Hoofdstuk 3

3.1

In dit hoofdstuk zullen we niet alleen het een-factor ANOVA model bespreken, maar we zullen het uitbreiden naar een twee-en drie-factor ANOVA model. Een kenmerk vanhet twee-factor ANOVA model is dat dit model het effect van twee factoren of onafhankelijke variabelen op een afhankelijke variabele bekijkt. En elke factor bestaat uit twee of meer levels. Dit geeft ons dus een factorial design. Er zijn drie redenen waarom je meer dan een factor zou meenemen:

De onderzoeker wil graag de tweede factor onderzoeken. Door twee factoren mee te nemen in een analyse, kunnen alle effecten geanalyseerd worden. De effecten van elke factor (hoofdeffects) kunnen worden laten zien, maar ook het interaction effect, deze laten zien of de twee factoren onafhankelijke van elkaar werken of dat ze samen werken (dan is er interaction). Dus in deze toetsen hebben we drie hypothesen: eentje voor het hoofdeffect van elke factor, en eentje voor het interaction effect.

Ook verkleint het toevoegen van een extra factor de fout (in-groep) variatie. Dit is de variatie die niet wordt uitgelegd door de eerste factor. Daarom is een twee-factor model sterker dan een een-factor model

Daarnaast zorgt het voor een grotere generaliseerbaarheid van de resultaten, dit zorgt ervoor dat de observaties beter worden gebruikt.

In een twee-factor ANOVA model is elk level van de eerste factor gepaard aan elk level van de tweede factor. Dit wordt fully crossed design genoemd. De individuen worden random toegewezen aan een van de factoren. We gaan ervan uit dat alle factoren vast staan, dus een fixed-effect model. Een andere voorwaarde voor de factorial ANOVA is dat de afhankelijke variabele moet zijn gemeten met een interval level en de onafhankelijke variabele gemeten moet zijn met een categorisch level (nominaal of ordinaal). Dus in het kort zijn de kenmerken van de twee-factor ANOVA fixed-effect model:

- Twee onafhankelijke variabelen (beiden categorische) met beiden twee of meer levels
- Vaststaande levels van de onafhankelijke variabele,
- Random toegewezen onderwerpen aan een combinatie van de levels
- Volledig gekruiste (fully crossed) factoren
- Een afhankelijke variabele die gemeten is op tenminste één interval level

In de context van een experimenteel design wordt de twee-factor ANOVA ook wel de complete randomized factorial design genoemd.

We gaan nu kijken naar de opmaak van de gegevens (data).

Elke observatie wordt Y_{ijk} genoemd. Waar j laat zien bij welk level (categorie) van factor A de observatie bij hoort. De K laat zien bij welk level (categorie) van factor B de observatie bij hoort. En de i laat ons het observatie of identificatie nummer van de combinatie van factor A en B zien. De omvang van de subscripten zijn: $i=1,\dots,n$; $j=1,\dots J$; en $k=1,\dots K$. Totaal zijn er $JKn=N$ observaties, omdat er J levels van factor A zijn, K levels van factor B en n onderwerpen (subjects) in elke cel.

Het twee-factor ANOVA model is een vorm van het general linear model (GLM). Het twee-factor ANOVA model kan worden geschreven in termen van populatie parameters als:

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_j + \beta_k + (\alpha\beta)_{jk} + \varepsilon_{ijk} \qquad (37)$$

Waarin:
Y_{ijk} is de geobserveerde score van de afhankelijke variabele voor een individu i, in het level j of factor A en in het level k voor factor B (of in de jk cel)
μ is de algehele populatie gemiddelde.
α_j is het main effect voor level j van factor A (rij effect)
β_k is het main effect voor level k van factor B (column effect)
$(\alpha\beta)_{jk}$ is het interactie effect voor de combinatie van level j voor factor A en level k voor factor B.
ε_{ijk} is de random residu fout voor individu i in cell jk.

