

Webinar Introductie trajectory analysis

VvE SIG Growth Modeling

5.1.2e

AmsterdamUMC

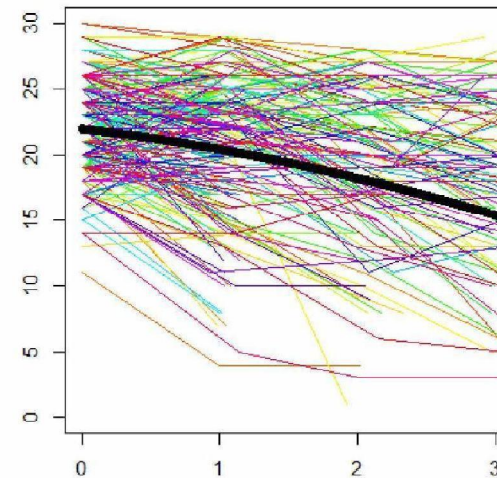
5.1.2e

Radboudumc

5.1.2e

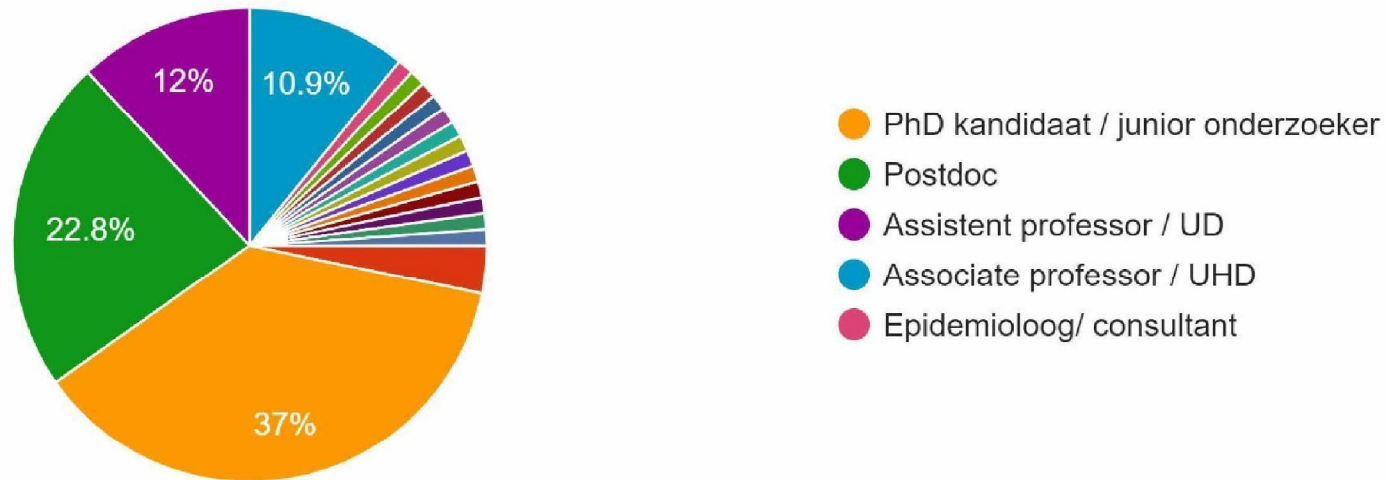
LUMC

9 DECEMBER 2021

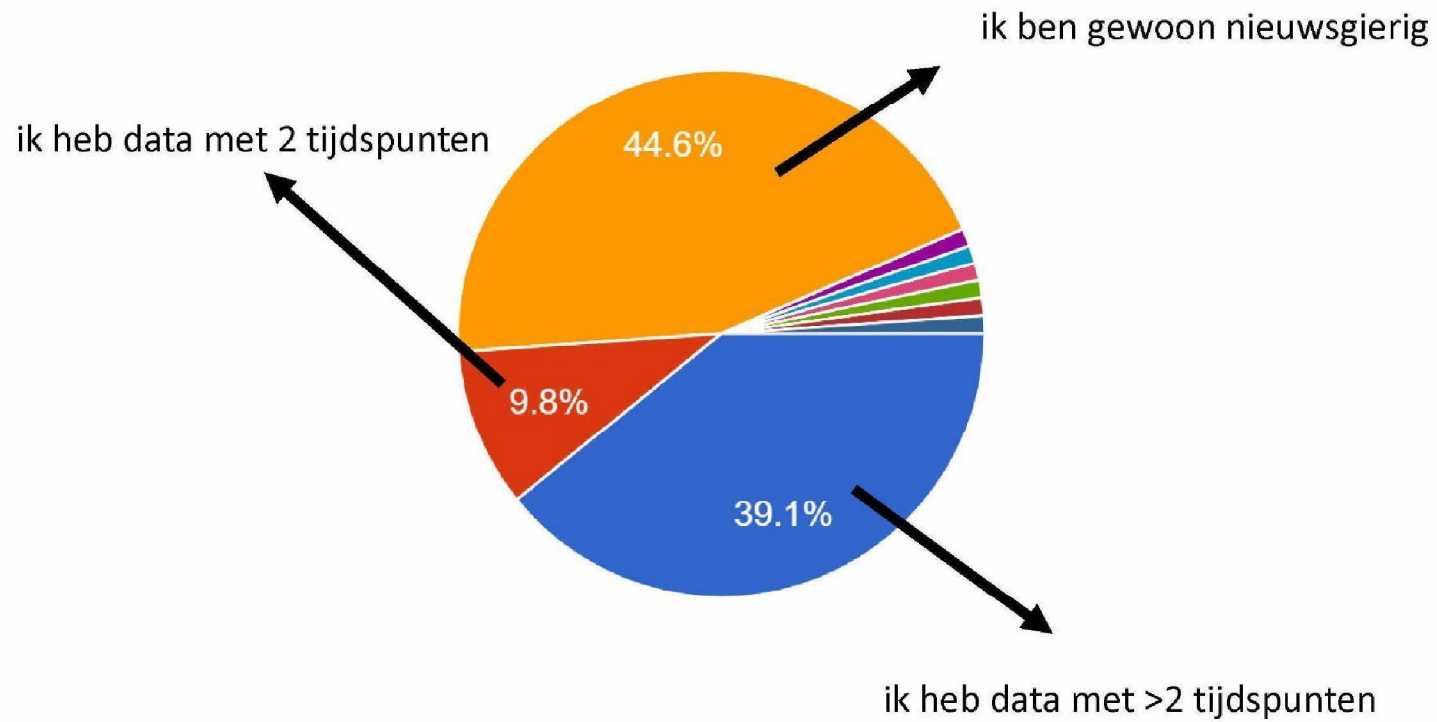


v>e vereniging voor epidemiologie

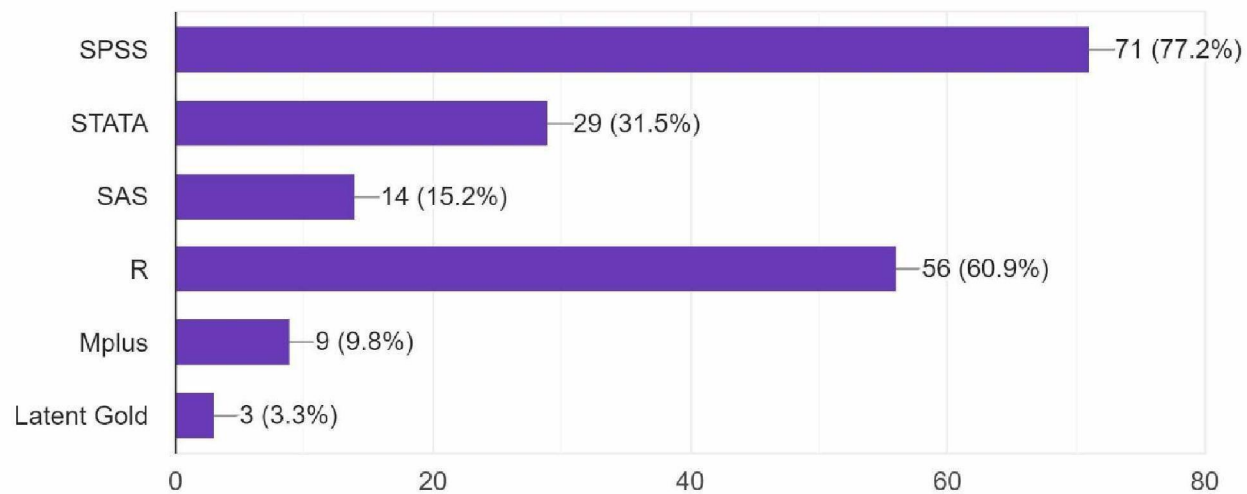
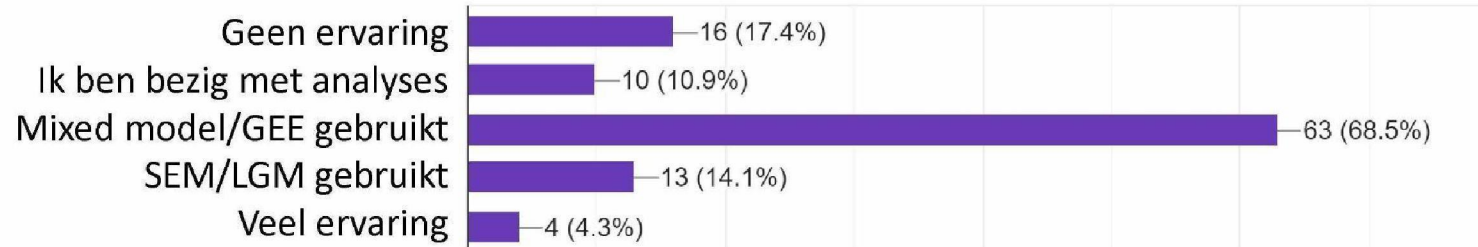
Wie zijn jullie? (N=92)



Waarom heb je je opgegeven? (N=92)



Wat is jullie ervaring? (N=92)



Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

KOFFIEPAUZE

2. Extensies van standaard latent growth model

Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

KOFFIEPAUZE

2. Extensies van standaard latent growth model

Voorbeeld: onderzoeksvraag

Hoe verloopt het herstel van post-COVID patiënten tijdens en na de geriatrische revalidatie (GR)?



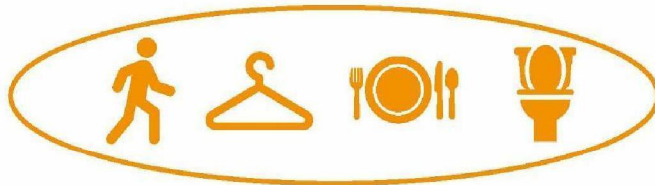
EU-COGER
European cooperation in geriatric
rehabilitation research after COVID-19

Grund et al. (2021) J Nutr Health Aging

EU-COGER studie



Wat? Herstel in dagelijks functioneren
Barthel Index (BI, schaal: 0-20)



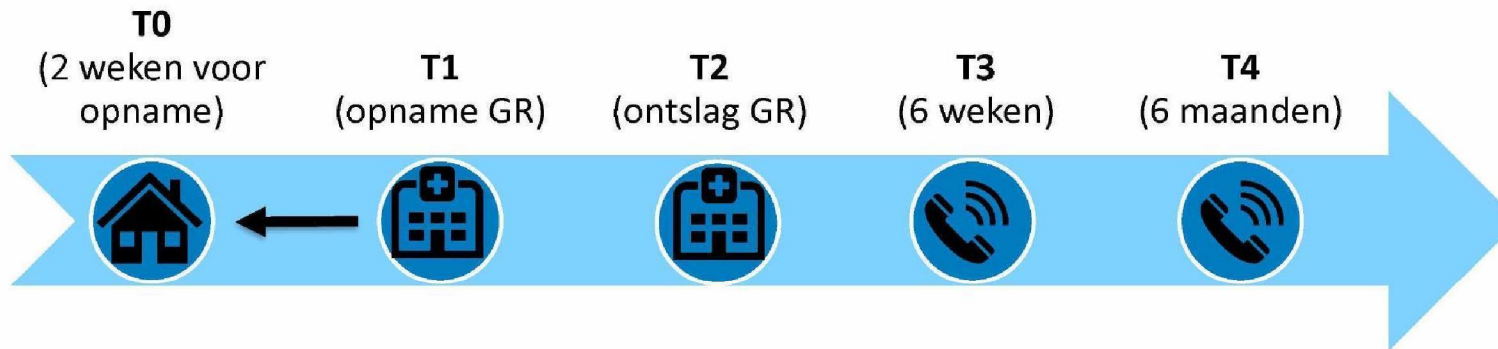
Wie? Cliënten met indicatie voor GR n.a.v. SARS-COV-2 infectie

