση με τις προσομοιωτικές μεθόδους Monte Carlo και Exact, στο εσωτερικό του δείγματος. Στήνει ‘σενάρια’, αλλάζει αριθμούς, μετέρχεται δειγματοληπτικές δομές, ακολουθώντας βέβαια, κάποιο μαθηματικό αλγόριθμο, αλλά πάντα στα στενά, ενίοτε, όρια, του δείγματος. Αυτή όμως η αναζήτηση, αυτό το ‘ψάξιμο’, μας φέρνει εγγύτερα στη φύση των δεδομένων μας, κομίζει πληροφορίες για την εσωτερική δομή του δείγματός μας, για τη δυναμική που μπορεί να αναπτύξει, μα και για τις ανεπάρκειες και τις αδύναμες όψεις του. Κυριολεκτικά, οι Bootstrapping αλγόριθμοι, ψάχνουν τα ‘εθώψυχα’ του δείγματός μας, και μας εφοδιάζουν με πολύτιμες πληροφορίες για την παραπέρα εξέλιξη της ερευνητικής μας δουλειάς.

Εμείς θα λάβουμε ξανά το παράδειγμα των 15 φοιτητών/τριών του Καθηγητή Παπαδάκη, για να δούμε μέχρι πού⁹, ο τελευταίος, μπορεί να είναι απλόχερος, φειδωλός ή ψύχραιμος, στη βαθμολογική του συμπεριφορά.

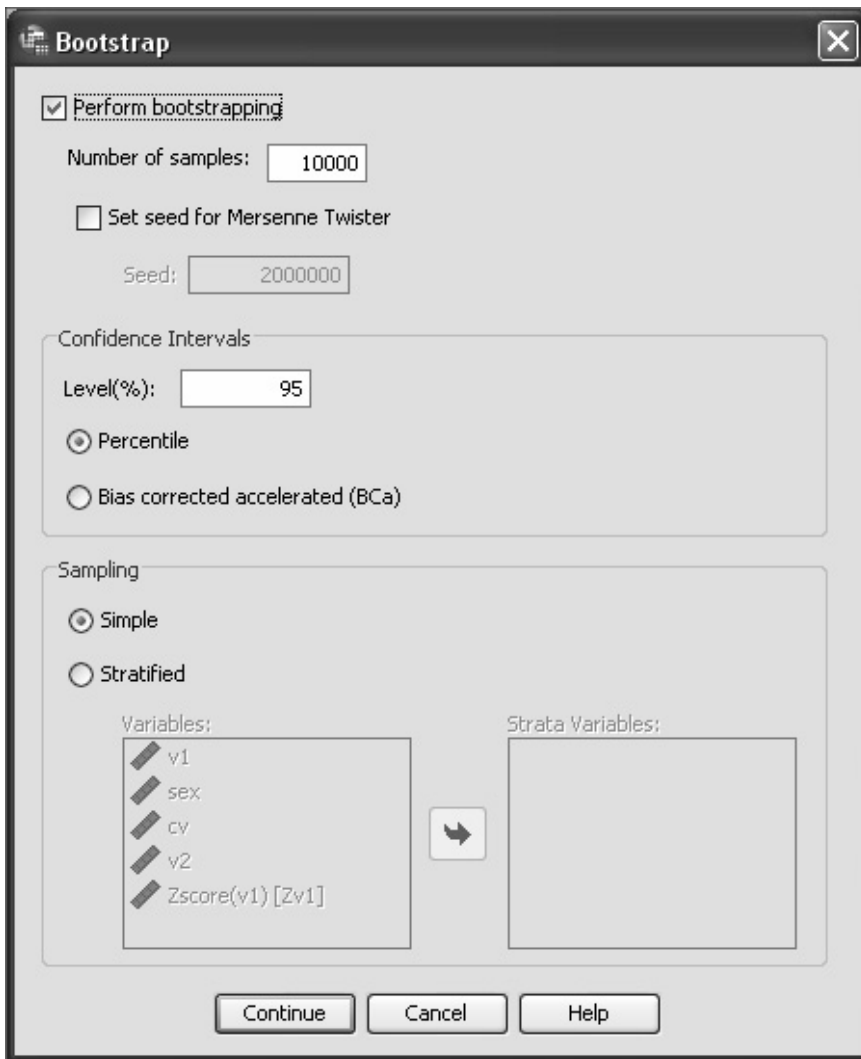
Με ανοικτό λοιπόν το αρχείο paradakis.sav, αφού ακολουθήσουμε τη γνωστή διαδρομή:

► Analyze → Descriptive → Frequencies (κλικ), στο παράθυρο που ανεβαίνει, κάνουμε κλικ στο πλαίσιο Bootstrap... (βλ. Σχ.3.32.).

Στο παράθυρο του Σχ. 2.32 πραγματοποιούμε τις εξής δράσεις:

- ▣► Επιλέγουμε με κλικ, την ένδειξη Perform bootstrapping,
- ▣► Στην ένδειξη Number of samples πληκτρολογούμε 10.000 διότι θέλουμε το πρόγραμμα να μετέλθει 10.000 υποθετικά δείγματα, μεγέθους $n=15$.
- ▣► Επιλέγουμε με κλικ την ένδειξη, percentile, και αφήνουμε στο 95% το διάστημα εμπιστοσύνης.
- ▣► Κλικ στο Continue, και επιτέλους, απογειώνουμε το Bootstrapping αεροπλάνο, με κλικ στο OK.

9. ‘Θα σου πω όταν δω μέχρι πού μ’ αγαπάς...’ λέει και το τραγούδι που ερμηνεύει ο Κώστας Μακεδόνας, στην τηλεοπτική σειρά ‘Μη μου λες αντίο’...



Σχ. 3.32

3.14 Τα αποτελέσματα του Bootstrapping

Ο Πίνακας 3.9 περιλαμβάνει το ποσό της μεροληψίας (bias) για τους δείκτες, κεντρικής τάσης, μεταβλητότητας-διασποράς, κυρτότητας, ποσοστημορίων, κ.τ.λ., καθώς επίσης και τα κατώτατα και ανώτερα όρια, αυτών των δεικτών, σε δεδομένο διάστημα εμπιστοσύνης (εδώ 95%).

Πίνακας 3.9 *Statistics for vl*

		Statistic	Bootstrap ^(a)			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	15	0	0	15	15
	Missing	0	0	0	0	0
Mean		6,80	,00	,39	6,07	7,60
Std. Error of Mean		,405				
Median		7,00	-,20	,47	6,00	8,00
Mode		7				
Std. Deviation		1,568	-,083	,273	,941	1,995
Variance		2,457	-,179	,811	,886	3,981
Skewness		,252	-,068	,521	-,919	1,178
Std. Error of Skewness		,580				
Kurtosis		,165	-,092	1,044	-1,351	2,625
Std. Error of Kurtosis		1,121				
Range		6				
Minimum		4				
Maximum		10				
Percentiles	7	4,12	,34	,54	4,00	6,00
	25	6,00	-,28	,64	5,00	7,00
	50	7,00	-,20	,47	6,00	8,00
	75	8,00	-,27	,72	7,00	9,00

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 10000 bootstrap samples.