De random residu fout (random residual error) kan komen door verschillende dingen, bijvoorbeeld een meetfout, verschillen tussen individuen of door een factor die niet wordt onderzocht. De populatie effecten en de residu fout kunnen worden berekend als volgt:

$$\alpha_j = \mu_{.j.} - \mu$$
$$\beta_k = \mu_{..k} - \mu$$
$$(\alpha\beta)_{jk} = \mu_{.jk} - (\mu_{.j.} + \mu_{..k} - \mu) \quad \text{or} \quad (\alpha\beta)_{jk} = \mu_{.jk} - \alpha_j - \beta_k - \mu$$
$$\varepsilon_{ijk} = Y_{ijk} - \mu_{.jk} \qquad (38)$$

Het rij-effect (row effect) is gelijk aan het verschil tussen het populatiegemiddelde van level j van factor A en het algehele populatiegemiddelde. Het column-effect is gelijk aan het verschil tussen het populatiegemiddelde van level k van factor B en het algehele populatiegemiddelde. Het interactie-effect (interaction effect) is het effect van een combinatie van levels van factor A en factor B. De residu fout (residual error) is gelijk aan het verschil tussen een geobserveerde score van een individu en het populatiegemiddelde van cel jk.

Je kan het rij-effect, column-effect en interactie-effect ook zien als een gemiddeld effect wanneer jij behoort tot een bepaalde rij, column of cel.

De totale som van het rij-effect is gelijk aan 0, dit geldt ook voor de totale som van het column- en interactie-effect.

Om de parameters van het model te schatten (uit formule (37)), gebruiken we de least squares methode van schatten. Ze worden vertegenwoordigd door: Y, aj, bk (ab)jk and eijk. Waarbij de laatste 4 als volgt worden berekend:

$$a_j = \bar{Y}_{.j.} - \bar{Y}_{...}$$
$$b_k = \bar{Y}_{..k} - \bar{Y}_{...}$$
$$(ab)_{jk} = \bar{Y}_{.jk} - (\bar{Y}_{.j.} + \bar{Y}_{..k} - \bar{Y}_{...})$$
$$e_{ijk} = Y_{ijk} - \bar{Y}_{.jk} \qquad (39)$$

$\bar{Y}_{...}$ staat voor het algehele sample gemiddelde
$\bar{Y}_{.j.}$ staat voor het sample gemiddelde voor level j van factor A
$\bar{Y}_{..k}$ staat voor het sample gemiddelde voor level k van factor B
$\bar{Y}_{.jk}$ staat voor het sample gemiddelde voor cel jk

Zoals we al eerder hadden gezegd zijn erbij een twee-factor ANOVA model drie hypothesen. Eén voor elk van de hoofdhoofdeffecten en eentje voor het interactie-effect. Ze worden als volgt geschreven:

$H_{01} = \alpha 1 = \alpha 2 = \cdots = \alpha J = 0$
$H_{02} = \beta 1 = \beta 2 = \cdots = \beta K = 0$
$H_{03} = (\alpha\beta)_{jk} = 0$ for all j and k

Dit zijn alle nulhypothesen van de verschillende effecten. Hypothese 1 en 2 zijn voor de hoofdhoofdeffecten en de alternatieve hypothese van deze is dat niet alle gemiddelden gelijk zijn. De derde is de nulhypothese voor het interactie-effect. Wanneer een van de nulhypothesen wordt verworpen, kun je overwegen een MCP te doen om te kijken welke gemiddelden, of welke combinatie van gemiddelden, significant verschillend zijn.

De exacte definitie van een hoofdhoofdeffect van factor A is het effect van factor A, gemiddeld over de levels van factor B, op de afhankelijke variabele Y. Dus het laat een uniek effect zien van factor A op de uitkomst Y, terwijl er statistisch wordt gecontroleerd voor factor B.

De exacte definitie voor een interactie-effect heeft verschillende opties: Een interactie-effect bestaat wanneer (a) bepaalde combinaties van de twee factors zorgen voor bepaalde effecten, meer dan de effecten wanneer de twee factoren apart werken; (b) het verschil tussen de gemiddelden tussen de levels van factor A zijn niet constant,en hangen dus af van de levels van factor B; (c) er is een gezamenlijk effect van de factoren A en B op Y; of (d) er is een uniek effect dat niet kon worden voorspeld met de kennis van alleen de hoofdhoofdeffecten.