Hoe? Multicenter observationele cohort studie

Waar? 66 revalidatiecentra in 10 landen

Grund et al. (2021) J Nutr Health Aging

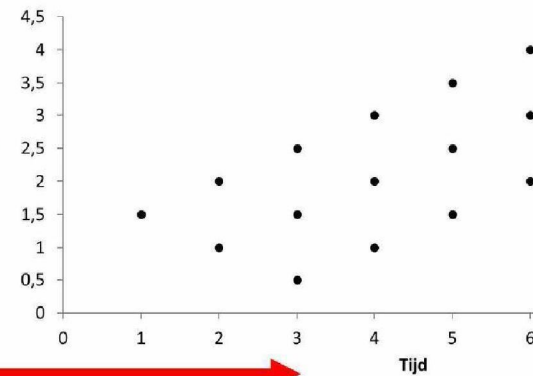
EU-COGER studie



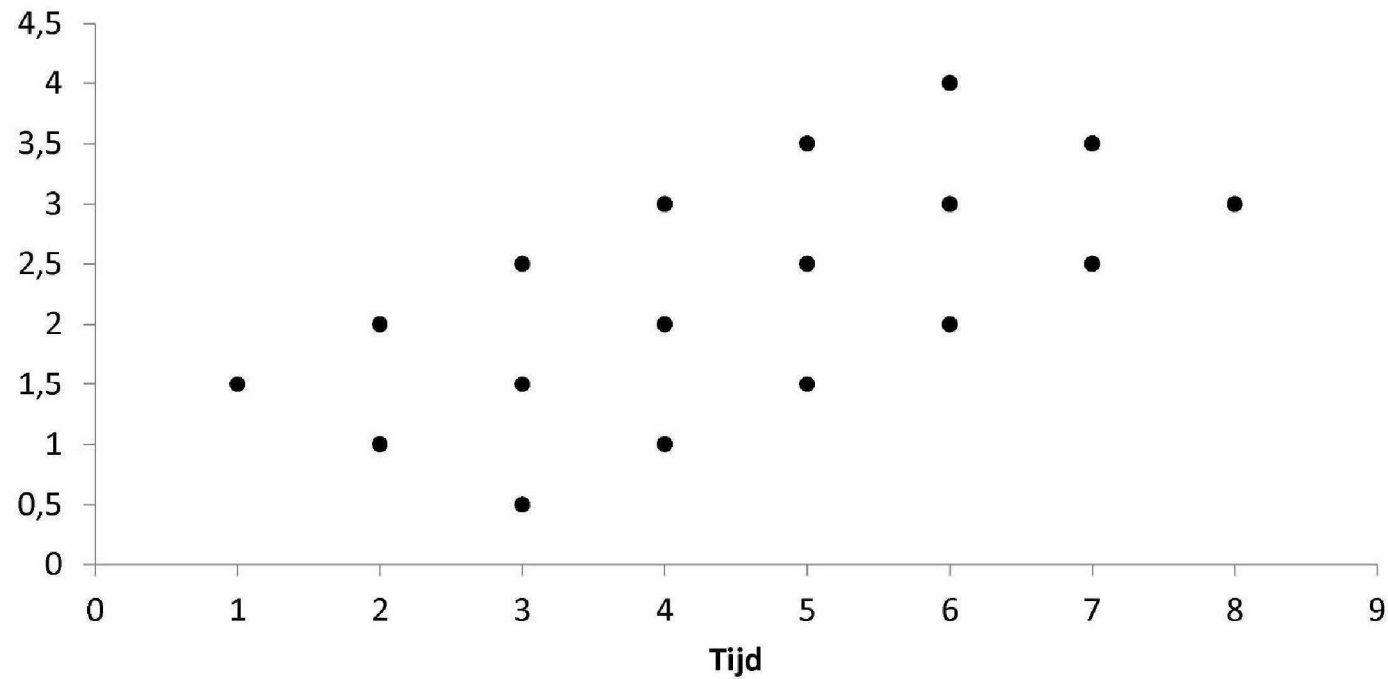
Herhaalde metingen bij dezelfde personen over tijd
Continue uitkomstmaat

Hoe ziet mijn data eruit?

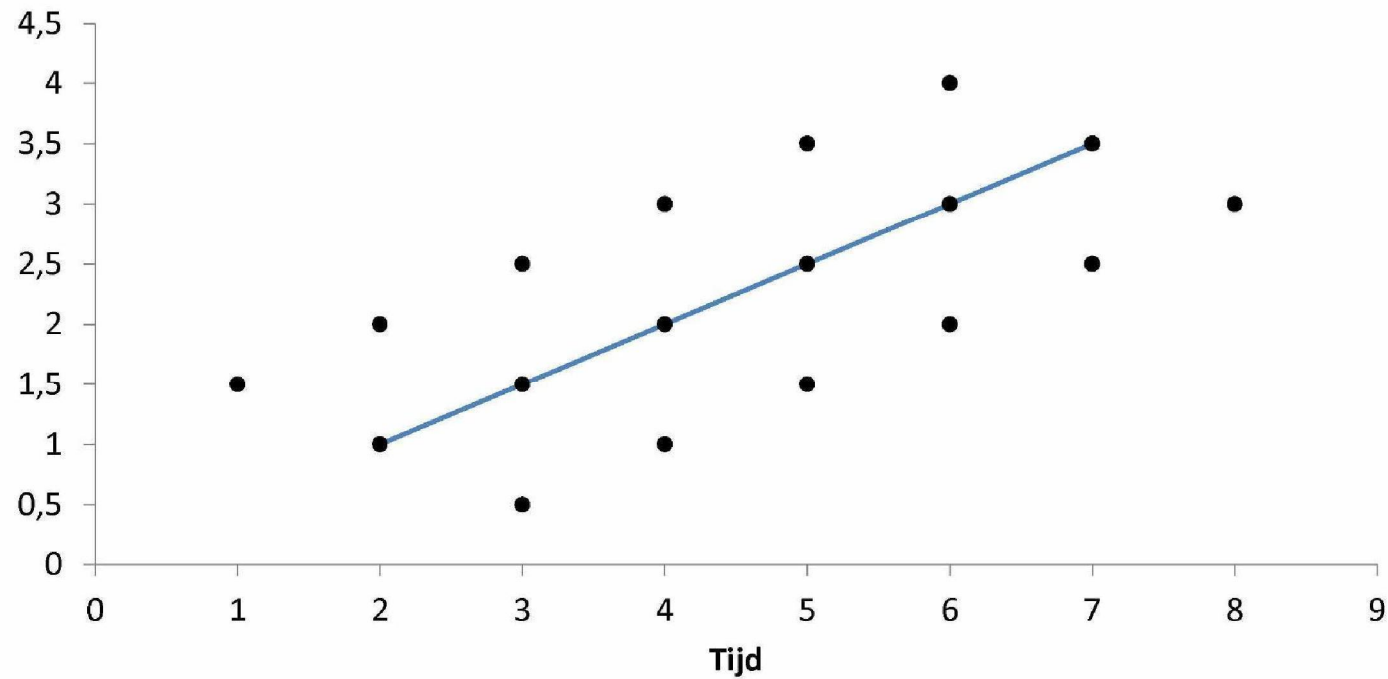
ID	Tijd	leeftijd	geslacht	BI
1	0	76	1	18
1	1	76	1	11
1	2	76	1	15
1	3	76	1	16
1	4	76	1	18
2	0	77	2	19
2	1	77	2	8
3	0	85	1	17
3	1	85	1	10
3	2	85	1	18
3	3	85	1	19



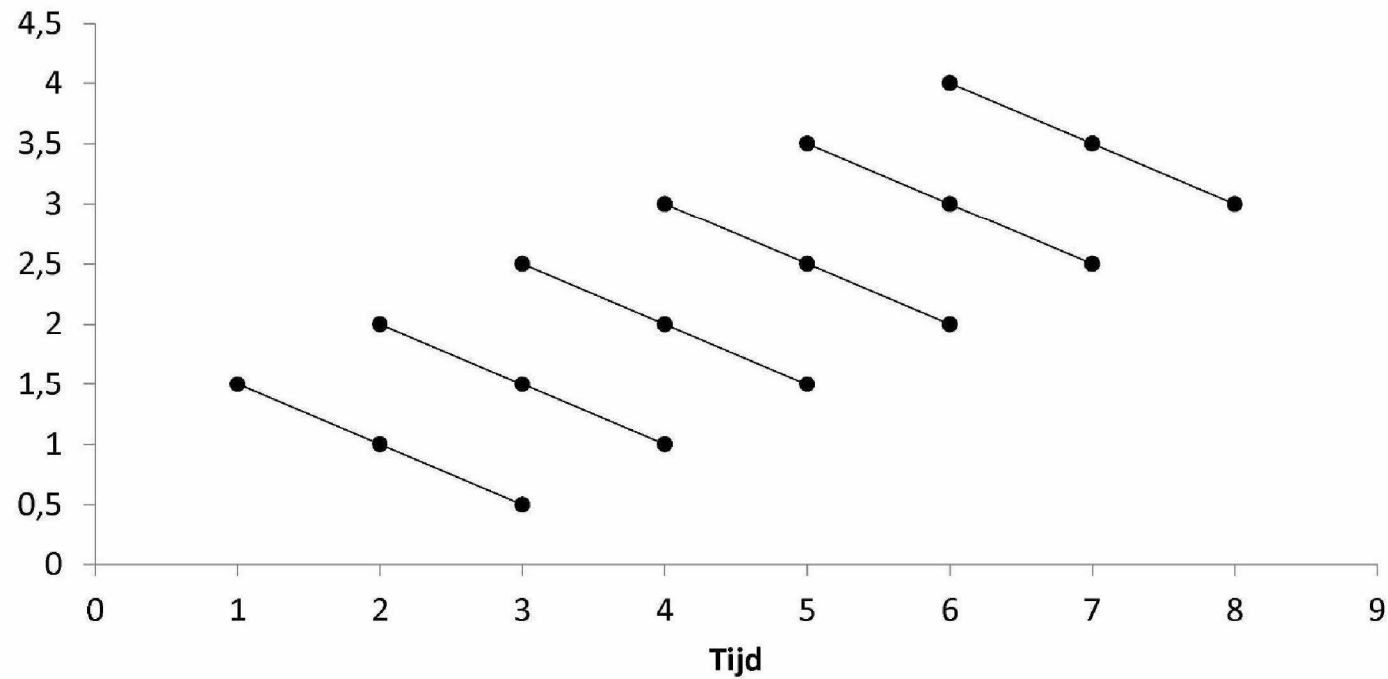
Extreme situatie



Extreme situatie



Extreme situatie

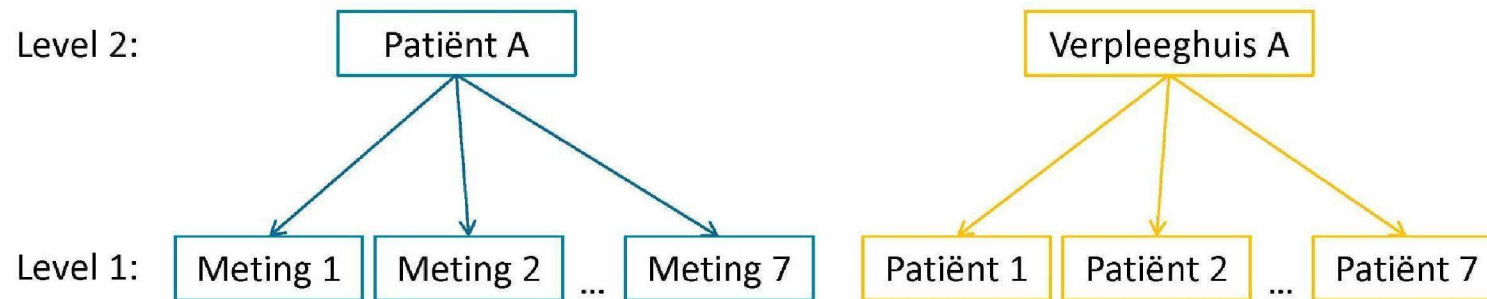


Mixed model

- **Synonymen:**
 - Linear mixed model
 - Hierarchical (linear) models
 - Multilevel model
 - Random effects model

Mixed model

- **Wanneer te gebruiken?**
 - Hierarchie in data
 - Afhankelijke metingen

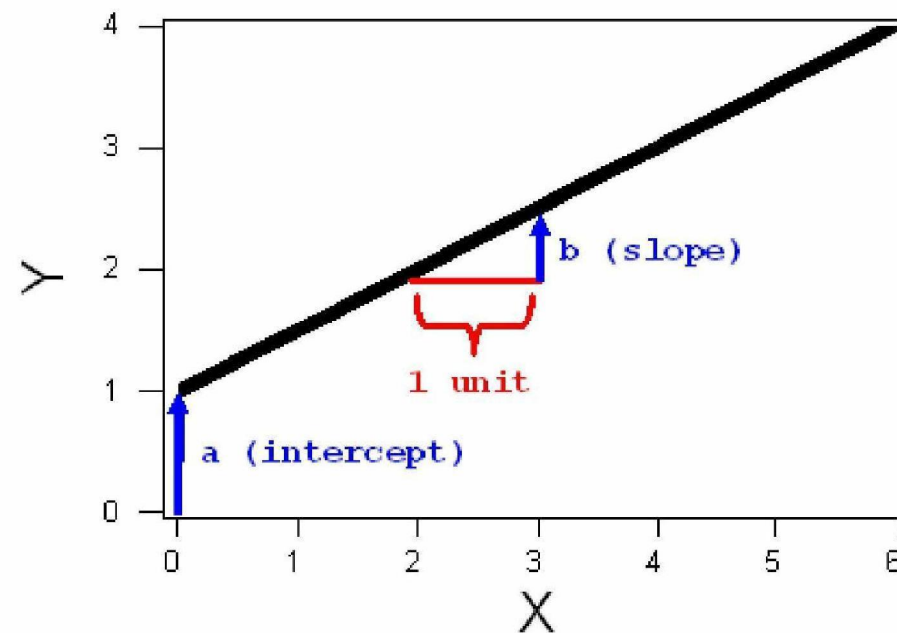


Mixed model

- **Wanneer te gebruiken?**
 - Hierarchie in data
 - bijv. continue uitkomstmaat van patiënt op meerdere tijdstippen
 - Sommige deelnemers hebben missende waardes (MAR)
- **Voorbeelden van onderzoeksdoelen:**
 - Gemiddeld beloop van een ziekte/traject in kaart brengen
 - Redenen voor afwijkingen van gemiddelde identificeren