► Μέσος όρος (mean). Αν αφαιρέσουμε¹⁰ από την τιμή του (6,80 μονάδες),

10. Δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι πάντα ισχύει Bias= Bootstrapping value- Observed value. Δηλ. αν αφαιρέσουμε από την τιμή που μας δίνει η διαδικασία bootstrapping, την τιμή που μας δίνει η διαδικασία Frequencies, για το μέσο όρο, θα λάβουμε το ποσό της μεροληψίας (bias).

την τιμή που του δίνει το Bootstrapping, θα βρούμε μηδενικό υπόλοιπο. Αυτό σημαίνει ότι το Bootstrapping, ούτε μικρότερη, ούτε μεγαλύτερη τιμή δίνει σε αυτό το δείκτη, αν βέβαια λάβουμε από το δείγμα μας (που είναι μεγέθους $n=15$), 10.000 υποθετικά (bootstrap) δείγματα. Παρόμοια, αν λάβουμε από το δείγμα μας 1.000 μόνον υποθετικά δείγματα, το Bootstrapping εμφανίζει την τιμή του μέσου όρου μικρότερη κατά 0,01. Ακόμη, ο μέσος όρος να εμφανίζει ένα τυπικό σφάλμα, της τάξης των 0,39 μονάδων, αν τα υποθετικά δείγματα του Bootstrapping, είναι 10.000, ενώ αν τα υποθετικά δείγματα είναι 1000, το τυπικό σφάλμα του μέσου όρου, είναι 0,37 μονάδες (βλ. Πίνακας 3.11). Τέλος, το Bootstrapping εκτιμά, κατώτερη και ανώτερη τιμή, για το μέσο όρο, 15 μονάδων, αν τα bootstrapping δείγματα είναι 10.000 και το διάστημα εμπιστοσύνης 95%, ενώ αν τα bootstrapping δείγματα είναι μόνο 1.000, οι τιμές είναι 6,07 και 7,60, αντίστοιχα.

Παρόμοια σχόλια μπορούμε να κάνουμε για τους υπόλοιπους δείκτες, St. Deviation, Skewness, κτλ. Θα σταθούμε για λίγο, στα ποσοστημόρια (percentiles).

► Στο τέλος του Πίνακα 3.9 παρατίθενται τιμές bootstrapping για 4 εκατοστημόρια. Θα σχολιάσουμε μόνο το ποσοστημόριο P_7 . Να θυμηθούμε ότι P_7 σημαίνει, να βρούμε (όταν παρατάξουμε κατά αύξουσα σειρά, από τα αριστερά προς τα δεξιά, τις τιμές-βαθμούς του δείγματός μας), εκείνη την τιμή από την οποία και κάτω, αποκόπτεται το 7% του συνόλου των τιμών του δείγματός μας. Αυτή η τιμή είναι 4,12 μονάδες. Έτσι μας τη δίνει, η διαδικασία Frequencies. Και είναι η τιμή που αποκόπτεται το 7% των παρατηρήσεών μας. Αντίστοιχα, το Bootstrapping, την εμφανίζει μεγαλύτερη κατά 0,34 μονάδες. Επίσης, για την ίδια τιμή 4,12, παρατηρούμε τυπικό σφάλμα 0,54 μονάδων, σε διάστημα εμπιστοσύνης 95%. Τέλος, το Bootstrapping εμφανίζει για την ίδια τιμή κατώτερο όριο 4 μονάδες, ανώτερο όριο 6 μονάδες, σε διάστημα εμπιστοσύνης 95% και όταν τα υποθετικά δείγματα είναι 10.000, όπως άλλωστε λέει και η υποσημείωση του Πίνακα 3.9.

Ο Πίνακας 3.10, μας πληροφορεί μέχρι πού μπορεί να κινηθεί ο θυμός, ή η εκδίκηση, η απλοχεριά, ή η καλοσύνη, ή τέλος, η μεροληψία ή η τρέλα, του Καθηγητή Παπαδάκη: Ο Καθηγητής¹¹ έβαλε ένα και μοναδικό 4 το οποίο, θα

11. Ας μην τρελαθούμε...!! Αυτές οι ιδιότητες του Καθηγητή Παπαδάκη, δεν είναι δικές του. Τις προσάπτει σ'εκείνον, το τρομερό Bootstrapping, που συχνά μοιράζει την τρίχα στα δύο...! Το λογοπαίγνιο εδώ, έχει την έννοια της εξαύλωσης του φόβου των Μαθηματικών, που συχνότατα κατατρύχει τους Κοινωνικούς Επιστήμονες.

μπορούσε, με πιθανότητα 95%, να είναι 5 (αφού Bias=-1), και στην ακραία περίπτωση θυμού να ήταν 0, ή στην περίπτωση απλοχεριάς που κινείται πέρα από κάθε λογική, να ήταν 20(!), με το άριστα στο Πανεπιστήμιο να είναι 10!! Επίσης, στο ίδιο Πίνακα 3.10, και για τον ίδιο βαθμό, το 4, παρατηρούμε ένα τεράστιο¹² τυπικό σφάλμα 6,5 μονάδων, πλήρως ενταγμένο στη λογική που αναπτύχθηκε παραπάνω, για το ανώτερο και κατώτερο όριο του βαθμού 4.

Πίνακας 3.10 Percentages for v1

	Fre- quency	Percent	Valid Per- cent	Cumulative Percent	Bootstrap for Percent ^(a)				
					Bias	Std. Error	95% Confi- dence Interval		
							Lower	Upper	
Valid	4	1	6,7	6,7	6,7	-,1	6,5	,0	20,0
	5	2	13,3	13,3	20,0	,1	8,8	,0	33,3
	6	3	20,0	20,0	40,0	,1	10,3	,0	40,0
	7	5	33,3	33,3	73,3	,1	12,3	13,3	60,0
	8	2	13,3	13,3	86,7	-,1	8,7	,0	33,3
	9	1	6,7	6,7	93,3	,0	6,5	,0	20,0
	10	1	6,7	6,7	100,0	-,1	6,4	,0	20,0
	Total	15	100,0	100,0		,0	,0	100,0	100,0

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 10000 bootstrap samples.

Ο Πίνακας 3.11, όπως προαναγγείλαμε, κάνει λόγο για τα ίδια ακριβώς στατιστικά μεγέθη που αναφέρει ο Πίνακας 3.9, με μόνη διαφορά τον μικρότερο αριθμό Bootstrapping δειγμάτων (1000), όπως λέει και η υποσημείωσή του. Οπωσδήποτε, όσο μικραίνει ο αριθμός των Bootstrapping δειγμάτων, έχουμε και μεγαλύτερες εκπτώσεις στο επίπεδο της ακρίβειας. Επομένως, αυξάνουμε κατά το δυνατόν, τον αριθμό αυτών των δειγμάτων, χωρίς ωστόσο να περιμένουμε και πολύ την απάντηση του H/Y. Είναι προφανές, ότι δεν είναι έξυπνο να θέτουμε ιδιαίτερα μεγάλο αριθμό Bootstrapping δειγμάτων, (για παράδειγμα 1

12. Λέμε 'τεράστιο' τυπικό σφάλμα, γιατί ολόκληρη η βαθμολογική κλίμακα μέτρησης στο Πανεπιστήμιο, έχει εύρος 10 μονάδων !