Profiel grafieken (Profile plots) van de twee factors in het ANOVA model kunnen informatie geven over mogelijke hoofdhoofdeffecten van factor A en B, en/of voor een interactie-effect. Het hoofdeffect van factor A (B) kan worden berekend door het nemen van de gemiddelden van elk level van factor A (B) en hiervan het gemiddelde nemen tegen de levels van B (A). Wanneer deze marginale gemiddelden voor elk level van A (B) (ongeveer) hetzelfde zijn, laat dit zien dat er geen hoofdhoofdeffect is voor factor A (B).

Het interactie-effect wordt bepaald door te kijken of de celgemiddelden voor de levels van factor A constant zijn tegen de levels van factor B (vice versa). Dit kan je gemakkelijk zien in een profielgrafiek door te kijken of de lijnen parallel zijn of niet. Parallelle lijnen betekenen dat er geen interactie is en wanneer de lijnen niet parallel zijn is er wel een interactie-effect.

Wanneer beide lijnen horizontaal zijn, is er geen hoofdeffect voor factor A. Wanneer de lijnen niet beiden horizontaal zijn, is er wel een hoofdeffect voor factor A. Wanneer de lijnen erg dicht bij elkaar liggen, is er geen verschil in de waarde van factor B en dus geen hoofdeffect voor factor B. Wanneer de lijnen ver uit elkaar liggen is er een verschil en dus een hoofdeffect voor factor B. Wanneer de lijnen elkaar in het midden kruisen, betekent dit dat er geen hoofdeffecten zijn, omdat de gemiddelden van factor A en B hetzelfde zijn. (zie de grafieken op bladzijde 88).

Er wordt een verschil gemaakt tussen het type interactie dat getoond wordt in een profiel grafiek. Een ordinale interactie (ordinale interaction) bestaat wanneer de lijnen niet parallel zijn en ze niet kruisen. Een dis ordinale interactie (disordinal interaction) bestaat wanneer de lijnen niet parallel zijn maar wel kruisen.

Wanneer er geen significant interactie-effect is, kunnen de hoofdeffect met grotere zekerheid worden gegeneraliseerd. In deze situatie worden de hoofdeffect additieve effecten genoemd. Wanneer er echter wel een significant interactie-effect is, kunnen de hoofdeffecten met minder zekerheid worden gegeneraliseerd. In dat geval zijn de hoofdeffecten niet additief en moet er ook een interactie-effect worden meegenomen in het model. Dit kan worden gezien in de profiel grafieken.

De aannames en de effecten van het niet nakomen van de aannames voor de twee-factor ANOVA model zijn als volgt:

- Onafhankelijkheid. Effecten van het niet nakomen:
    - Grotere kans op een Type I en/of Type II fout in de F-toets
    - De standaardfouten van de gemiddelden worden beïnvloed en dit heeft dus gevolgen voor deze gemiddelden
- Homogeniteit van de variatie. Effecten van het niet nakomen:
    - Vooroordeel (bias) in SSwith
    - Grotere kans op een Type I en/of Type II fout
    - Minder effect met een gebalanceerd of bijna gebalanceerd model
    - Effect verkleind wanneer n vergroot
- Normaliteit. Effecten van het niet nakomen:
    - Minimaal effect met gemiddelde schending van de aanname
    - Minimaal effect met gebalanceerd of bijna gebalanceerd model
    - Effect verkleind wanneer n vergroot

Deze aannames zijn nagenoeg hetzelfde als die van een een-factor ANOVA model. Er zijn alleen twee verschillen. De eerst is dat het effect van heterogeniteit klein is met gebalanceerde of bijna gebalanceerde modellen, en/of met meer n's. De tweede is dat het effect van niet normaliteit hetzelfde is als het effect van heterogeniteit.