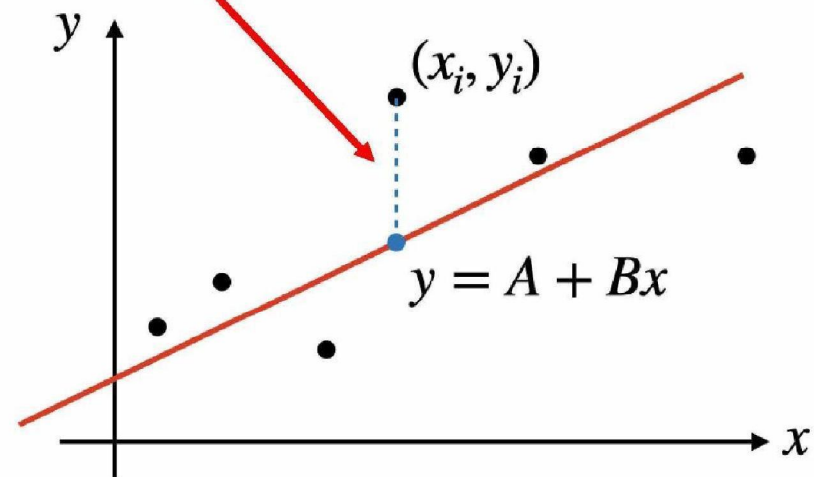
Regressie: 1 level

$$Y = a + b \cdot X$$



Regression: 1 level

$$Y_i = a + b * X_i + \text{error}$$



Mixed model: 2 levels

Y_{ij} = uitkomst van individu i op tijdpunt j

Level 1:

$$Y_{ij} = a + (b * \text{tijd}_{ij}) + \text{error}_{ij} \rightarrow \text{“Within person” level}$$

Level 2:

$$\begin{aligned} a &= a_0 + a_i \\ b &= b_0 + b_i \end{aligned} \rightarrow \text{“Between person” level}$$

Mixed model: 2 levels

Level 1:

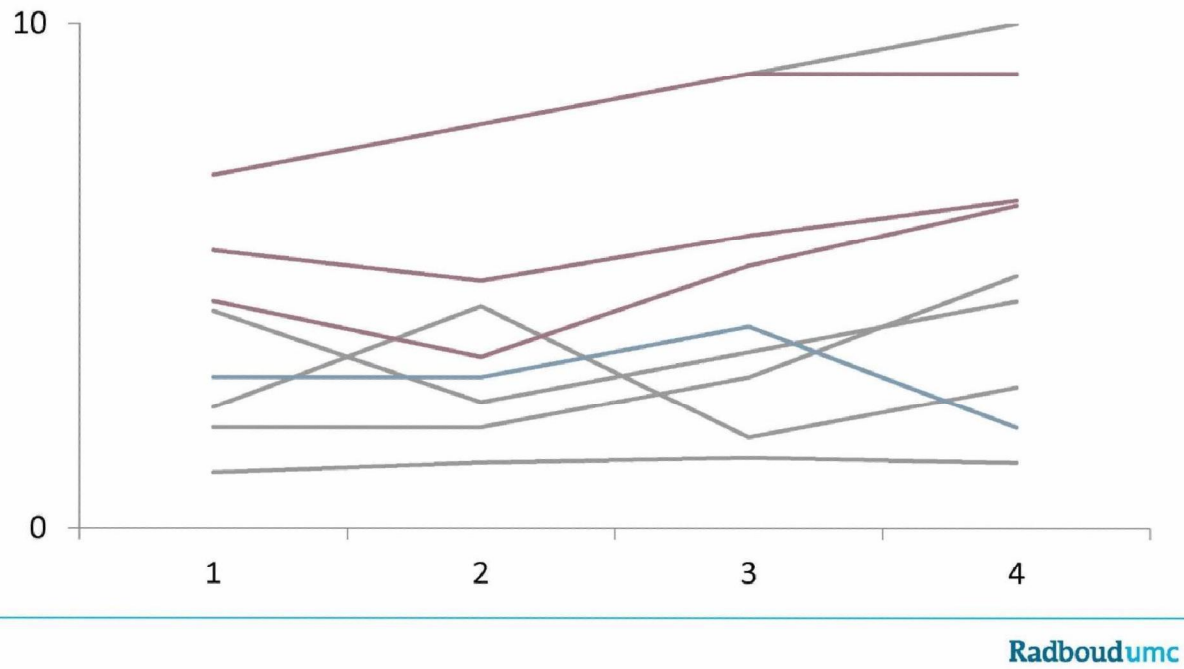
$$Y_{ij} = a + (b * \text{tijd}_{ij}) + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

$$\begin{aligned} a &= a_0 + a_i = \text{random intercept} \\ b &= b_0 + b_i = \text{random slope} \end{aligned} \quad \left. \vphantom{\begin{aligned} a &= a_0 + a_i \\ b &= b_0 + b_i \end{aligned}} \right\} \text{Random effects}$$

\downarrow
Fixed effects

Fictieve data van 9 personen



Unconditional MEANS model

Level 1:

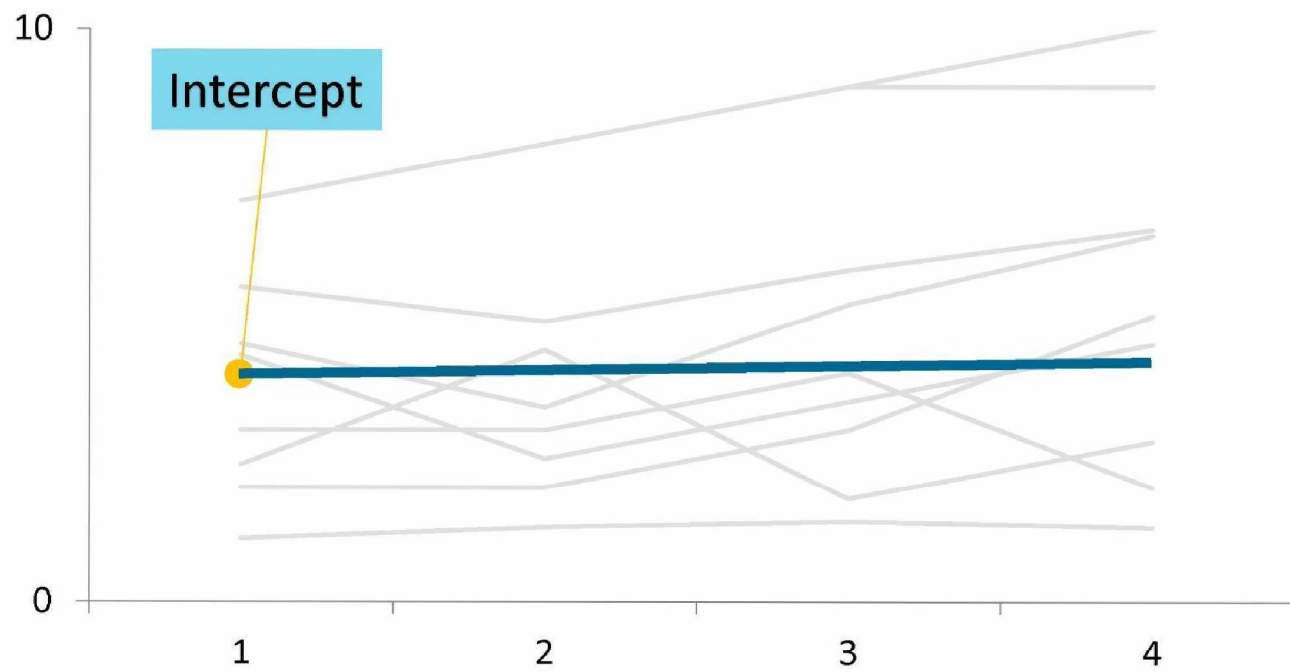
$$Y_{ij} = a + (\cancel{b} * \text{time}_{ij}) + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

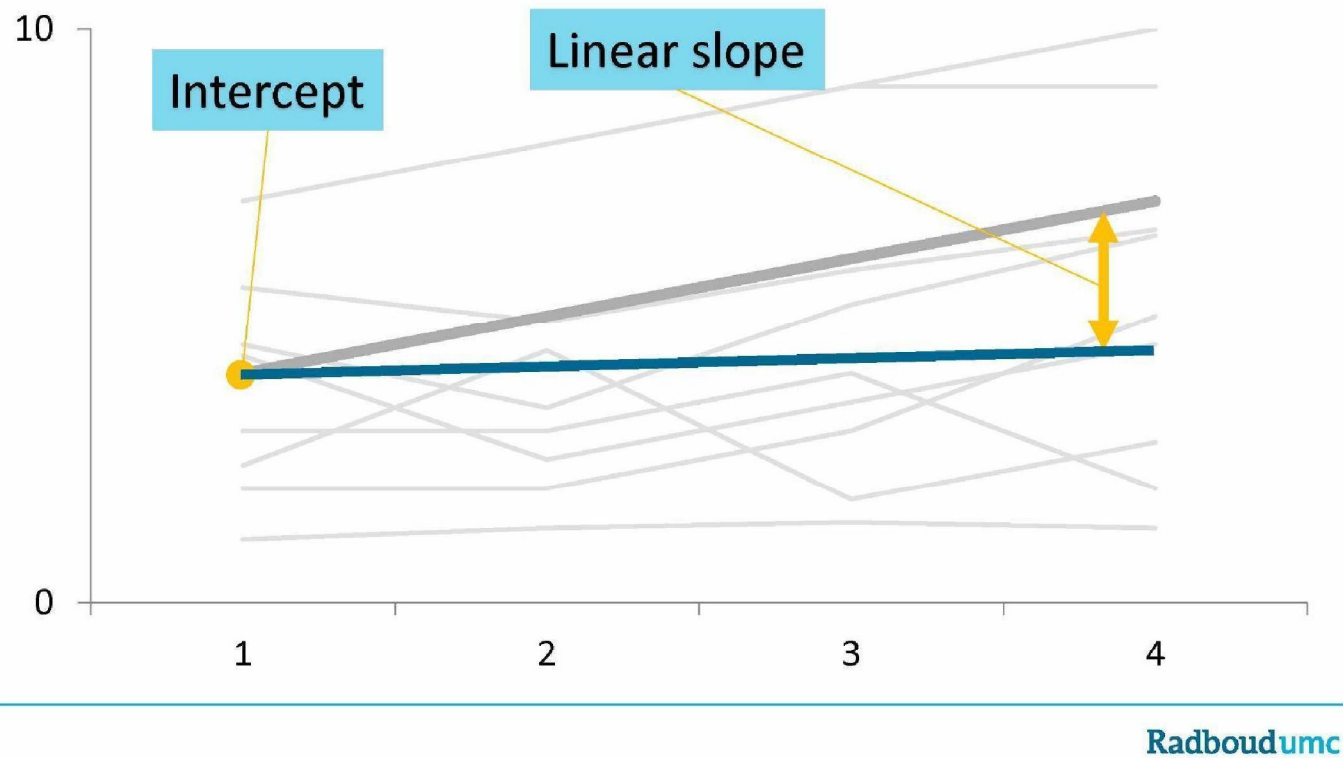
$$a = a_0 + \cancel{\text{random } a_i}$$

$$\cancel{b} = \cancel{b_0} + \cancel{\text{random } b_i}$$

Unconditional MEANS model



Mixed model: fixed intercept + slope



Mixed model: fixed intercept + slope

Level 1:

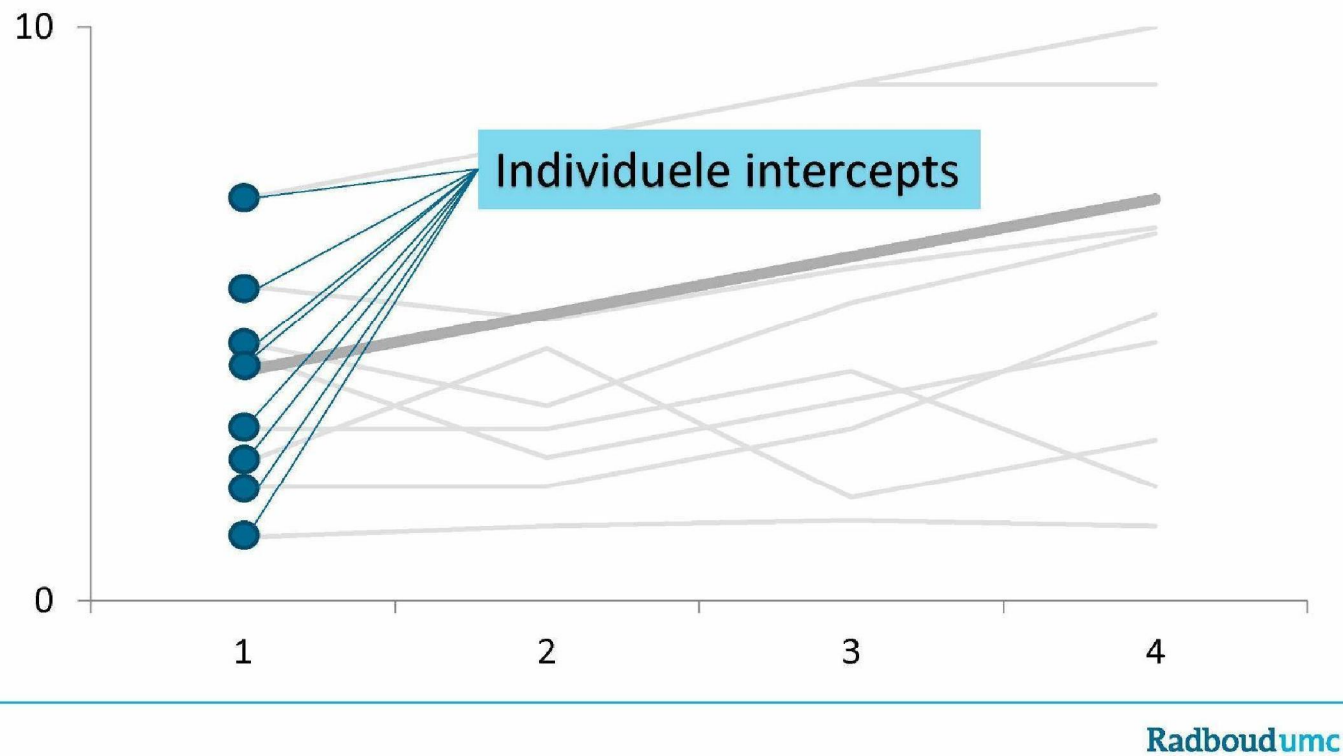
$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