εκατ.), όταν δεν επιθυμούμε μεγάλη ακρίβεια στο επίπεδο των αποτελεσμάτων, κι όταν, δεν έχουμε H/Y μεγάλης υπολογιστικής ισχύος, ή τέλος, όταν δεν έχουμε χρόνο να περιμένουμε την απάντηση του ηλεκτρονικού μας υπολογιστή, ο οποίος κάποτε μπορεί να ‘τρέχει’ ολόκληρες ... ημέρες.

Πίνακας 3.11 *Statistics for VI*

		Statistic	Bootstrap ^(a)			
			Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
					Lower	Upper
N	Valid	15	0	0	15	15
	Missing	0	0	0	0	0
Mean		6,80	-,01	,37	6,07	7,60
Std. Error of Mean		,405				
Median		7,00	-,19	,47	6,00	8,00
Mode		7				
Std. Deviation		1,568	-,067	,284	,915	2,023
Variance		2,457	-,125	,845	,838	4,095
Skewness		,252	-,051	,514	-,837	1,202
Std. Error of Skewness		,580				
Kurtosis		,165	-,087	1,034	-1,293	2,720
Std. Error of Kurtosis		1,121				
Range		6				
Minimum		4				
Maximum		10				
Percentiles	7	4,12	,32	,54	4,00	6,00
	25	6,00	-,31	,65	5,00	7,00
	50	7,00	-,19	,47	6,00	8,00
	75	8,00	-,29	,70	7,00	9,00

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 1000 bootstrap samples

10.11 Ο δείκτης RISK στο πλαίσιο της διαδικασίας CROSSTABS και του Bootstrapping

Σε αυτή την παράγραφο, θα αναπτύξουμε ένα σημαντικό στατιστικό δείκτη που χρησιμοποιείται συχνότατα στην Ιατρική Έρευνα, και διερευνά τη σχέση δυο διχοτομικών μεταβλητών, από τις οποίες η μία ονομάζεται *Risk Factor* (ανεξάρτητη μεταβλητή), ενώ η άλλη μεταβλητή (εξαρτημένη), αναφέρεται στην εμφάνιση ενός συμβάντος, χαρακτηριστικού, ιδιότητας ή γεγονότος, το οποίο μας ενδιαφέρει.

Πριν ξεκινήσουμε τη διαδικασία **CROSSTABS**, μέσα στην οποία είδαμε να εκτιμάται και ο δείκτης χ^2 , (βλ. προηγούμενες παραγράφους), θα θέλαμε να αναφερθούμε στις ερευνητικές περιπτώσεις που απαντάται αυτός ο στατιστικός δείκτης, ο δείκτης *Risk*, και να ξεκαθαρίσουμε το νοηματικό περιεχόμενο των εμπλεκόμενων, σχετικά, στατιστικών όρων.

- ♦ Στις ονομαζόμενες **Cohort Studies**, όπου ερευνητικά παρακολουθούμε δύο ομάδες ατόμων, η μία από τις οποίες περιλαμβάνει παράγοντα κινδύνου (*risk factor*), ενώ η άλλη όχι, και καταγράφουμε σε κάθε ομάδα, πόσο συχνά εμφανίζεται το γεγονός ενδιαφέροντος.
- ♦ Στις ονομαζόμενες **Cross-Sectional Studies**, όπου λαμβάνουμε τυχαίο δείγμα παρατηρησιακών μονάδων (π.χ. άτομα), και καταμετρούμε πόσες από αυτές πέφτουν σε κάθε ένα από τα 4 κελιά του Πίνακα Συμβάντων.
- ♦ Τέλος, στις ονομαζόμενες **Case-Control Studies**, όπου παρακολουθούμε ένα group ατόμων, τα οποία έχουν βιώσει το γεγονός ενδιαφέροντος, και ένα άλλο group ατόμων, τα οποία δεν το έχουν βιώσει. Φυσικά σε κάθε μια από τις δύο ομάδες ατόμων εξετάζουμε αν ο παράγων κινδύνου, είναι παρών ή απών.

Υπάρχουν δύο στατιστικά μέτρα (*measures*), τα οποία περιγράφουν ανάγλυφα, τη σχέση ανάμεσα στον παράγοντα κινδύνου, και στο γεγονός ενδιαφέροντος. Αυτά είναι, ο *Σχετικός Λόγος Κινδύνου* (*Relative Risk Ratio*), και ο *Odds Λόγος* (*Odds Ratio*). Ο πρώτος μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο στις **Cohort και στις Cross-Sectional Studies**, ενώ ο δεύτερος και στις 3 προαναφερόμενες ερευνητικές μελέτες (Norusis, 2007).

Ορισμός του Odds

Θα λέμε *Odds* το μέτρο πιθανότητας, που εμφανίζεται στο πλαίσιο ενός πειράματος τύχης, και εκφράζει το λόγο της πιθανότητας να εμφανιστεί ένα γεγονός-

διά την πιθανότητα, αυτό το ίδιο γεγονός να μην εμφανισθεί. του αριθμού των τρόπων που ένα αποτέλεσμα εμφανίζεται, δια του αριθμού των τρόπων που θα αποτύγχανε να εμφανιστεί. Συμβολικά:

$$Odds = \frac{\text{probability (event)}}{\text{probability (non event)}} = \frac{\text{probability (event)}}{1 - \text{probability (event)}} \quad (10.7)$$

Για παράδειγμα, όταν ρίχνουμε ένα ζάρι, τότε οι ευνοϊκές περιπτώσεις για να βγει 6, είναι 1 στις 6, ενώ να μην βγει 6, είναι 5 στις 6.

Τότε, για το *Odds* σε αυτή την περίπτωση, θα έχουμε:

$$Odds_{for_6} = \frac{1}{\frac{6}{5}} = \frac{6}{30} = \frac{1}{5}$$

Ορισμός του Odds Ratio

Αν έχουμε να συγκρίνουμε την έκβαση ενός αποτελέσματος τύχης σε δύο groups συμμετεχόντων θα λέμε *Odds Ratio*, και θα το συμβολίζουμε *OR*, το λόγο που εκφράζεται από τη σχέση:

$$OR = \frac{\text{odds in favour in first group}}{\text{odds in favour in second group}} \quad (10.8)$$

Ορισμός-Μέτρηση και όρια του Σχετικού Ρίσκου

Θα λέμε *Σχετικό λόγο Κινδύνου* ή *Σχετικό Ρίσκο (Relative Risk)*, και θα το συμβολίζουμε με *RR*, το λόγο δύο πιθανοτήτων: Της πιθανότητας εμφάνισης ενός γεγονότος με παράγοντα ρίσκου, δια της πιθανότητας ενός γεγονότος, χωρίς παράγοντα ρίσκου. Συμβολικά:

$$RR = \frac{\text{probability event with risk factor}}{\text{probability event without risk factor}} \quad (10.9)$$

- ▣▣▣ Αν ο λόγος αυτών των πιθανοτήτων πλησιάζει την τιμή 1, τότε ο παράγων κινδύνου και το γεγονός ενδιαφέροντος, είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.
- ▣▣▣ Το ίδιο συμβαίνει και με τον *Odds Ratio*. Αν ο *Odds Ratio* είναι κοντά στην τιμή 1, τότε, επίσης, ο παράγων κινδύνου και το γεγονός ενδιαφέροντος, είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.