In het een-factor ANOVA model hebben we gekeken naar partiële kwadratensom (partitioning the sums of squares). Voor het twee-factor ANOVA model is het als volgt:

SStotal = SSA + SSB + SSAB + SSwith
(40)

SStotal staat voor de totale kwadratensom in Y. Dit laat de totale hoeveelheid variatie zien van alle observaties zonder te kijken naar rij, kolom of cel. SSA is de variatie tussen de levels van factor A. SSB is de variatie tussen de levels van factor B. De variatie afkomstig van de interactie tussen levels van factor A en B is SSAB. De variatie binnen de cellen gecombineerd over de cellen is SSwith.

De samenvattings-tabel voor de twee-factor ANOVA is:

Source	SS	df	MS	F
A	SSA	J-1	MSA	MSA/MSwith
B	SSB	K-1	MSB	MSB/MSwith
AB	SSAB	(J-1)(K-1)	MSAB	MSAB/MSwith
Within	SSwith	N-JK	MSwith	
Total	SStotal	N-1		

De laatste kolom van de tabel is de F-toets, dit is de waarde waarmee we de hypothesen zullen testen. Elk van de F-waarden zal worden vergeleken met de kritische waarde van tabel A.4. De nulhypothese wordt verworpen wanneer de F-waarde is groter dan de F-kritische waard. Maar wanneer de F-waarde groter is dan de kritische waarde, en er zijn meer dan een vrijheidsgraden, dan is het niet duidelijk waarom de nulhypothese werd verworpen. In dat geval kan een MCP handig zijn om de verschillende in gemiddelden te bepalen.

We gaan nu kijken naar de verschillende MCP procedures voor het twee-factor ANOVA model. Eerst zullen we kijken naar de contrasten van de hoofd- en interactie-effecten. We beginnen met de hoofdeffecten. Wanneer het effect voor factor A significant is, en er zijn meer dan twee levels voor factor A, kunnen we contrasten maken die de levels van factor A vergelijken, zonder naar factor B te kijken. Het is het makkelijkste om elke factor apart te bekijken.

Voor contrasten van een interactie-effect is het het handigst om te beginnen met complexe interactie contrasten, wanneer er meer dan vier cellen zijn in het model. Een voorbeeld voor

dit is als volgt: [waar e.g. ($\bar{Y}_{.11} + \bar{Y}_{.21} + \bar{Y}_{.31} + \bar{Y}_{.41}$) is de som van de cel gemiddelden van elk level van factor A voor level 1 van factor B en ($\bar{Y}_{.12} + \bar{Y}_{.22} + \bar{Y}_{.32} + \bar{Y}_{.42}$) is de som van de cel gemiddelden van elk level van factor A voor level 2 van factor B]:i

$$\Psi' = \frac{\bar{Y}_{.11} + \bar{Y}_{.21} + \bar{Y}_{.31} + \bar{Y}_{.41}}{4} - \frac{\bar{Y}_{.12} + \bar{Y}_{.22} + \bar{Y}_{.32} + \bar{Y}_{.42}}{4} \qquad (41)$$

Met een standaard fout als volgt:

$$s_{\psi'} = \sqrt{MS_{with}\left(\sum_{j=1}^{J}\sum_{k=1}^{K}\frac{c_{jk}^2}{n_{jk}}\right)} \qquad (42)$$

Waarin njk het aantal observaties is in cel jk. Dit contrast onderzoekt de interactie tussen 4 methoden van factor A en de eerste twee van factor B. Wanneer een complexe interactie contrast is significant, dan ken je doorgaan met een simpelere interactie contrast met alleen 4 celgemiddelden. Dit is een alleenstaand vrijheidsgraden contrast, omdat het maar twee levels van elke factor (tetrad difference) heeft. Voorbeeld van zo'n contrast is:

$$\Psi' = (\bar{Y}_{.11} - \bar{Y}_{.21}) - (\bar{Y}_{.12} - \bar{Y}_{.22}) \qquad (43)$$

Waarin de fout term (error term) hetzelfde is als in formule (42).