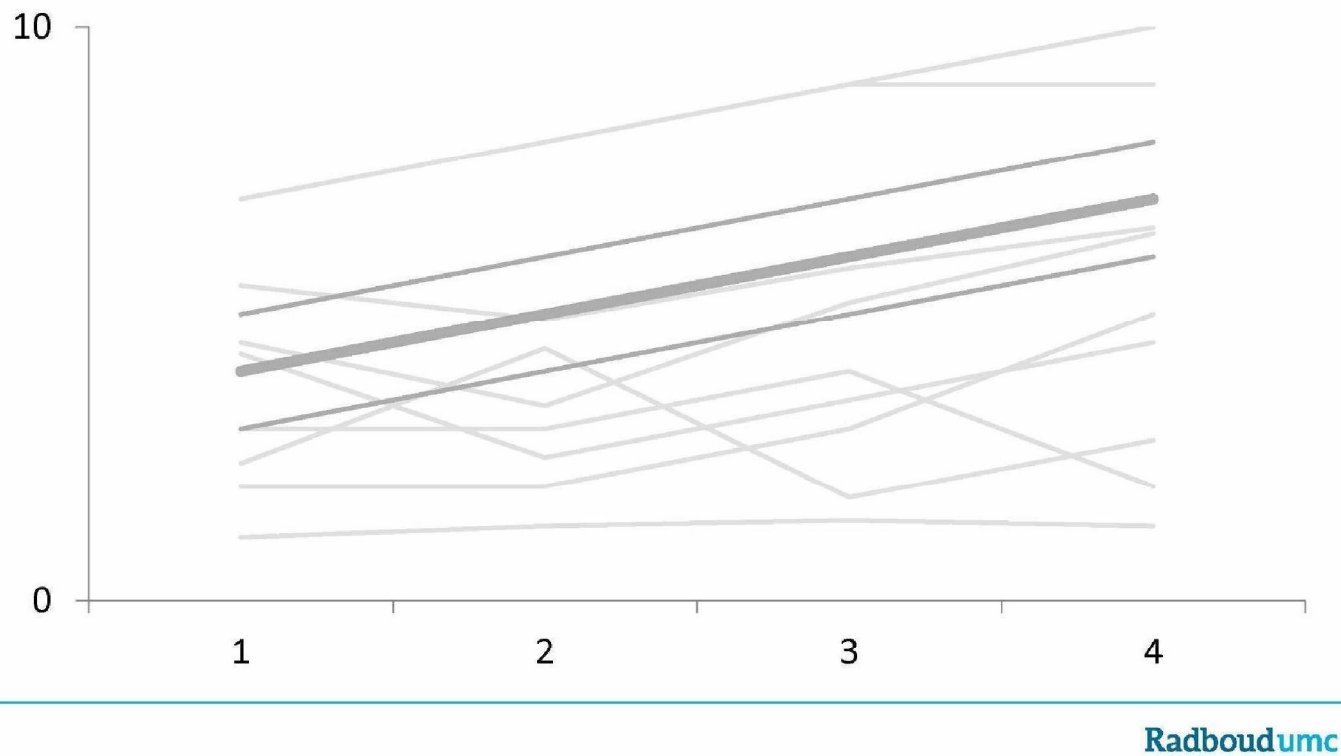
$$a = a_0 + \text{random } a_i$$

$$b = b_0 + \text{random } b_i$$

Variatie rond het intercept



Betere model fit met 'random intercept'?



Mixed model met random intercept

Level 1:

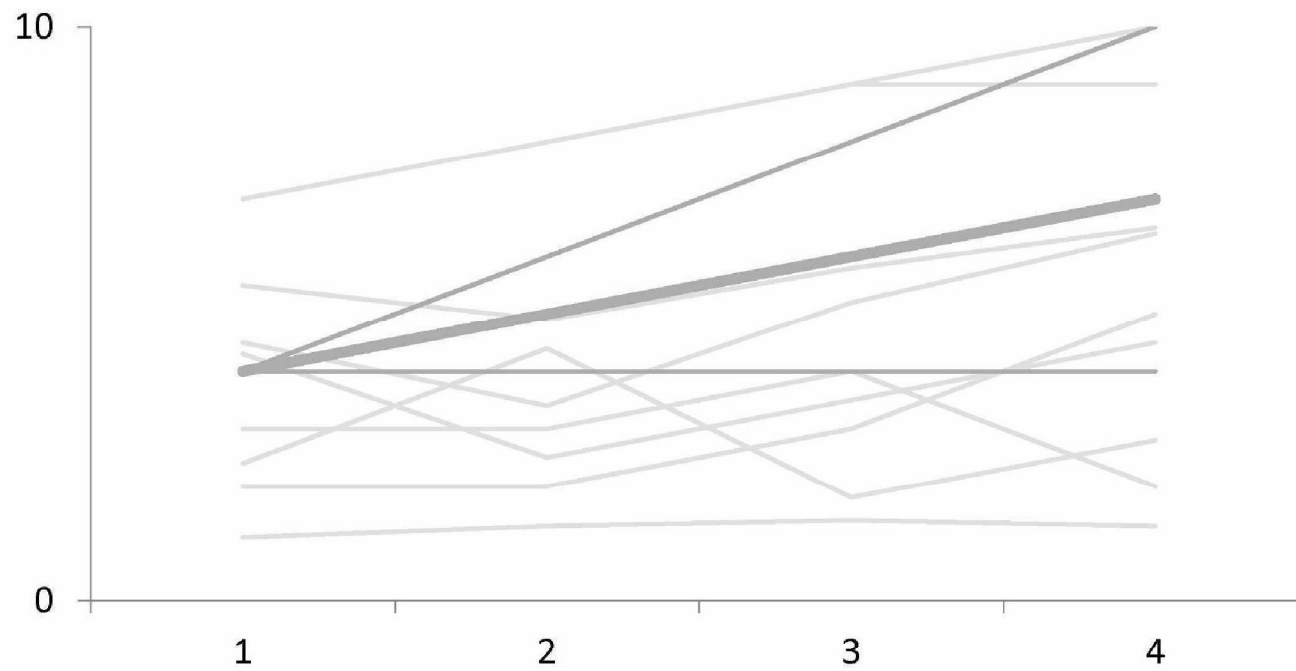
$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

$$a = a_0 + \text{random } a_i$$

$$b = b_0 + \text{random } b_i$$

Betere model fit met 'random slope'?



Radboudumc

Mixed model met random intercept + random slope

Level 1:

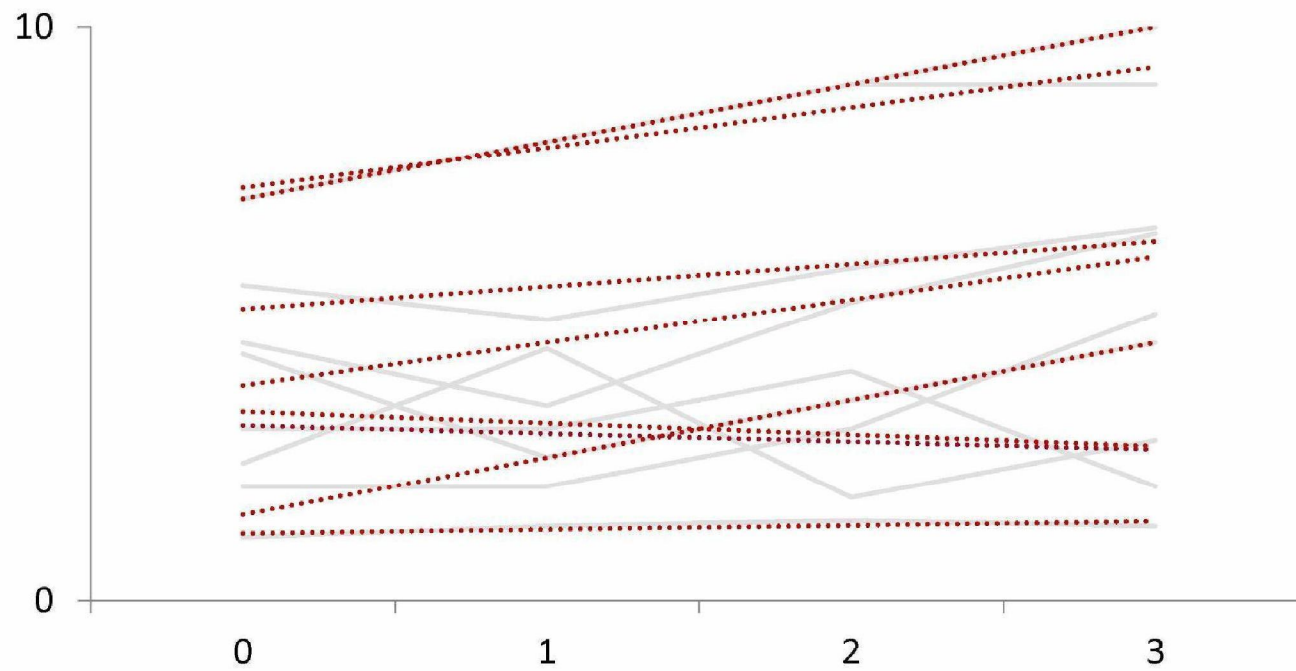
$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

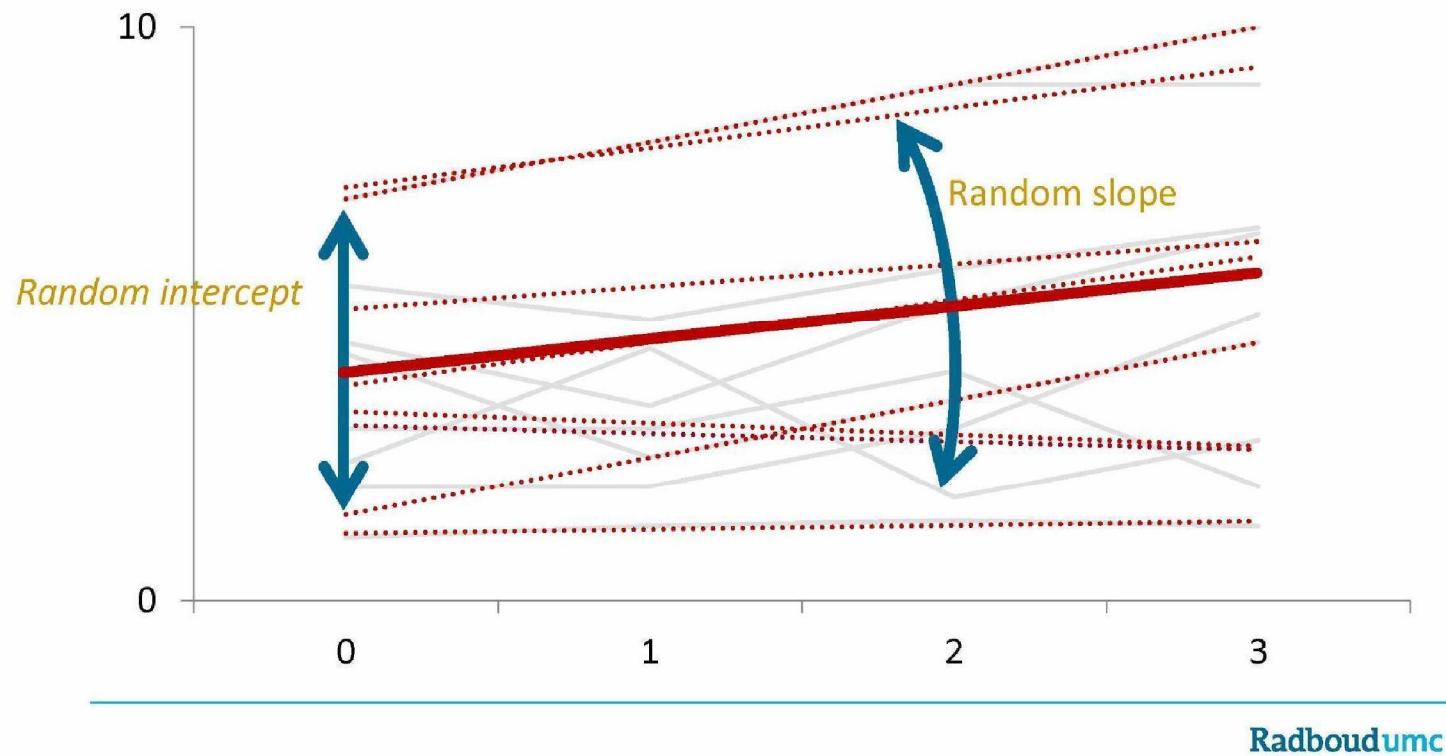
$$a = a_0 + \text{random } a_i$$

$$b = b_0 + \text{random } b_i$$

Mixed model met random intercept + random slope



Mixed model met random intercept + random slope



Kwadratisch mixed model

Level 1:

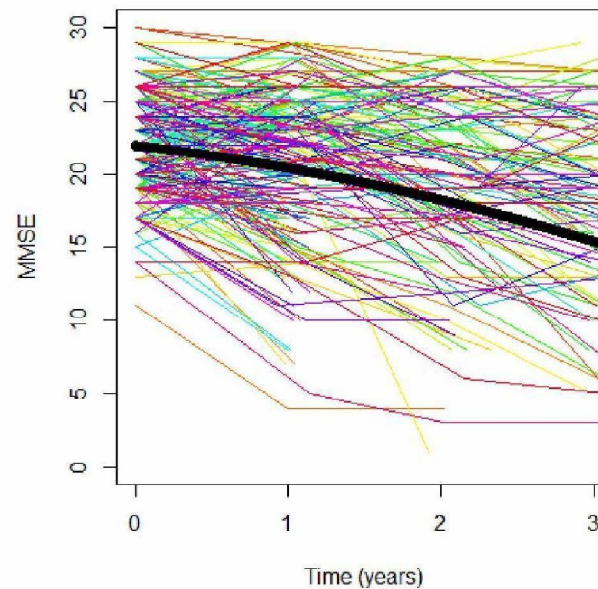
$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + c \cdot \text{time}_{ij}^2 + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

$$a = a_0 + \text{random } a_i$$

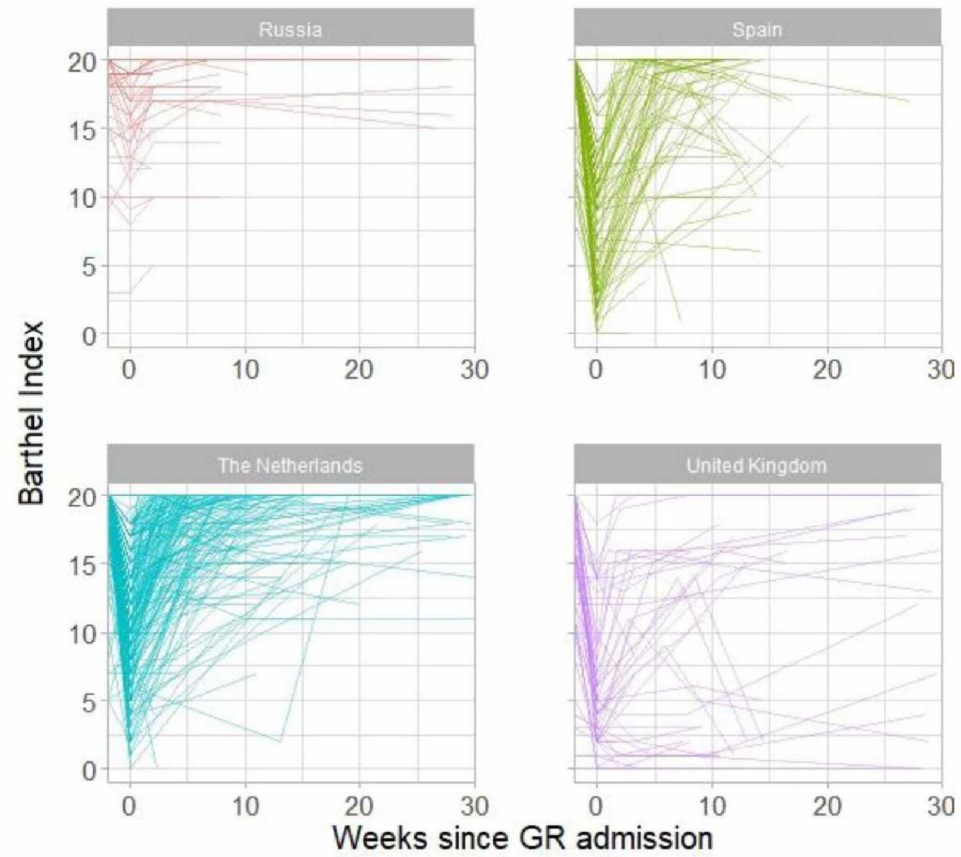
$$b = b_0 + \text{random } b_i$$

$$c = c_0 + \text{random } c_i$$

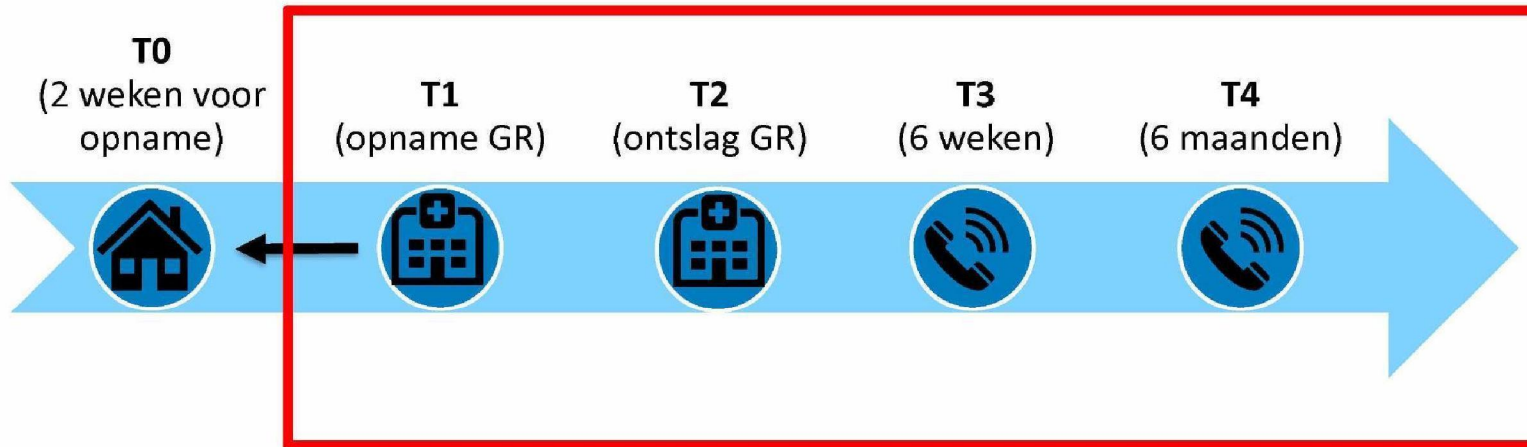


Haaksma et al. (2018) *Int Psychogeriatr.*

Stap 1: plot je data



EU-COGER studie



Eerst kijken, niet zomaar een model fitten!

Unconditional model

Without any covariates, only time

Level 1:

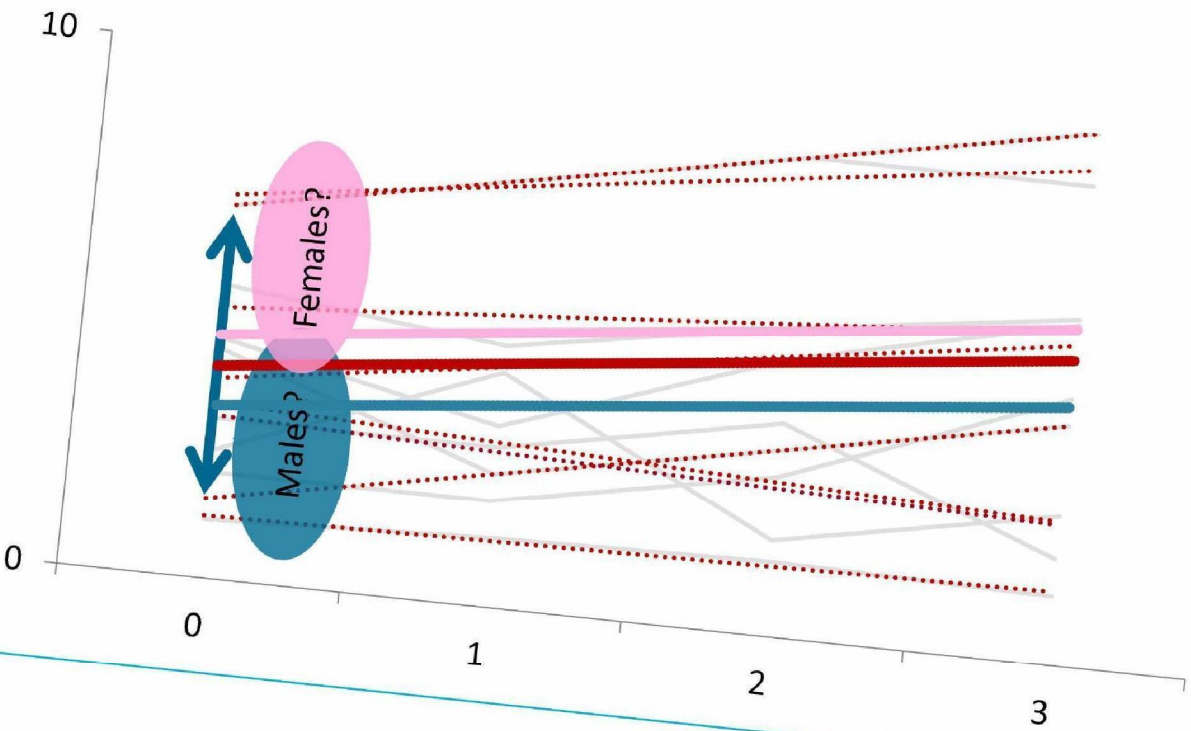
$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

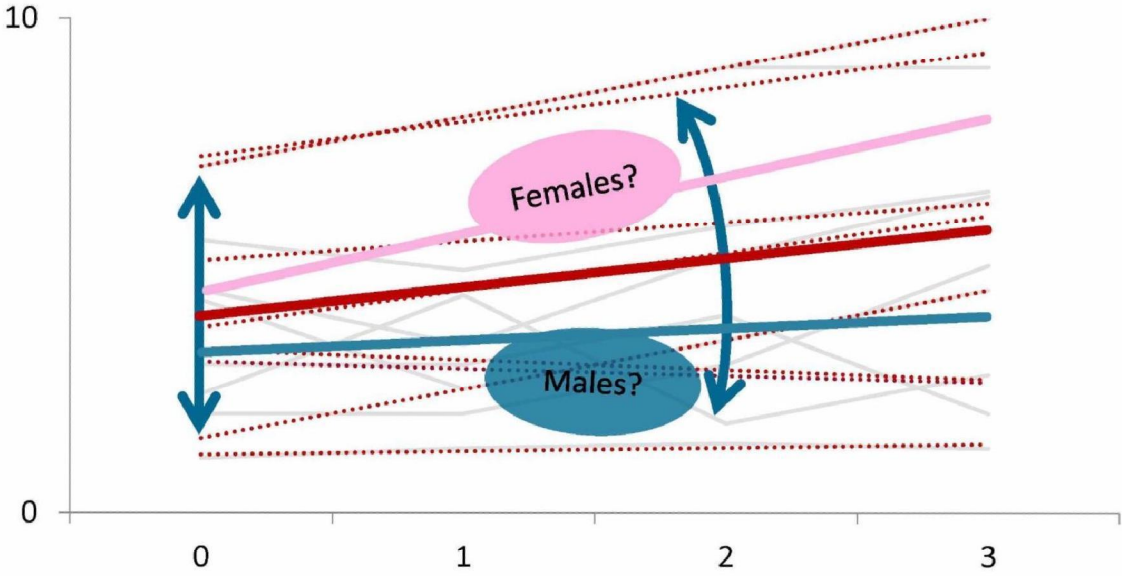
$$a = a_0 + \text{random } a_i$$

$$b = b_0 + \text{random } b_i$$

Een covariaat toevoegen...



Een covariaat toevoegen...



Mixed model including sex

Level 1:

$$Y_{ij} = a + b \cdot \text{time}_{ij} + \text{error}_{ij}$$

Level 2:

$$a = a_0 + a_1 \cdot \text{sex}_i + \text{random } a_i$$

$$b = b_0 + b_1 \cdot \text{sex}_i + \text{random } b_i$$

Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

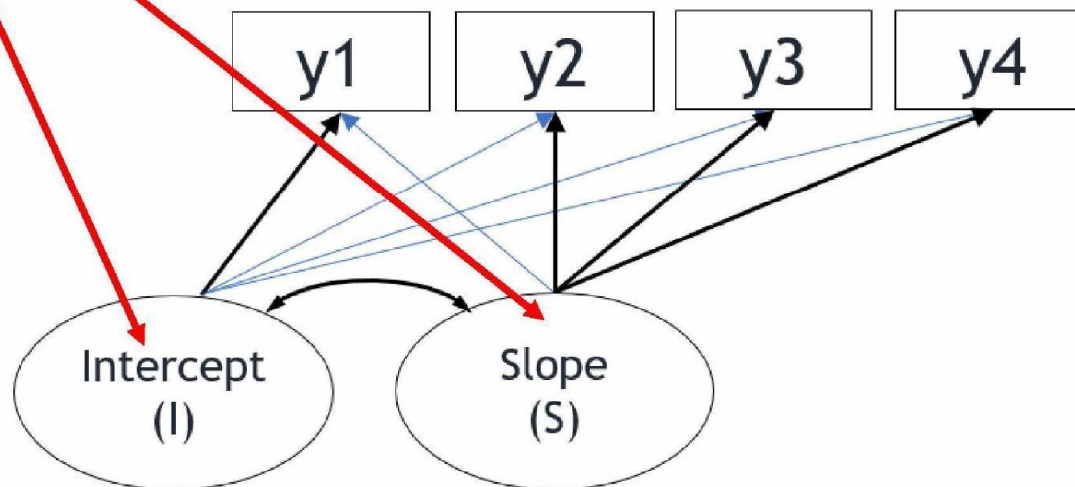
- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