- ▣▣▣▣ Αν ο *Relative Risk Ratio* ή ο *Odds Ratio* ξεπερνούν το 1, η ομάδα των ατόμων με τον παράγοντα κινδύνου, έχει μεγαλύτερες πιθανότητες να βιώσει το γεγονός ενδιαφέροντος, παρά ο ομάδα χωρίς τον παράγοντα κινδύνου.
- ▣▣▣▣ Τέλος, αν ο *Relative Risk Ratio* ή ο *Odds Ratio* είναι μικρότεροι από το 1, έχει μικρότερες πιθανότητες να βιώσει το γεγονός ενδιαφέροντος, παρά ο ομάδα χωρίς τον παράγοντα κινδύνου.

**10.11.1 Τρέχοντας Ανάλυση Παράγοντος Ρίσκου (Risk Analysis).
Παράδειγμα-Πρόβλημα 11**

Σε μια μεγάλη κλινική μελέτη παιδικής θνησιμότητας, εξετάστηκαν στην τύχη 11.297 νήπια. Από αυτά που έζησαν 6.198 είχαν υποστεί προγεννητικό έλεγχο, ενώ 5004 δεν είχαν. Επίσης από αυτά που πέθαναν, 29 είχαν υποστεί προγεννητικό έλεγχο, ενώ 73 δεν είχαν. Ποια συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν για τον προγεννητικό έλεγχο μέσω του δείκτη RISK;

Τα δεδομένα έχουν εισαχθεί στη βάση PROGENHTIKOS.SAV, και έχουν κωδικοποιηθεί ως εξής: Η μεταβλητή PROGEN λαμβάνει τιμές, 1=ΝΑΙ, έγινε προγεννητικός έλεγχος, 0=Δεν έγινε προγεννητικός έλεγχος. Η μεταβλητή KATASTASH λαμβάνει τιμές, 1=ΝΑΙ, έζησε το βρέφος, 0=Δεν έζησε το βρέφος. Έτσι, η βάση των δεδομένων παρουσιάζει τη μορφή του Σχ. 10.33.

	PROGEN	KATASTASH	SKOR
1	1	1	6198
2	0	1	5004
3	1	0	29
4	0	0	73

Σχ. 10.33

Με ανοικτό το αρχείο PROGENHTIKOS.SAV , αφού το αποσυμπκνώσουμε, δηλ. ζυγιάσουμε τις cases, όπως περιγράψαμε παραπάνω, ακολουθούμε τη γνωστή διαδρομή:

► Analyze → Descriptive Statistics → Crosstabs (κλικ),

και προβαίνουμε στις ακόλουθες ρυθμίσεις των παρακάτω πλαισίων:

Crosstabs:

- Rows: PROGEN
- Columns: KATASTASH

Exact Tests:

- Monte Carlo
- Confidence Interval: 99%
- Number of samples: 10000

Statistics:

- Risk

Cells:

- Observed
- Row

Bootstrapp:

- Perform Bootstrapping
- Number of samples: 10000
- Level (%): 95
- Simple

▣▣▣ Τέλος, κλικ στο OK και το SPSS τρέχει...τρέχει....και φτάνει το πολύ σε 1,5 λεπτά!

Τα αποτελέσματα και τι σημαίνουν

Ο Πίνακας 10.25 αναγιγνώσκεται ως εξής:

Πίνακας 10.25 PROGEN * KATASTASH Crosstabulation

			KATASTASH		Total
			PEQAMENO	ZWNTANO	
PROGEN	oxi_elegxo	Count	73	5004	5077
		% within PROGEN	1,4%	98,6%	100,0%
	nai_elegxo	Count	29	6198	6227
		% within PROGEN	,5%	99,5%	100,0%
Total		Count	102	11202	11304
		% within PROGEN	,9%	99,1%	100,0%

- ▣ Από τα νήπια που πέθαναν, το 1,4% δεν είχε υποστεί προγεννητικό έλεγχο, ενώ το 0,5% είχε υποστεί.
- ▣ Από αυτά που έζησαν, το 98,6%, δεν είχαν υποστεί προγεννητικό έλεγχο, ενώ το 99,5% είχαν υποστεί.

Με βάση αυτές τις δύο παρατηρήσεις, μπορούμε να συγκροτήσουμε δύο *Odds*, ένα για τα νήπια που πέθαναν, και ένα για τα νήπια που έζησαν, και στη συνέχεια να υπολογίσουμε το λόγο αυτών στη βάση του λόγου ό-χι_προγεννητικός / ναι_προγεννητικός (*Odds Ratio*).

Πράγματι, με βάση τα δεδομένα του Πίνακα 10.25, θα έχουμε:

$$Odds_{nekra_oxi_progen} = \frac{73}{29} = 2,5172$$

$$Odds_{zwntana_pxi_progen} = \frac{5004}{6198} = 0,8073$$

Τότε, ο λόγος αυτών των δύο (*Odds Ratio*) θα είναι:

$$Odds\ Ratio = \frac{2,5172}{0,8073} = 3,1180$$

τιμή την οποία παρατηρούμε πρώτη στον Πίνακα 10.26.

Πίνακας 10.26 Risk Estimate

	Value	95% Confidence Interval	
		Lower	Upper
Odds Ratio for PROGEN (oxi_elegxo / nai_elegxo)	3,118	2,025	4,802
For cohort KATASTASH = PEQAMENO	3,087	2,011	4,740
For cohort KATASTASH = ZWNTANO	,990	,987	,994
N of Valid Cases	11304		

Στον Πίνακα 10.26 η δεύτερη γραμμή ερμηνεύεται ως εξής: Για τη μεταβλητή KATASTASH και για την κατηγορία της PEQAMENO η τιμή 3,087 είναι ο ονομαζόμενος *relative risk ratio*.

Στον ίδιο Πίνακα 20.26 η τρίτη γραμμή ερμηνεύεται ως εξής: Για τη μεταβλητή KATASTASH και για την κατηγορία της ZWNTANO η τιμή 0,990 είναι ο ονομαζόμενος *relative risk ratio*.

Αν διαιρέσουμε αυτούς τους σχετικούς δείκτες στη βάση του λόγου oxi_elegxos / nai_elegxos, τότε θα πάρουμε τιμή 3,118. Συμβολικά:

$$Odds_Ratio_{oxi_elegxo/elegxo} = \frac{\text{cohort_PEQAMENO}}{\text{COHORT_ZWNTANO}} = \frac{3,087}{0,990} = 3,118$$

Αυτή η τελευταία τιμή, που τη βρήκαμε και με άλλο τρόπο, μόλις προηγουμένως, μας ενδιαφέρει σφόδρα. Διότι, πάνω σ' αυτή, θα στηρίξουμε το συμπέρασμά μας, αναφορικά με τον προγεννητικό έλεγχο.

Τελικά, συμφέρει ή όχι, είναι αποδοτικός, είναι χρήσιμος, σώζει ζωές ή όχι, ο προγεννητικός έλεγχος; Τη στατιστική απάντηση, θα μας τη δώσει η τιμή του δείκτη, που μόλις προαναφέραμε, ο οποίος ουσιαστικά, είναι ο απόλυτος¹⁰, ο βασικός δείκτης κινδύνου στην υπόθεση του προγεννητικού ελέγχου, και όπως είδαμε, προέκυψε από τη διαίρεση των δύο σχετικών δεικτών.

Αν ο δείκτης της πρώτης γραμμής του Πίνακα 10.26 έχει **αληθή**¹¹ τιμή ελα-

10. Λέμε 'απόλυτος δείκτης κινδύνου', ενώ δεν είναι αυτό το όνομά του, διότι όπως είδαμε στην πρώτη διαδικασία υπολογισμού του, συγκροτήθηκε με διαιρέσεις απολύτων συχνοτήτων.