Er zijn verschillende manieren om effectgrootte te meten (besproken in hoofdstuk 1). Voor het twee-factor ANOVA model zullen we de twee meest gebruikte manieren bespreken. Deze veronderstellen beide dat er gelijke variaties zijn over de cellen. De eerste is de partial eta squared. Deze manier laat het deel zien van de variatie in Y, die verklaard kan worden door effect waarin we geïnteresseerd zijn. Dit effect kan factor A zijn, factor B of de AB interactie. We bepalen eta2 als volgt:

$$\text{Partial } \eta^2_A = \frac{SS_A}{SS_A + SS_{with}}$$
$$\text{Partial } \eta^2_B = \frac{SS_B}{SS_B + SS_{with}}$$
$$\text{Partial } \eta^2_{AB} = \frac{SS_{AB}}{SS_{AB} + SS_{with}} \qquad (44)$$

Een andere methode om effect grootte te meten is omega squared, , ω^2:

$$\omega^2_A = \frac{SS_A - (J-1)MS_{with}}{SS_{total} + MS_{with}}$$
$$\omega^2_B = \frac{SS_B - (K-1)MS_{with}}{SS_{total} + MS_{with}}$$
$$\omega^2_{AB} = \frac{SS_{AB} - (J-1)(K-1)MS_{with}}{SS_{total} + MS_{with}} \qquad (45)$$

De uitkomsten moeten als volgt geïnterpreteerd worden: η^2 of ω^2 = .01 is een klein effect. Gemiddeld (medium) effect is η^2 of ω^2 = .06 en een groot effect is η^2 of ω^2 = .14.

Zoals eerder genoemd, ook de CIs (betrouwbaarheidsintervallen) kunnen worden gebruikt. Voor het twee-factor ANOVA model kunnen we betrouwbaarheidsintervallen maken voor de rij gemiddelden, column gemiddelden, celgemiddelden, het algehele gemiddelde en elk mogelijke contrast die zijn gevormd door MCP.

3.1.10 laat een voorbeeld zien van alle theorie dat is besproken in hoofdstuk 3.1

Zoals geleerd voor de een-factor ANOVA staat de verwachte mean squares voor een bepaalde bron van variatie voor de gemiddelde mean square waarde voor die bron, wanneer hetzelfde onderzoek oneindig zou worden herhaald. Voor het twee-factor ANOVA model zijn er twee situaties. De eerst is dat de nulhypothese eigenlijk waar is. In dat geval zijn er geen hoofdeffecten of interactie-effect en de verwachte mean squares zijn als volgt:

$$E(MS_A) = \sigma^2_\varepsilon$$
$$E(MS_B) = \sigma^2_\varepsilon$$
$$E(MS_{AB}) = \sigma^2_\varepsilon$$
$$E(MS_{with}) = \sigma^2_\varepsilon \qquad (46)$$

Dus wanneer MSwith wordt gebruikt als fout term (error term), zal de F-waarde ongeveer 1 zijn.

De tweede situatie is dat de nulhypothese eigenlijk niet waar is, dus dan zijn er wel hoofdeffecten en een interactie-effect. Dan zijn de verwachte mean squares als volgt:

$$E(MS_A) = \sigma^2_\varepsilon + (nK \textstyle\sum_{j=1}^{J} \alpha_j^2)/(J-1)$$
$$E(MS_B) = \sigma^2_\varepsilon + (n] \textstyle\sum_{k=1}^{K} \beta_j^2)/(K-1)$$
$$E(MS_{AB}) = \sigma^2_\varepsilon + [n \textstyle\sum_{j=1}^{J} \sum_{k=1}^{K} (\alpha\beta)^2_{jk}]/(J-1)(K-1)$$
$$E(MS_{with}) = \sigma^2_\varepsilon \qquad (47)$$

In dit geval, wanneer MSwith wordt gebruikt als fout term (error term), zullen de F-waarden >1.

Vanuit al deze informatie kunnen we concluderen dat de algemene F-ratio is:

F = (systematic variability + error variability)/ (error variability) (48)

De systematische variatie in het twee-factor ANOVA model is het gevolg van een hoofd-of interactie-effect. De error variatie is de variatie binnenin (within).