2. Extensies van standaard latent growth model

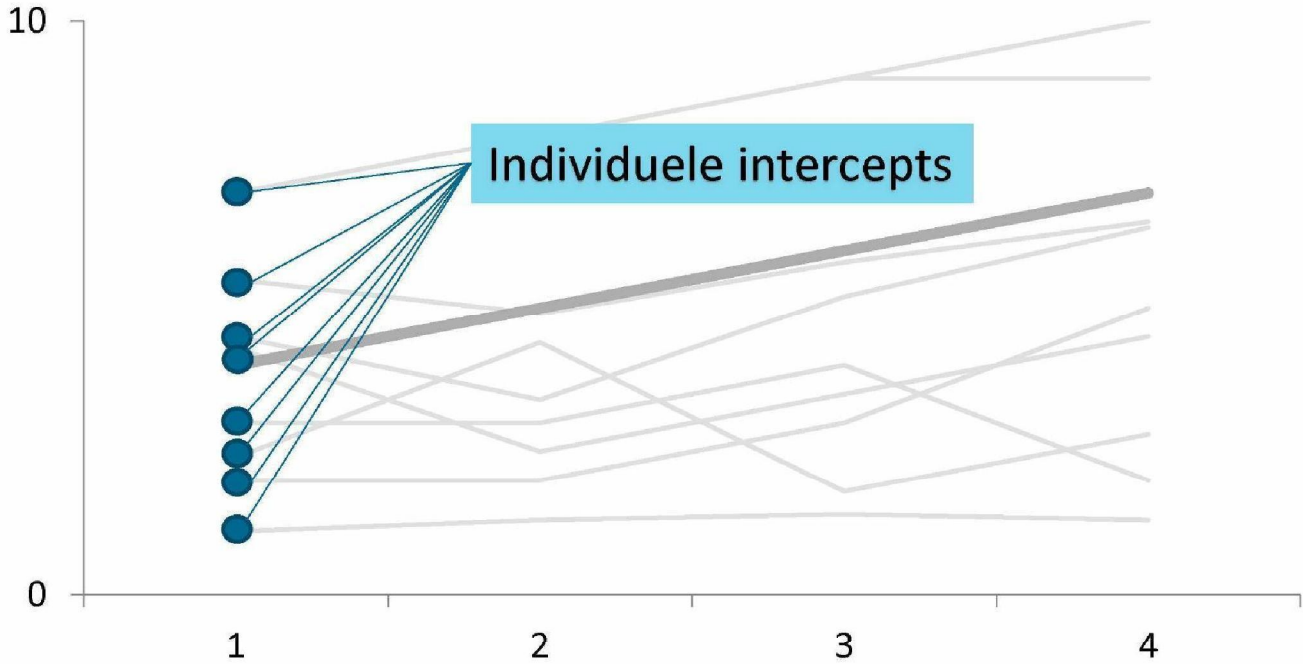
Introductie SEM framework

Latent growth model

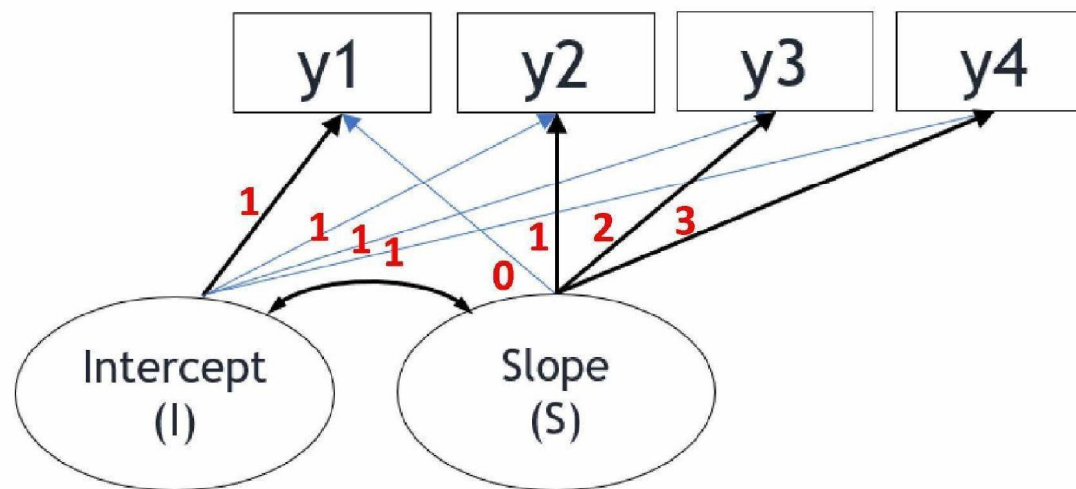
$$Y = a + b * \text{time} + \text{error}$$



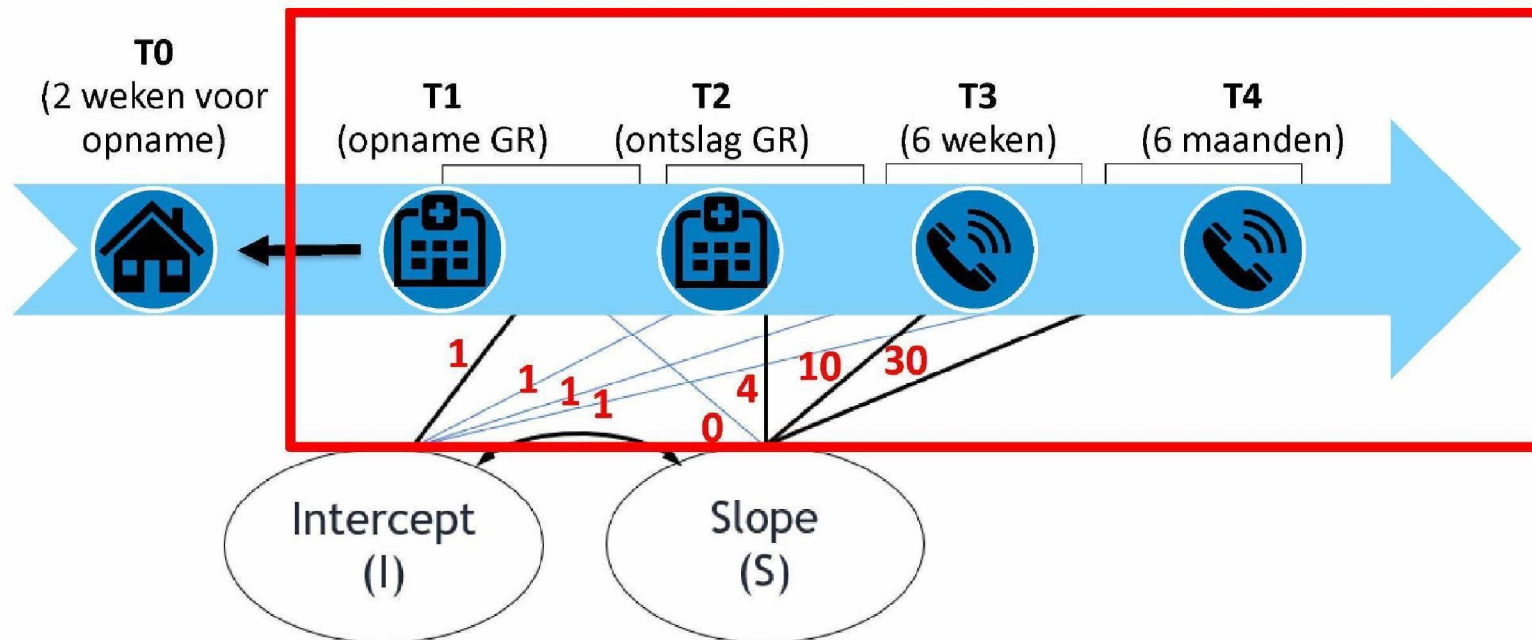
Covariance intercept-slope



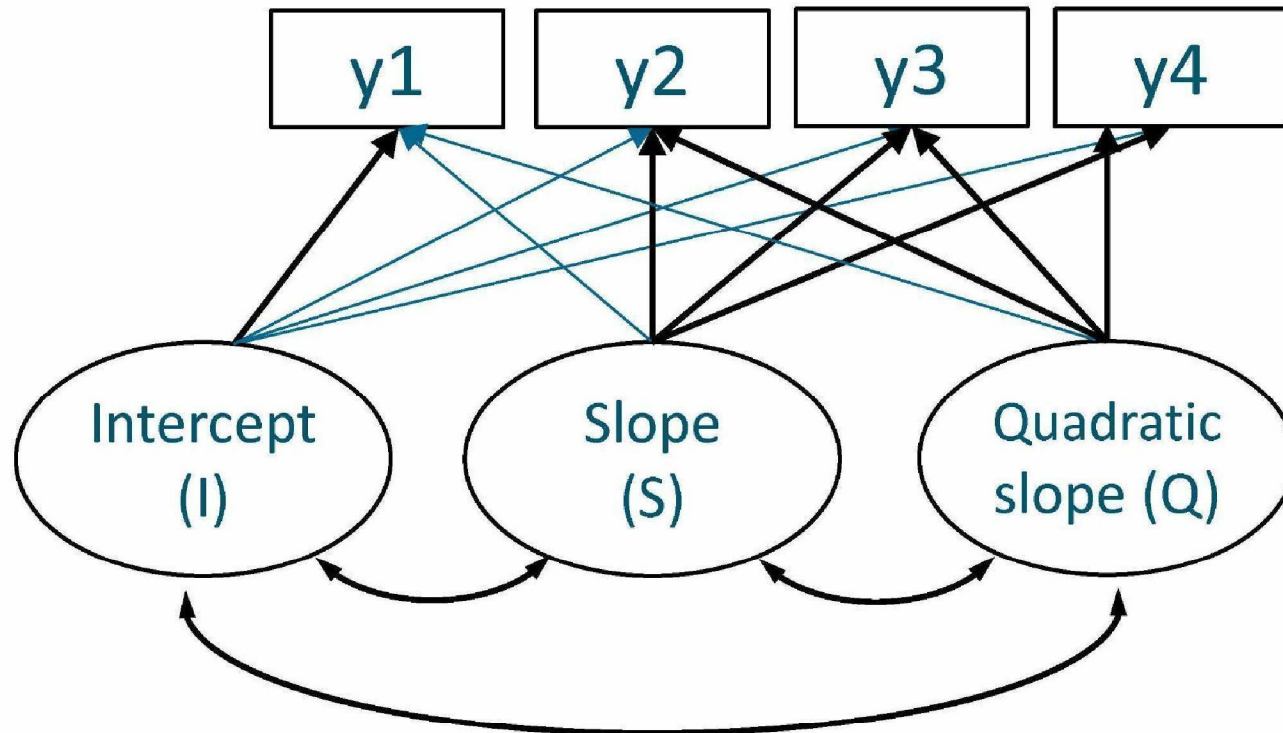
Latent growth model: factor loadings



Latent growth model: factor loadings



Kwadratisch model



Maximum likelihood estimation

- Hoe worden de parameters van een model geschat?

<https://youtu.be/XepXtl9YKwc?t=30>

Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

2. Extensies van standaard latent growth model

Long vs. wide data

ID	T	leeftijd	geslacht	BI
1	0	76	1	18
1	1	76	1	11
1	2	76	1	15
1	3	76	1	16
1	4	76	1	18
2	0	77	2	19
2	1	77	2	8
3	0	85	1	17
3	1	85	1	10
3	2	85	1	18
3	3	85	1	19

ID	leeftijd	geslacht	BI_0	BI_1	BI_2	BI_3	BI_4
1	76	1	18	11	15	16	18
2	77	2	19	8			
3	85	1	17	10	18	19	

Long vs. wide data

ID	T	leeftijd	geslacht	BI
1	0	76	1	18
1	1	76	1	11
1	2	76	1	15
1	3	76	1	16
1	4	76	1	18
2	0	77	2	19
2	1	77	2	8
3	0	85	1	17
3	1	85	1	10
3	2	85	1	18
3	3	85	1	19

ID	leeftijd	geslacht	BI_0	BI_1	BI_2	BI_3	BI_4
1	76	1	18	11	15	16	18
2	77	2	19	8			
3	85	1	17	10	18	19	

Univariaat vs. Multivariaat

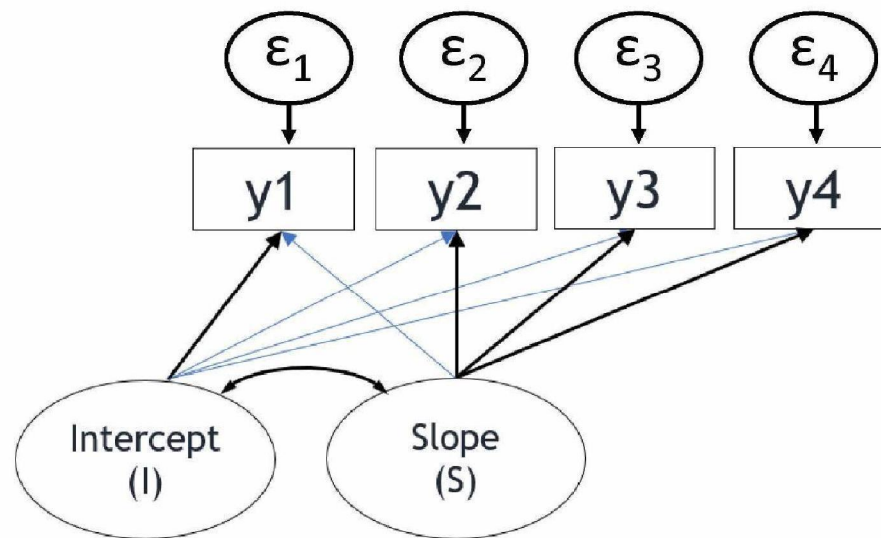
ID	T	leeftijd	geslacht	BI
1	0	76	1	18
1	1	76	1	11
1	2	76	1	15
1	3	76	1	16
1	4	76	1	18
2	0	77	2	19
2	1	77	2	8
3	0	85	1	17
3	1	85	1	10
3	2	85	1	18
3	3	85	1	19