11. Με τον όρο 'αληθής τιμή', προφανώς εννοούμε την τιμή του πληθυσμού, γιατί όπως έχουμε τονίσει ξανά, στο πλαίσιο αυτού του βιβλίου, εκεί, στον πληθυσμό, βρίσκεται η



φρά μεγαλύτερη του 1, τότε, δεν λέει και πολλά πράγματα, ο προγεννητικός έλεγχος. Αν όμως αυτός ο δείκτης έχει τιμή γύρω στο 2,5, τότε μάλλον αξίζει τον κόπο ο προγεννητικός έλεγχος (Norusis, 2009, Statistical Procedures Companion...).

Ο Πίνακας 10.26 μας δίνει και τα όρια του δείκτη relative risk ratio με μέση τιμή 3,118 τα οποία από μόνα τους, δεν μας βοηθάνε και πολύ στην εξαγωγή ασφαλούς συμπεράσματος. Σε διάστημα εμπιστοσύνης 95%, η τιμή αυτού του δείκτη φαίνεται να κυμαίνεται από 2,025 μέχρι 4,802. Το κάτω όριο 2,025 δεν εξασφαλίζει σε μεγάλο βαθμό, τη χρησιμότητα/ αποδοτικότητα του προγεννητικού ελέγχου. Διότι, όπως λέει και η Norusis (οπ.παρ.), για να ισχυριστούμε κάτι τέτοιο, θα πρέπει ο δείκτης να έχει τιμή που να ξεπερνά το 2,5. Τελικά που να βασιστούμε για ένα μη-επισημασμένο συμπέρασμα, αναφορικά με τον προγεννητικό έλεγχο; Με βάση όλα όσα ξέρουμε μέχρι εδώ, οπωσδήποτε είμαστε σε καλό δρόμο, αν συμβουλευτούμε τον Πίνακα 10.27.

Πίνακας 10.27 *Bootstrap for Risk Estimate*

	Value	Bootstrap ^(a)			
		Bias	Std. Error	95% Confidence Interval	
				Lower	Upper
Odds Ratio for PROGEN (oxi_elegxo / nai_elegxo)	3,118	,129	,775	2,068	5,090
For cohort KATASTASH = PEQAMENO	3,087	,126	,761	2,054	5,031
For cohort KATASTASH = ZWNTANO	,990	,000	,002	,986	,994
N of Valid Cases	11304	0	0	11304	11304

a. Unless otherwise noted, bootstrap results are based on 10000 bootstrap samples.

αλήθεια, κι όχι στο δείγμα. Μας ενδιαφέρει πάντα να δούμε τι γίνεται στον πληθυσμό, και το δείγμα το έχουμε για μονοπάτι, που θα μας οδηγήσει σε εκείνον. Ισχυρισμούς και όρκους, επομένως, μόνο στο όνομα του πληθυσμού, μπορούμε να κάνουμε. Ωστόσο, αυτόν τον πληθυσμό, ακόμη πιο πολύ μπορούμε να τον πλησιάσουμε με τις προσομοιωτικές μεθόδους Bootstrapping και Exact. Έτσι, η ερμηνεία του δείκτη με τιμή 3,118, γίνεται πιο πλούσια και πιο ακριβής, στον Πίνακα 10.27, ο οποίος, προσπαθεί να ‘ακουμπήσει’, πληθυσμιακή τιμή, αυτού του δείκτη, με τη βοήθεια προσομοιωτικών μεθόδων.

Στον Πίνακα 10.27, παρατηρούμε τα εξής:

- ▣ Η διαδικασία του Bootstrapping, με πιθανότητα 95%, δίνει στον αναφερόμενο δείκτη, τιμή μεγαλύτερη κατά 0,129 (Bias=0,129).
- ▣ Το κατώτερο όριο για το δείκτη αυτό έχει ανέβει (Lower=2,068).
- ▣ Το ανώτερο όριο για το δείκτη αυτό, επίσης έχει ανέβει Upper=5,090.
- ▣ Το τυπικό σφάλμα, δεν είναι ιδιαίτερα μεγάλο (Std.Error=0,775).
- ▣ Η αληθής, μέση τιμή του δείκτη είναι αρκετά μεγαλύτερη από το 2,5 (value =3,118>2,5).

Όλα τα παραπάνω, μας παρέχουν αρκετή μαρτυρία ότι, ο δείκτης κινείται αυξητικά, ωθείται δυνατά, πάνω από το όριο του 2,5.

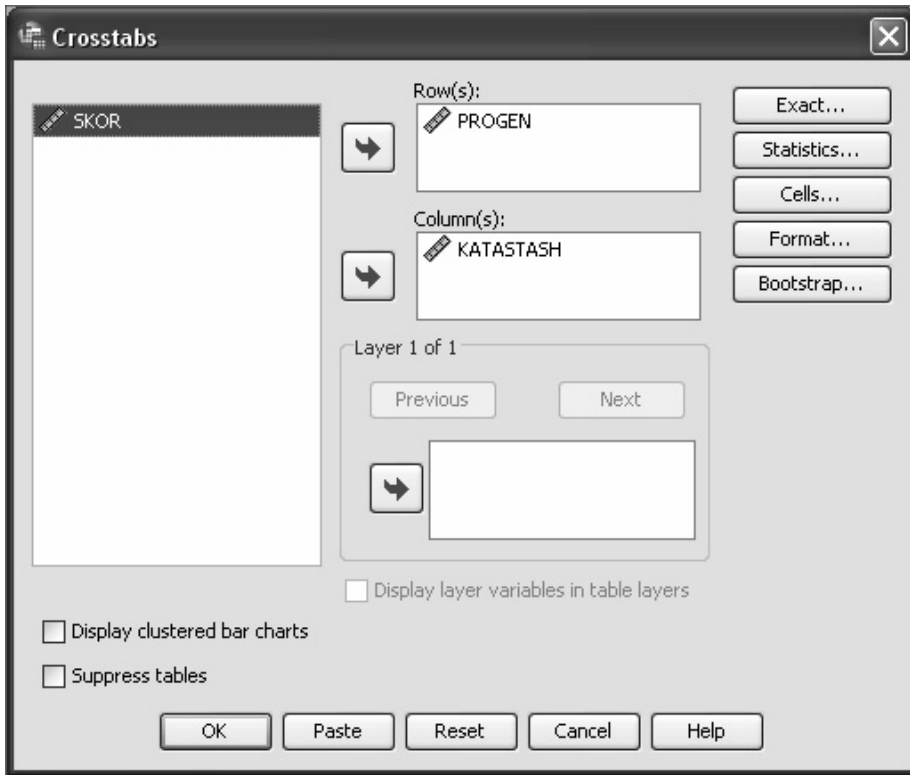
Τελικό συμπέρασμα

Ο προγεννητικός έλεγχος, πιθανότατα είναι μια χρήσιμη και αποδοτική διαδικασία, και δεν χαρμίζουμε χρόνο και χρήμα άσκοπα. Είναι, όπως ονομάζεται στην αγγλική στατιστική ορολογία μια διαδικασία cost-effective. **Ένα παιδί χωρίς προγεννητικό έλεγχο, διατρέχει 3,118 φορές μεγαλύτερο κίνδυνο να πεθάνει, από ένα παιδί στο οποίο έχει υποστεί προγεννητικό έλεγχο.**