3.2

We gaan nu kijken naar het drie-factor en hogere-orde ANOVA model. Alle kenmerken die we hebben verteld van het twee-factor ANOVA model gelden voor deze andere modellen. Maar er is een uitzondering, namelijk dat er nu drie factoren zijn in plaats van twee. Dit zorgt ervoor dat er meerdere interactie-effecten kunnen zijn. Er zijn nu drie hoofdeffecten (eentje voor factor A, B en C), en er zijn drie interactie-effecten (AB, BC, en AC) en er zal een drie-richting (three-way) interactie zijn (ABC). De drie-richting interactie is gedefinieerd als: de AB interactie die constant is over alle levels van factor C (of AC over levels van B, of BC over levels van A).

Het model voor het drie-factor ANOVA model is:

$$Y_{ijkl} = \mu + \alpha_j + \beta_k + \gamma_l + (\alpha\beta)_{jk} + (\alpha\gamma)_{jl} + (\beta\gamma)_{kl} + (\alpha\beta\gamma)_{jkl} + \varepsilon_{ijkl} \quad (49)$$

Dit model is hetzelfde als het twee-factor ANOVA model (formule *(37)*). Maar er is nu een derde factor en een nieuw interactie effect en het drie-richting interactie effect aan toegevoegd. In dit model is:
Y_{ijkl} is de geobserveerde score voor de afhankelijke variabele foor individu i, in the level j van factor A, en voor level k van factor B, en voor level l van factor C (of in de jkl cel).
μ is de algehele populatie gemiddelde.
α_j is het main effect voor level j van factor A
β_k is het main effect voor level k van factor B
γ_l is het main effect voor level l van factor C
$(\alpha\beta)_{jk}$ is het interactie effect voor de combinatie van level j voor factor A en level k voor factor B.
$(\alpha\gamma)_{jl}$ is het interactie effect voor de combinatie van level j voor factor A en level l voor factor C
$(\beta\gamma)_{kl}$ is het interactie effect voor de combinatie van level k voor factor B en level l voor factor C.
$(\alpha\beta\gamma)_{jkl}$ is het interactie effect voor de combinatie van level j voor factor A, level k voor factor B, en level l voor factor C (drie-richting interactie).
ε_{ijkl} is de random residu fout voor individu i in cell jkl.

De hypothesen zijn hetzelfde als dievoor het twee-factor model, maar het is nu uitgebreid met een nieuw hoofdeffect, interactie-effect en de drie-richting interactie.

Samenvattingstabel voor het drie-factor ANOVA model

Source	SS	Df	MS	F
A	SSA	J-1	MSA	MSA/MSwith
B	SSB	K-1	MSB	MSB/MSwith
C	SSC	L-1	MSc	MSC/MSwith
AB	SSAB	(J-1)(K-1)	MSAB	MSAB/MSwith
AC	SSAC	(J-1)((L-1)	MSAC	MSAC/MSwith
BC	SSBC	(K-1)(L-1)	MSBC	MSBC/MSwith
ABC	SSABC	(J-1)(K-1)(L-1)	MSABC	MSABC/MSwith
Within	SSwith	N-JKL	MSwith	
Total	SStotal	N-1		

De rij die hier “within” wordt genoemd kan in SPSS worden aangeduid als error. Deze rij laat de in-groep kwadratensom zien, die verteld hoeveel variatie er is in de cellen gecombineerd over de verschillende cellen. Het rij-totaal kan in SPSS worden aangeduid met “corrected total” wat de totale kwadratensom is.

Het enige nieuwe in het drie-factor ANOVA model is de drie-richting interactie. Wanneer deze interactie significant is, betekend dat de normale interactie-effect is verschillend tussen de levels van de derde factor.

Doordat er een extra factor is toegevoegd, zal dat in de meeste gevallen zorgen voor een lagere waarde van MSwith, Dit is goed, maar aan de andere kant zorgt het toevoegen van extra factoren ook voor meer risico. Je moet dan ook de mogelijkheid voor significante hogere-orde interacties meenemen. Maar het is moeilijk om dit te interpreteren.