1 uitkomst

ID	leeftijd	geslacht	BI_0	BI_1	BI_2	BI_3	BI_4
1	76	1	18	11	15	16	18
2	77	2	19	8			
3	85	1	17	10	18	19	

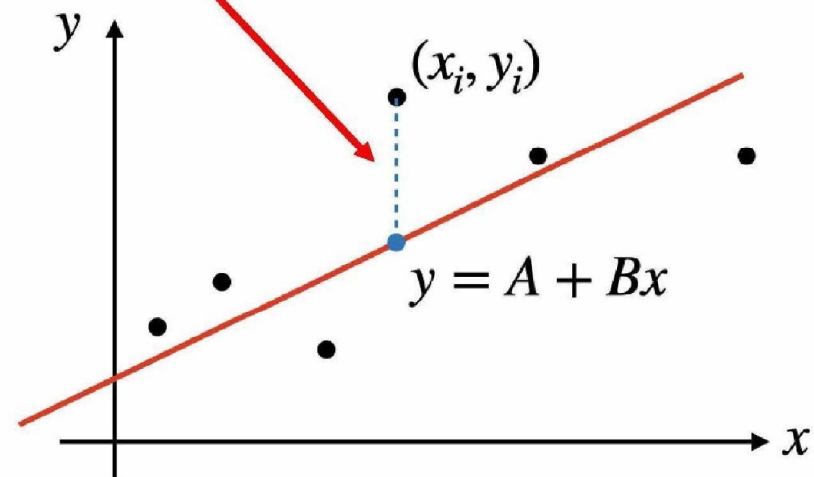
Multivariaat: 5 uitkomsten

Residuals per tijdspunt

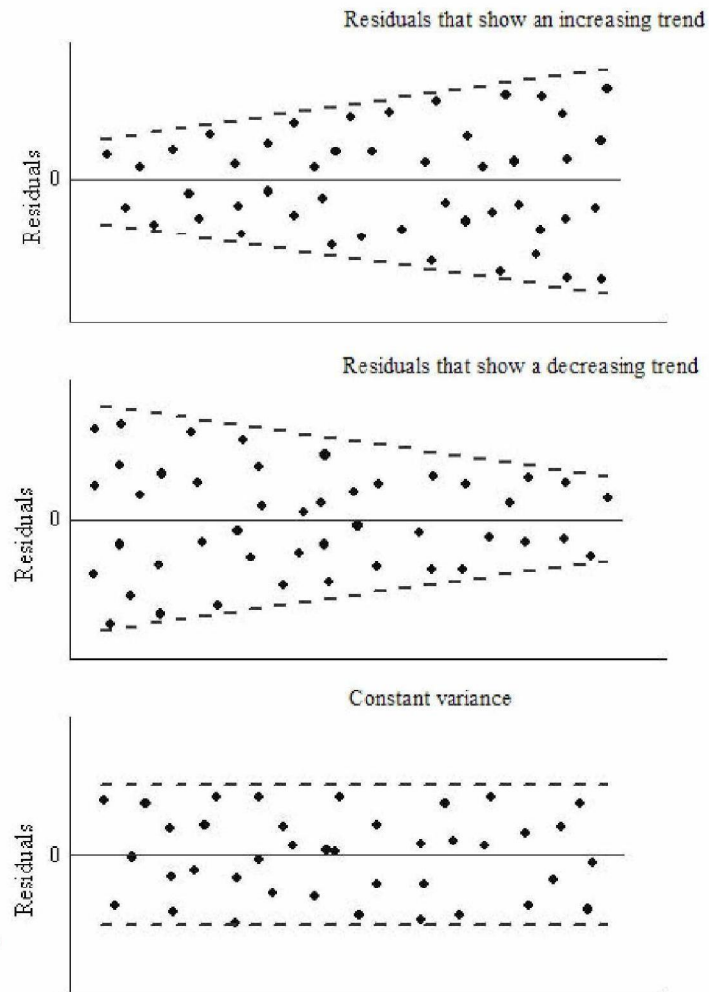
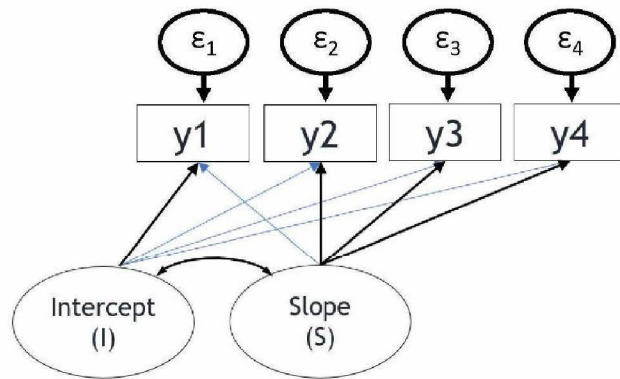


Wat bedoel je met residuals?

$$Y_i = a + b * X_i + \text{error}$$



Homoscedasticity assumption



Mixed model	Latent growth model
Houdt rekening met hierarchie in data	
Kan goed omgaan met missing data (MAR)	
Trajecten kunnen non-linear zijn	
Inzicht in redenen voor afwijking van gemiddelde	
IBM SPSS Base package	IBM SPSS Amos
SAS / STATA / R / Mplus	
	Diagram met parameters
	Veel extensies mogelijk

Software voor LGM



package 'FlexMix' (Leisch, 2004)
package 'lavaan' (Rosseel, 2021)



- Voorbeeld mixed versus SEM benadering ([klik hier](#))
- Extensie: Package 'traj'

Mplus

Murphy, Sloper & Berry (2014)

Jung & Wickrama (2007)



Radboudumc

The UCLA logo consists of the letters "UCLA" in a white, bold, sans-serif font, centered within a solid blue rectangular background.