Πρακτικές Επισημάνσεις και Διευκρινήσεις

Για το νέο ερευνητική κρίνουμε σκόπιμο να αναφέρουμε τα εξής:

- Στο πλαίσιο της Risk Ανάλυσης είναι ανάγκη να ξεκαθαρίσουμε ποιος είναι ο παράγων **risk factor**, και ποια είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή που εμπεριέχει το γεγονός ενδιαφέροντος, **risk event**. Εδώ, στο παράδειγμά μας, **risk factor** είναι η μεταβλητή του προγεννητικού ελέγχου PROGEN, ενώ **risk event** είναι η μεταβλητή KATASTASH.
- Όταν τρέχουμε RISK ANALYSIS, (στο πλαίσιο πάντα της διαδικασίας Crosstabs) θα πρέπει να τοποθετούμε στο παραλληλόγραμμα Rows τον risk factor, δηλ. τη μεταβλητή PROGEN, που περιέχει την αιτία, εδώ τη μη εξέταση του νηπίου προγεννητικά, ενώ στο ορθογώνιο Columns, τη μεταβλητή που εμπεριέχει το γεγονός ενδιαφέροντος, εδώ το θάνατο, δηλ. τη μεταβλητή KATASTASH (βλ. Σχ.10.34).
- Είναι ιδιαίτερα σπουδαίο, σε τέτοιες έρευνες, έρευνες ρίσκου, να κωδικοποιούμε τις διχοτομικές μεταβλητές μας, με την εξής φιλοσοφία: 0=non event=μη γεγονός=Δεν έγινε, και 1=event=γεγονός=Έγινε.



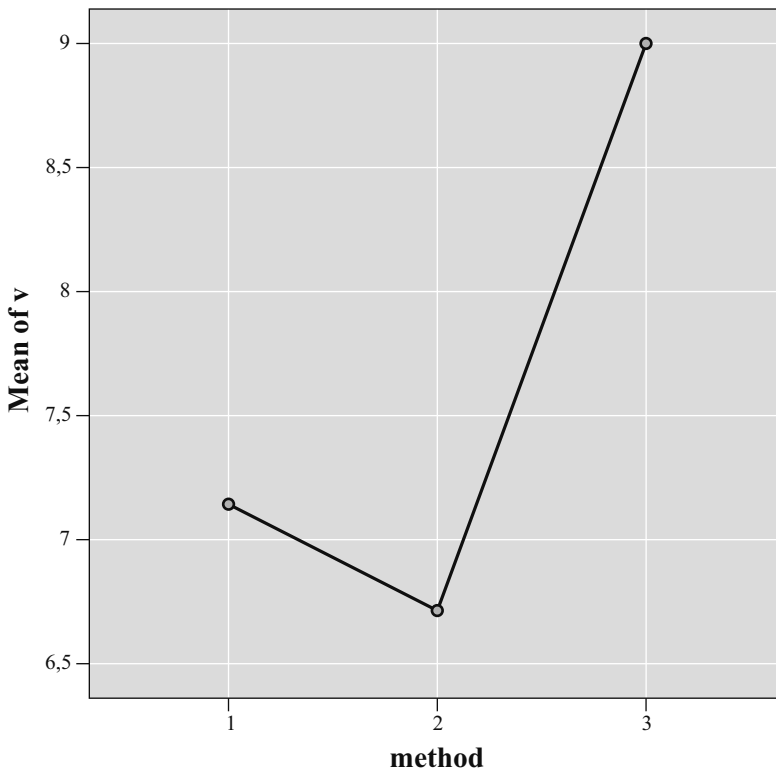
Σχ. 10.34

- Αν έγιναν κατανοητά τα παραπάνω στον Πίνακα 10.25, θα βρεθεί η κατηγορία = level του *risk factor*, δηλ. η κατηγορία που δηλώνει την παρουσία του ρίσκου. Ποιο πράγμα ενέχει ρίσκο; Μα προφανώς, ρισκάρεις όταν δεν κάνεις προγεννητικό έλεγχο!
- Εστιάζουμε την προσοχή μας στον Πίνακα 10.26, και στη στήλη Value. Και οι 3 δείκτες είναι *relative risk ratio*. Μόνο που ο δεύτερος και ο τρίτος, αφορούν levels της μεταβλητής του γεγονότος, ενώ η πρώτη αφορά τη μεταβλητή του ρίσκου. Στις συζητήσεις, και για να ξεχωρίζουμε αυτές τις 3 μεταβλητές, θα λέμε την τρίτη και τη δεύτερη *odds ratio*, ενώ την πρώτη *relative risk ratio*. Αν δεν έχουμε και πολλά events, όπως στο παράδειγμά μας, οι τιμές του *relative risk ratio* και του πρώτου *odds ratio* που αφορά τα νεκρά νήπια, θα βρίσκονται πολύ κοντά, ίσως και να ταυτίζονται. Εδώ, έχουμε, για τον *relative risk ratio* = 3,118 ενώ για τον *Odds ratio* της δεύτερης γραμμής πολύ κοντινή τιμή 3,087.

- Το τελικό συμπέρασμα, όταν όλα τα παραπάνω ξεκαθαριστούν, θα είναι σαφές, και θα προκύψει από τον Πίνακα 10.27. Σε κάθε περίπτωση καθοριστικός παράγων είναι η μέση, αληθής τιμή του πληθυσμού του **Relative Risk Ratio**. Αυτή, οπωσδήποτε, θα πρέπει να ξεπερνά, όχι ελαφρά, αλλά αρκετά την τιμή 1. Υπάρχει ωστόσο, ένας καλύτερος και αρκετά εναργής τρόπος να ελέγξουμε στατιστικά, αν και κατά πόσον ισχύει η μηδενική υπόθεση που λέει ότι ο *relative risk ratio* δεν απέχει και πολύ από τη μονάδα! Θα τον αναλύσουμε αμέσως στην παράγραφο 10.12.

16.11 Οι γραφικές αναπαράστασεις

Το γράφημα του Σχ. 16.4, το οποίο είναι ένα προϊόν της διαδικασίας One-Way ANOVA που εκτελέσαμε παραπάνω, έρχεται να επιβεβαιώσει με αναπαραστατικό τρόπο, όσα ισχυριστήκαμε στο σχολιασμό του Πίνακα 16.2. Η διδακτική μέθοδος 2, εμφανίζει διαφορές με τις διδακτικές μεθόδους 1 και 3, αλλά δεν μας αποκαλύπτει αν αυτές οι διαφορές είναι υπαρκτές και στον πληθυσμό.



Σχ. 16.4

Αναζητούμε επομένως, κάποιο άλλο γράφημα, που να μπορεί στην περίπτωση της ONE WAY ANOVA, να μας δώσει κάποιες παραπάνω πληροφορίες για τις διαφορές ανάμεσα στα επίπεδα της μεταβλητής που χαρακτηρίστηκε, ως FACTOR μεταβλητή, από το SPSS. Μια τέτοια πληροφόρηση, μας παρέχει το γράφημα του Σχ. 16.7.