3.3

Tot nu toe zijn we ervan uit gegaan dat we een gelijke n’s situatie hebben, wat de berekening gemakkelijker maakt. Maar dit is niet altijd het geval, vandaar dat we nu zullen kijken naar ongelijke n’s. Wanneer er een ongelijke n’s situatie is, zijn de hoofdeffecten en interactie-effecten niet orthogonaal. Dit betekent dat de kwadratensom niet kan worden verdeeld in onafhankelijke effecten (als in formule (40)). Dus de aparte SS's hoeven niet per se samen gelijk te zijn aan SStotal. Er zijn drie verschillende methoden voor de ongelijke n’s situatie. Elk van deze gebruikt verschillende hypothesen, en de methoden hebben dus niet dezelfde resultaten:

Sequential approach (hierarchical sums of squares approach):

In deze methode worden de effecten als volgt getoetst:

$$\alpha \mid \mu$$
$$\beta \mid \mu, \alpha$$
$$\alpha\beta \mid \mu, \alpha, \beta$$

Dit betekent bijvoorbeeld dat het het effect voor factor B (beta) is aangepast of controleert voor (de verticale lijn geeft dit aan) het algehele gemiddelde (mu) en het hoofdeffect als gevolg van factor A (alpha). (In SPSS dit de Type I sum of squares method).

In deze methode is het interactie-effect niet meegenomen in het bepalen van de hoofdeffecten.

Partially sequential approach (partially hierarchical, or experimental design, or method of fitting constants approach):

In deze methode worden de effecten als volgt getoetst :

$\alpha \mid \mu, \beta$
$\beta \mid \mu, \alpha$
$\alpha\beta \mid \mu, \alpha, \beta$

Het verschil met de eerste methode is dat in deze methode elk hoofdeffect controleert voor het andere hoofdeffect, maar niet voor het interactie-effect. (In SPSS is dit de Type II sum of squared methode). Dit is de enige methode waar de kwadratensom zal optellen tot de totale kwadratensom.

Ook in deze methode wordt het interactie-effect niet meegenomen in het bepalen van de hoofdeffecten.

Regression approach (marginal means or unique approach):

In deze methode worden de effecten als volgt getoetst :

$\alpha \mid \mu, \beta, \alpha\beta$
$\beta \mid \mu, \alpha, \alpha\beta$
$\alpha\beta \mid \mu, \alpha, \beta$

In deze methode controleert elk effect voor de andere effecten. En anders dan in de eerste twee methoden, neemt deze methode het interactie-effect mee in het bepalen van de hoofdeffecten. (In SPSS is dit Type III sum of squares method).

Deze methode wordt het meest gebruikt, want deze methode lijkt het meeste op de traditionele ANOVA, omdat elk effect controleert voor het andere effect.

Wanneer je één van deze methodes gebruikt voor een situatie met gelijke n's, zullen alle methoden dezelfde hypothesen en resultaten genereren.

3.4

Stappen om een factorial ANOVA uit te voeren in SPSS:

- Ga naar “Analyze”, selecteer “General linear model” en selecteer “univariate”.
- Sleep de afhankelijke variabele in de “dependent variable” box. Sleep de eerste en tweede onafhankelijke variabele in de “fixed factors” box en klik op “options”.
- Selecteer in “options” welke test je wil uitvoeren, meestal selecteren we “descriptive statistics”, “estmates of effect size”, “observed power”, “homegeneity tests” en “spread vs. Level plot”. Klik dan op “continue”.

- Klik op “plots” om een profiel grafiek van de gemiddelden te maken. Sleep de onafhankelijke variabele in de “Horizontal axis” box (het makkelijkste is om de onafhankelijke variabele met de meeste levels op de horizontale as te plaatsen, dit maakt het makkelijker om de grafiek te interpreteren). Sleep de tweede onafhankelijke variabele in de “seperate lines” box. Klik op “add” om de variabele in de “plots” box te krijgen. Klik dan op “continue”.
- Klik op de “Post hoc” om verschillende post hoc MCPs te selecteren of klik op “contrasts” om verschillende geplande MCPs te selecteren. Vanaf de “post hoc multiple comparisons for observed means” box, klik op de namen van de onafhankelijke variabelen in de “factor(s)” lijst, en verplaats ze in “Post hoc tests for” box. Selecteer een goede MCP (wij gebruiken “Tukey”) en klik op “continue”.
- Klik op “save” en selecteer de elementen die je wilt opslaan. (in dit geval, slaan we de unstandardized residuals op, die we later zullen gebruiken om te kijken naar de normaliteit en onafhankelijkheid aannames). Klik op “ok” voor de resultaten.