Όμως, πριν να ξεκινήσουμε το σχολιασμό του γραφήματος του Σχ. 16.7, θα πρέπει να πληροφορήσουμε τον αναγνώστη, πως μπορεί να παραχθεί ένα τέτοιο γράφημα. Απλά ακολουθούμε τη διαδρομή:

► Graphs → Legacy Dialogs → Error Bar (κλικ).

Τότε, το παράθυρο που μας παρουσιάζεται είναι εκείνο του Σχ. 16.5.

Σε αυτό, όπως είναι ορατό, κάνουμε δύο επιλογές με αντίστοιχα κλικ. Η μία αφορά την απόφασή μας να λάβουμε ένα απλό γράφημα (simple), και η άλλη αφορά την τρόπο συνάθροισης των δεδομένων μας (summaries for groups of cases).

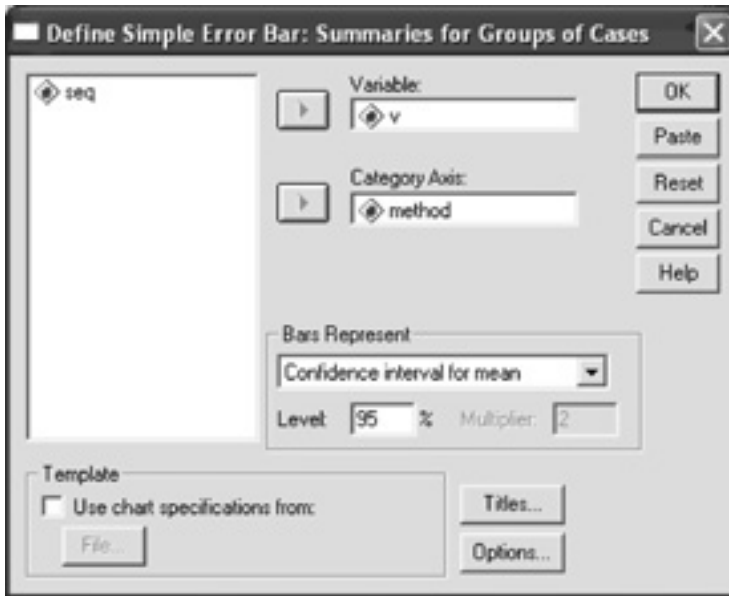


Σχ. 16.5

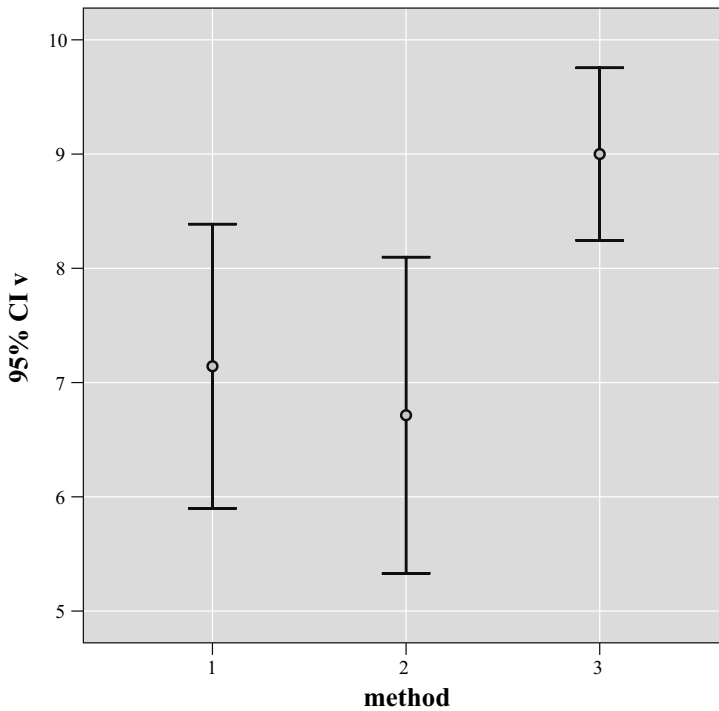
►► Στη συνέχεια, με ένα κλικ στο πλαίσιο Define, λαμβάνουμε το παράθυρο του Σχ. 16.6.

Σε αυτό το παράθυρο, κάνουμε, όπως είναι ορατό, τρεις ρυθμίσεις. Η πρώτη αφορά τη αριθμητική μεταβλητή των σκορ (V), η οποία προφανώς θα φαίνεται στον άξονα των Y , στο γράφημα που θα δημιουργηθεί, η δεύτερη αφορά την κατηγορική μεταβλητή των διδακτικών μεθόδων, η οποία θα φαίνεται στον οριζόντιο άξονα των X , και τέλος η τρίτη αφορά το διάστημα εμπιστοσύνης για τους 3 μέσους όρους, το οποίο εμείς καθορίζουμε στο 95%.

►► Τέλος, με ένα κλικ στο OK, παράγουμε το γράφημα του Σχ. 16.7.



Σχ. 16.6



Σχ. 16.7

Το γράφημα του Σχ. 16.7, διαθέτει την παραπάνω πληροφόρηση που θα θέλαμε και βέβαια, έρχεται σε πλήρη ομοφωνία με τα στοιχεία του Πίνακα 16.4. Στο γράφημα του Σχ. 16.7 παρατηρούμε ότι υπάρχει η αναπαράσταση 3 διαστημάτων εμπιστοσύνης 95%, ένα για κάθε μέσο όρο. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης που αφορούν τις διδακτικές μεθόδους 1 και 2, είναι διαστήματα μεγαλύτερου πλάτους, σε σχέση με εκείνο της τρίτης διδακτικής μεθόδου, το οποίο, συγκριτικά, έχει μικρότερο πλάτος. Επίσης στο ίδιο γράφημα παρατηρούμε ότι, τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις διδακτικές μεθόδους 1 και 2, περίπου αλληλοεπικαλύπτονται. Αυτό σημαίνει ότι, δεν υπάρχει στατιστικώς σημαντική διαφορά μεταξύ τους. Αντίθετα, το διάστημα εμπιστοσύνης για τη διδακτική μέθοδο 3, δεν παρουσιάζει καμιά επικάλυψη, ούτε με το διάστημα εμπιστοσύνης της διδακτικής μεθόδου 1, ούτε με εκείνο της διδακτικής μεθόδου 2, γεγονός που σημαίνει ότι, η διδακτική μέθοδος 3, εμφανίζει σημαντικώς στατιστική διαφορά τόσο με τη διδακτική μέθοδο 1, όσο και με τη διδακτική μέθοδο 2.

Με άλλα λόγια, παρατηρούμε εδώ ότι, το ονομαζόμενο Error Bar Chart, μεταφέρει σημαντικές πληροφορίες, στην περίπτωση που θέλουμε να συγκρίνουμε μέσους όρους.