Er is al veel uitgelegd over hoe we de resultaten moeten interpreteren. Maar we zullen hier een aantal extra dingen toevoegen. De F-toets die Levene’s Test of Equality of Error Variances is genoemd bekijktof we gelijke variaties kunnen aannemen. De R squared wordt als een voetnoot genoteerd onder de test resultaten. Dit laat de ratio van de kwadratensom tussen (e.g. gecombineerde SS voor de hoofdeffecten en interactie-effecten) en de totale kwadratensom zien.

De geobserveerde power laat zien of een test sterk genoeg is om verschillen in gemiddelden te kunnen vinden wanneer ze bestaan. Een power van 1.00 is bijvoorbeeld de maximale kans om de nulhypothese te verwerpen wanneer hij echt niet waar is zien (dus erg sterk).

“Sig”-column laat de p-waarden zien en geeft de resultaten voor de contrasten.

De Spread vs. Level grafiek laat de standaarddeviaties van de afhankelijke variabele (of variaties) tegen de celgemiddelden zien. Deze worden gebruikt om te kijken wat er moet worden gedaan wanneer de aannames van homogeniteit van variatie niet wordt nageleefd. Homogeniteit wordt aangenomen wanneer de punten random verdeeld zijn over de grafiek. Wanneer de grafiek een lineaire relatie laat zien, kan het helpen om de data te veranderen door de log van de afhankelijke variabele te gebruiken. Het maken van aan logaritme zorgt ervoor dat er positieve waarden nodig zijn. Een andere oplossing is de data veranderen door de wortel te trekken van de afhankelijke variabele waarden.

We gaan nu laten zien hoe je de data kan checken op verschillende aannamen:

Normaliteit

De residuen kunnen worden gebruikt om te testen voor de aanname van normaliteit. Dit kan worden gedaan door “explore” in SPSS. Je kan kijken naar histogram. Ook de Shapiro-Wilk (S-W) toets en een Q-Q plot kunnen worden gebruikt. Wanneer de punten op een Q-Q plot op de diagonale lijn vallen, is er bewijs voor normaliteit.

Een andere mogelijkheid is het gebruiken van een boxplot.. Wanneer er bewijs is voor normaliteit heeft het boxplot de vorm van een normale verdeling van de residuen en er zijn geen uitbijters (outliers).

Onafhankelijkheid

Je kan een grafiek maken met de residuen afgezet tegen de levels van de onafhankelijke variabelen in een scatterplot. Dit laat zien wat voor patroon de data aanneemt en geeft een indicatie of de aanname van onafhankelijkheid is gehaald. In dit geval hebben we meerdere onafhankelijke variabelen, dus we verdelen de scatterplot in de levels van een onafhankelijke variabele en dan maken we een “bivariate” scatterplot voor de andere onafhankelijke variabele.

We zullen nu kijken naar de Post hoc power, en Priori power voor het factorial ANOVA model. Eerst zullen we de post hoc power bespreken. Wanneer er meerder onafhankelijke variabelen zijn, moet G*power apart worden berekend voor elk hoofdeffect en interactie-effect. Dit is al uitgelegd in hoofdstuk 2.

Ten tweede is de priori power. We kunnen de totale steekproef grootte die we nodig hebben voor de hoofdeffecten en/of interactie-effecten, wanneer de geschatte effectgrootte, f, alpha level, gewilde power, vrijheidsgraden van de teller en het aantal groepen of cellen zijn gegeven, bepalen. Ook voor deze uitleg zie hoofdstuk 2.