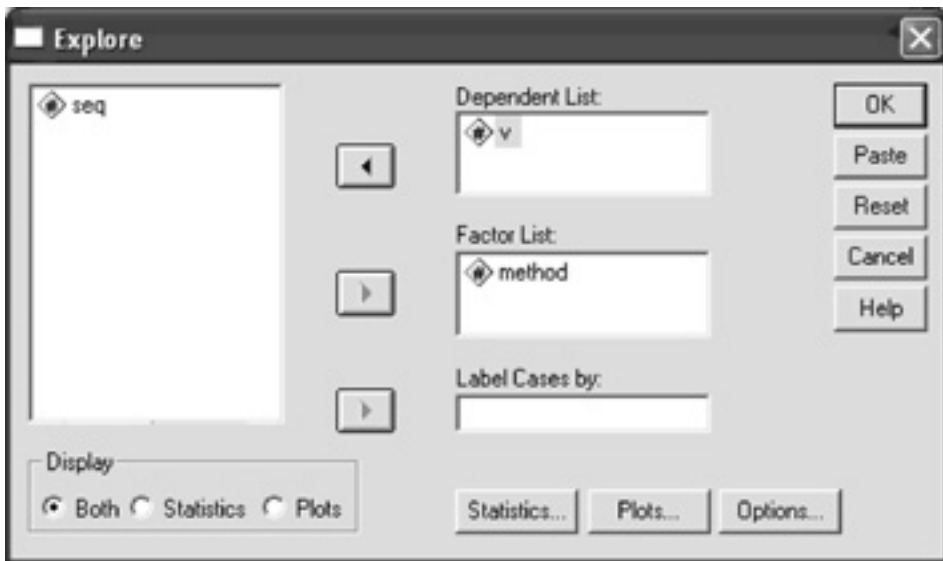
16.12 Ο έλεγχος των παραδοχών

16.12.1 Ο έλεγχος της κανονικότητας

Ο έλεγχος της κανονικότητας, γίνεται με το γνωστό τρόπο, δηλ. με τη βοήθεια της διαδικασίας Explore. Απλά εδώ θα πρέπει να προσέξουμε το γεγονός ότι, ο έλεγχος δεν ασκείται στο αρχικό μας δείγμα, αλλά στα δείγματα που προσδιορίζονται από τη μεταβλητή ομαδοποίησης. Με απλά λόγια, έχουμε 3 διδακτικές μεθόδους να συγκρίνουμε, οι οποίες προφανώς αντανακλούν 3 ανεξάρτητα δείγματα, ή αλλιώς 3 ανεξάρτητους υποπληθυσμούς, και επομένως 3 ανεξάρτητους ελέγχους θα πρέπει να πραγματοποιήσουμε. Αυτό γίνεται ιδιαίτερα σαφές στο Σχ. 16.8.

Στον Πίνακα 16.5, και σε ό,τι αφορά το στατιστικό κριτήριο των Shapiro-Wilk ($n < 50$), παρατηρούμε ότι για την πρώτη διδακτική μέθοδο, το παρατηρούμενο επίπεδο σ.σ. είναι $87,3\% > 5\%$ και επομένως, δεν φαίνεται κανένα

πρόβλημα κανονικότητας. Επίσης, το ίδιο συμβαίνει και για τις άλλες δύο διδακτικές μεθόδους, όπου το παρατηρούμενο επίπεδο σ.σ. είναι αρκετά μεγαλύτερο από 5% (sign. = 59,1% και sign. = 14,4% για τη Δεύτερη και Τρίτη διδακτική μέθοδο, αντίστοιχα), οπότε δεν έχουμε λόγους να απορρίψουμε τη μηδενική μας υπόθεση, η οποία αναφέρει ότι η κατανομή μας ΔΕΝ απέχει και πολύ από την κανονική.



Σχ. 16.8

Πίνακας 16.5 Tests of Normality

	method	Kolmogorov-Smirnov ^(a)			Shapiro-Wilk		
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
v	1	,172	7	,200 ^(*)	,967	7	,873
	2	,160	7	,200 ^(*)	,935	7	,591
	3	,214	7	,200 ^(*)	,858	7	,144

* This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

16.12.2 Ο έλεγχος της ισότητας των διασπορών

Αυτός θα γίνει με τη βοήθεια του στατιστικού κριτηρίου του Levene, το οποίο αναφέρεται στον Πίνακα 16.6. Να σημειώσουμε, με την ευκαιρία ότι ο Πίνακας 16.6, είναι ένα προϊόν της διαδικασίας One-Way ANOVA που εκτελέσαμε παραπάνω, και δεν απαιτείται για τη δημιουργία του, ιδιαίτερη διαδικασία.

Πίνακας 16.6 Test of Homogeneity of Variances Dependent Variable: V

Levene Statistic	df1	df2	Sig.
1,422	2	18	,267

Στη θέα του Πίνακα 16.6, διατυπώνουμε τη σχετική για την ισότητα των διασπορών, μηδενική υπόθεση:

H_0 : ΔΕΝ υπάρχει διαφορά στις διασπορές των 3 διδακτικών μεθόδων.

H_1 : Σε τουλάχιστον ένα ζεύγος διδακτικών μεθόδων, υπάρχει διαφορά στις διασπορές.

Ωστόσο, στον Πίνακα 16.6 βλέπουμε ότι, το παρατηρούμενο επίπεδο στατιστικής σημαντικότητας, είναι αρκετά μεγαλύτερο από το 5% (sign.=26,7%), οπότε η μηδενική μας υπόθεση ισχύει. Έτσι οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι η παραδοχή της ισότητας των διασπορών ικανοποιείται.

16.13 Παράδειγμα - Πρόβλημα II – Γραμμικές Αντιθέσεις (Contrasts)

Σε αυτή την παράγραφο λαμβάνουμε και πάλι τα δεδομένα του Πίνακα 16.0, τα οποία όμως εισάγουμε στο SPSS, δημιουργώντας μια βάση με το όνομα reinforcement.sav που έχει τη μορφή του Σχ.16.9, και περιλαμβάνει 3 μεταβλητές:

● Τη μεταβλητή method με τις εξής 5 κατηγορίες:

1 = μέθοδος 'tsakni'

4 = μέθοδος 'triliva'

2 = μέθοδος 'mylwna'

5= μέθοδος 'simoni'

3 = μέθοδος 'mavi'

- Τη μεταβλητή skor, συνεχούς τύπου, καθώς καταγράφει τον αριθμό των προσπαθειών κάθε μαθητευόμενου ατόμου, για την επίτευξη ενός μαθησιακού καθήκοντος.
- Τη μεταβλητή, τέλος, class, τύπου ordinal, με τις εξής 5 κατηγορίες:

2 = Β' Δημοτικού	5 = Ε' Δημοτικού
3 = Γ' Δημοτικού	6 = ΣΤ' Δημοτικού
4 = Δ' Δημοτικού	

The screenshot shows the IBM SPSS Statistics Processor window for 'reinforcement.sav'. The 'Data View' tab is active, displaying a table with the following data:

	method	skor	class
10	2	14	4
11	2	8	4
12	2	6	5
13	2	10	4
14	3	14	4
15	3	12	4

Σχ. 16.9

Ο Hays (1988), έδειξε ότι η διαδικασία ANOVA γίνεται πιο δυναμική, και παράγει μεγαλύτερης ακρίβειας αποτελέσματα, όταν οι συγκρίσεις είναι προσχεδιασμένες (planned comparisons). Αυτό σημαίνει ότι είμαστε σε πιο ασφαλή ερευνητικό δρόμο, όταν καθορίσουμε εξαρχής ποιες ακριβώς συγκρίσεις επιθυμούμε. Αυτό το δηλώνουμε στα διάφορα στατιστικά προγράμματα, εδώ στο SPSS, μέσω των contrasts, τα οποία δεν είναι τίποτε άλλο, από διανύσματα με τόσες διαστάσεις, όσοι είναι και οι μέσοι όροι που προσδιορίζει η μεταβλητή ομαδοποίησης (grouping or factor variable).