Institute for Digital Research & Education
Statistical Consulting

<https://stats.idre.ucla.edu/>

Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

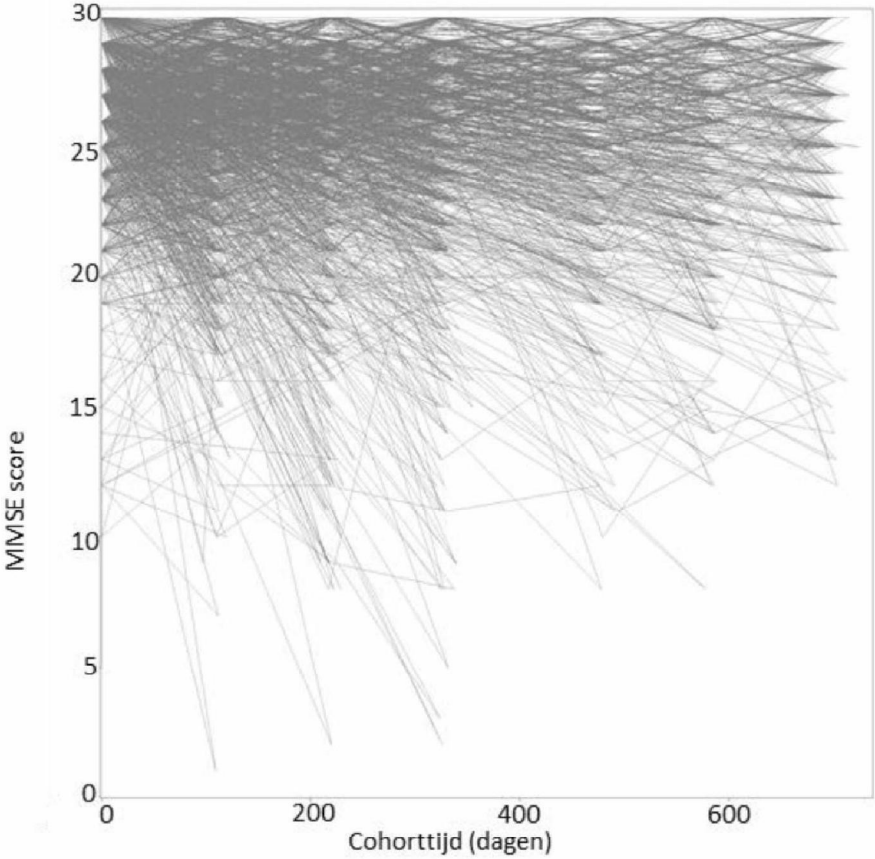
KOFFIEPAUZE

2. Extensies van standaard latent growth model

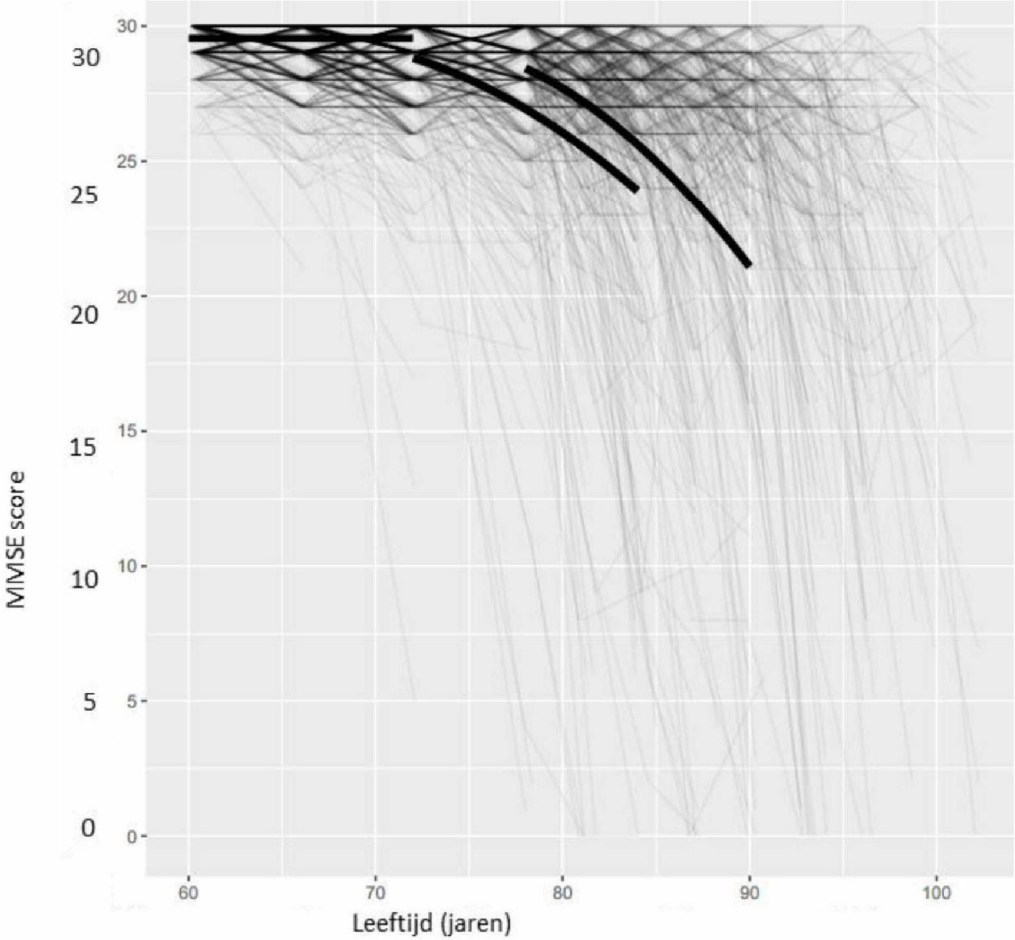
Kiezen van tijdschaal

- Wanneer kies je welke tijdschaal
- Toepassen van de tijdschaal

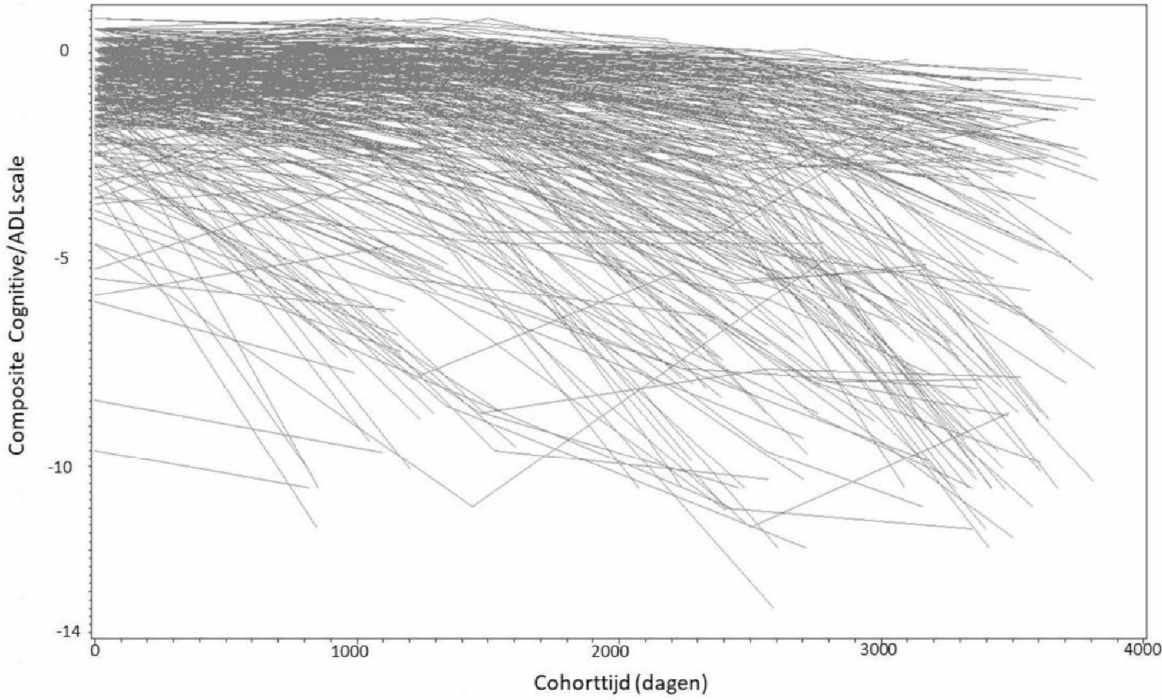
Cohort tijd



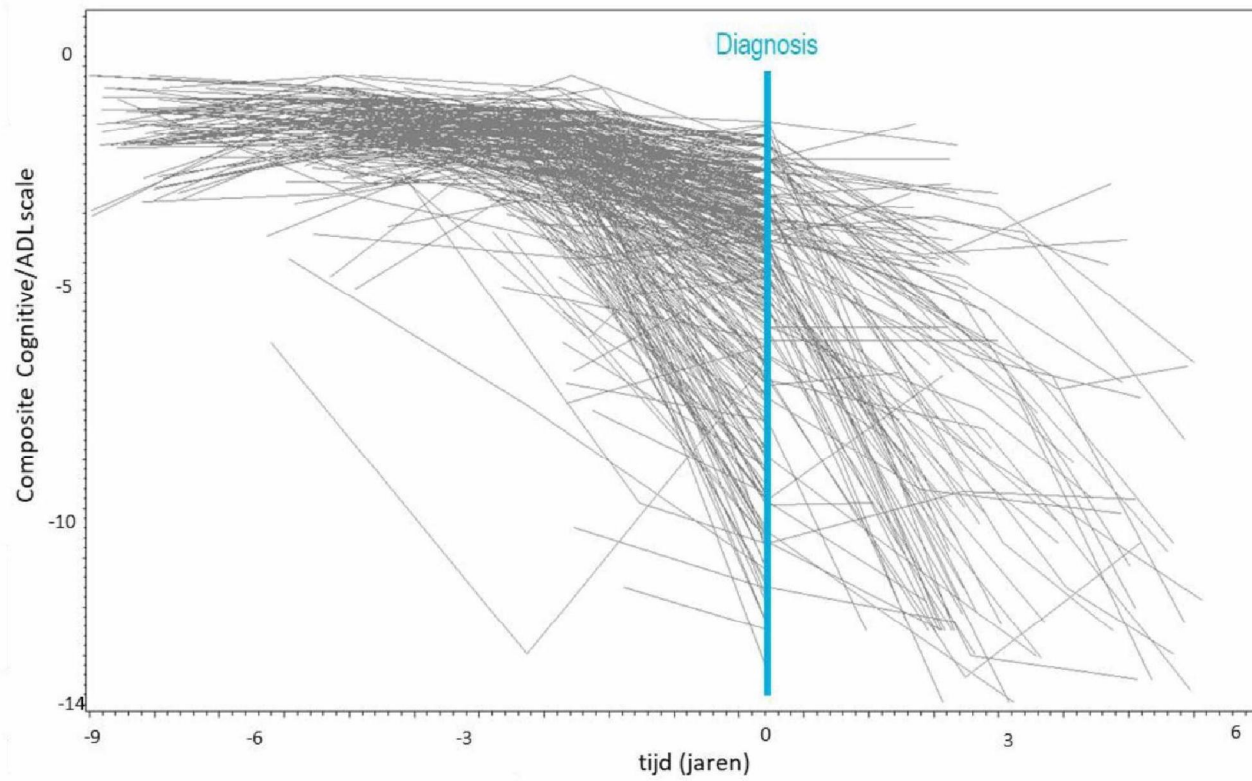
Leeftijd



Cohorttijd



Dementie progressie gecentreerd op diagnose



Toepassen van tijdschaal

- Vaste tijdstippen
 - Gelijke afstand tussen tijdstippen voor iedereen
- Individuele tijdstippen die veranderen over tijd
 - Verschillende afstanden tussen tijdstippen

Toepassen van tijdschaal

Lange dataset (multilevel benadering)

ID	T	MMSE	exacttime
1	0	23	0
1	1	25	51
1	2	20	106
2	0	27	0
2	1	26	52
2	2	25	102
3	0	28	0
3	1	24	52
3	2	.	.

Wijde dataset (SEM benadering)

ID	MMSE0	MMSE1	MMSE2	exacttime0	exacttime1	exacttime2
1	23	25	20	0	51	106
2	27	26	25	0	50	107
3	28	24	.	0	52	.

Toepassen van tijdschaal

Lange dataset (multilevel benadering)

ID	T	MMSE	exacttime
1	0	23	2
1	1	25	31
1	2	20	106
2	0	27	10
2	1	26	60
2	2	25	157
3	0	28	5
3	1	24	52
3	2	.	.

Wijde dataset (SEM benadering)

ID	MMSE0	MMSE1	MMSE2	exacttime0	exacttime1	exacttime2
1	23	25	20	2	31	106
2	27	26	25	10	60	157
3	28	24	.	5	52	.

Inhoud: introductie trajectory analysis

1. Introductie van de basis

- a) Mixed / Multilevel model
- b) SEM framework / Latent growth model
- c) Verschillen tussen a & b
- d) Tijdschaal

2. **Extensies van standaard latent growth model**

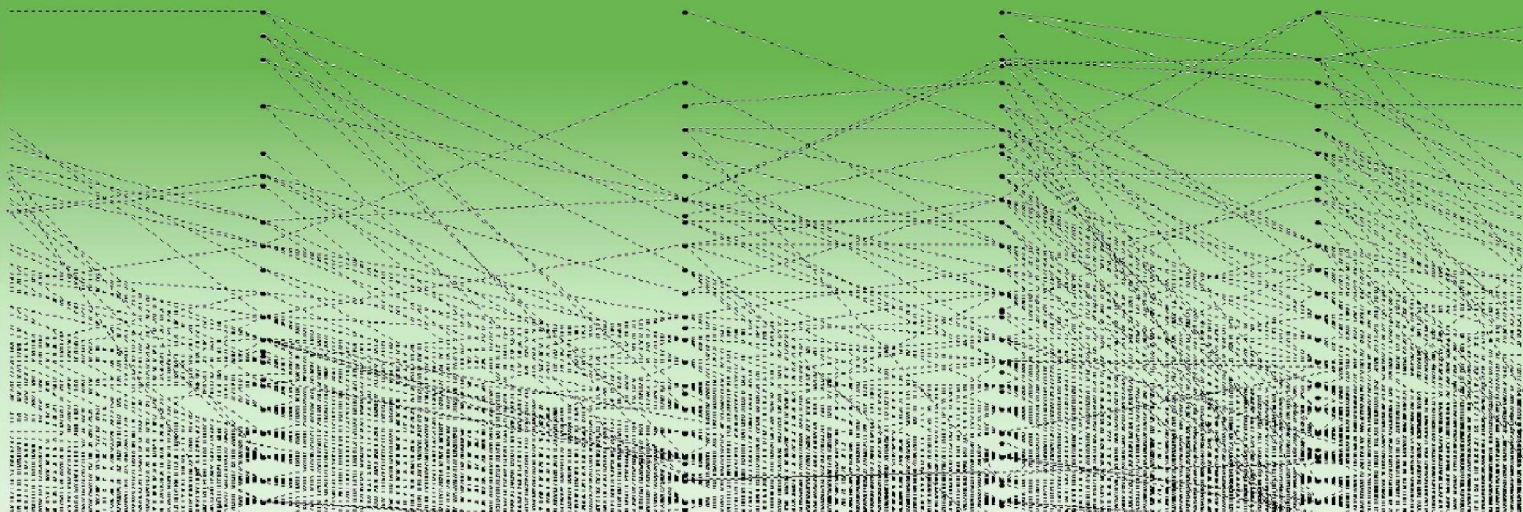
Meer mogelijkheden met latent growth modelling

5.1.2e

| UD Sociale epidemiologie van veroudering

5.1.2e

@amsterdamumc.nl





Uitbreidingen 'unconditional model'

1. Toevoegen predictoren
2. Samenhang tussen meerdere growth curves ("Parallel process")
3. Detecteren subgroepen met verschillende typen growth curves ("latent classes")
4. Trajecten opdelen in meerdere fasen ("Piecewise")



1. Toevoegen predictoren



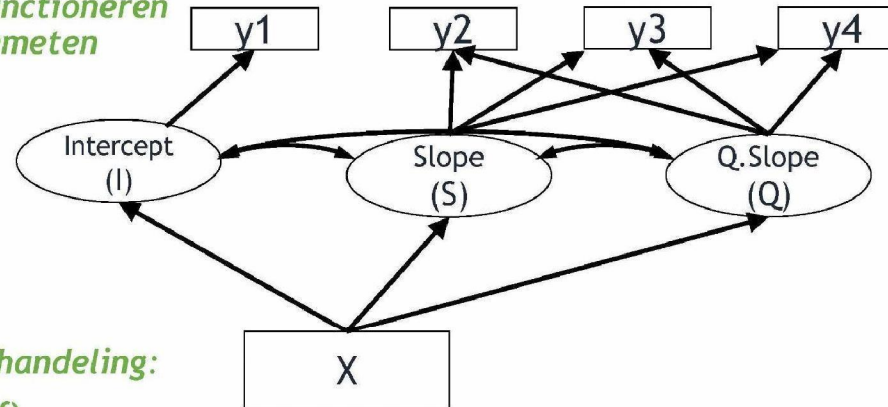
Voorspelt recente kankerbehandeling

versnelde cognitieve achteruitgang bij ouderen?





*Cognitief functioneren
herhaald gemeten*

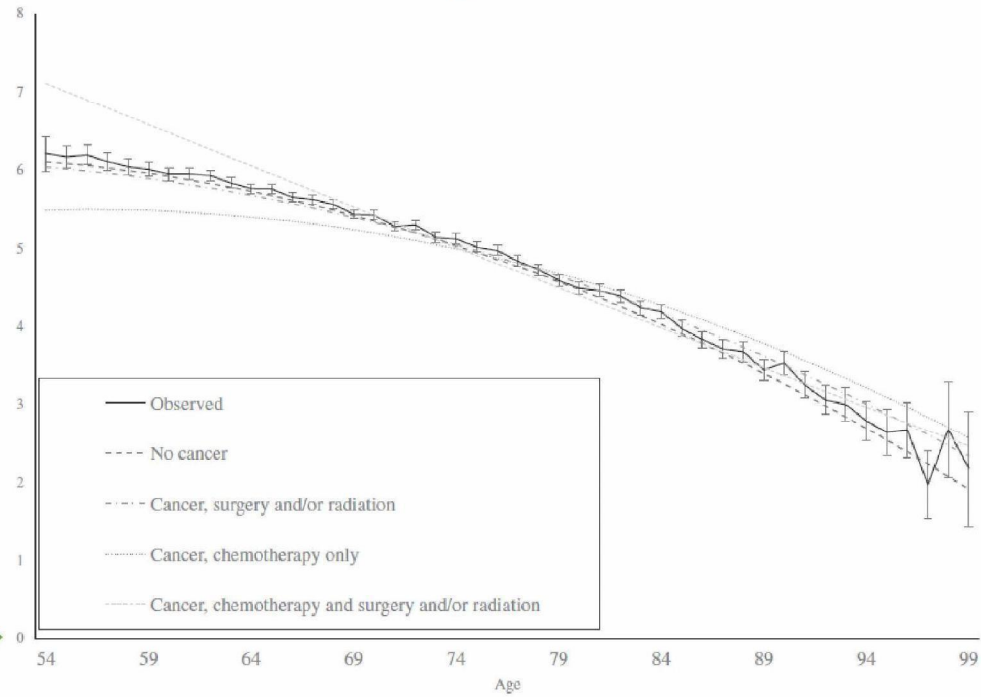


Kankerbehandeling:

- geen (ref)
- operatie of bestraling
- Alleen chemotherapie
- Combinatie

Zuniga & Bishop, 2018

Zuniga KE, Bishop NJ (2018) Recent cancer treatment and memory decline in older adults: An analysis of the 2002–2012 Health and Retirement Study. *J Geriatr Oncol* 9:186–193. <https://doi.org/10.1016/j.jgo.2017.10.004>



NB:
gemodelleerd
naar leeftijd

Zuniga & Bishop, 2018

Zuniga KE, Bishop NJ (2018) Recent cancer treatment and memory decline in older adults: An analysis of the 2002–2012 Health and Retirement Study. *J Geriatr Oncol* 9:186–193. <https://doi.org/10.1016/j.jgo.2017.10.004>


**Table 3**

Estimates from conditional quadratic latent growth models for immediate and delayed word recall.

	Intercept		Linear slope		Quadratic slope	
	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>b</i>	<i>SE</i>
<i>Immediate word recall</i>						
Estimated mean intercept ^a	5.49	(0.02) ^{***}	−0.66	(0.02) ^{***}	−0.16	(0.01) ^{***}
No cancer (reference) ^b	–		–		–	
Cancer, surgery and/or radiation ^b	−0.04	(0.09)	0.03	(0.13)	0.04	(0.08)
Cancer, chemotherapy only ^b	0.13	(0.21)	0.19	(0.20)	0.00	(0.12)
Cancer, chemotherapy and surgery/radiation ^b	0.02	(0.19)	−0.34	(0.17) [*]	0.14	(0.16)
	<i>Geen significante verschillen in beginscore</i>		<i>Lineaire achteruitgang sneller bij mensen met combinatie-behandeling</i>		<i>Geen significante verschillen in versnelling/vertraging van achteruitgang</i>	



Time-varying predictors (+interactie)

 **NIH Public Access**
Author Manuscript
Psychol Addict Behav. Author manuscript; available in PMC 2009 December 1.

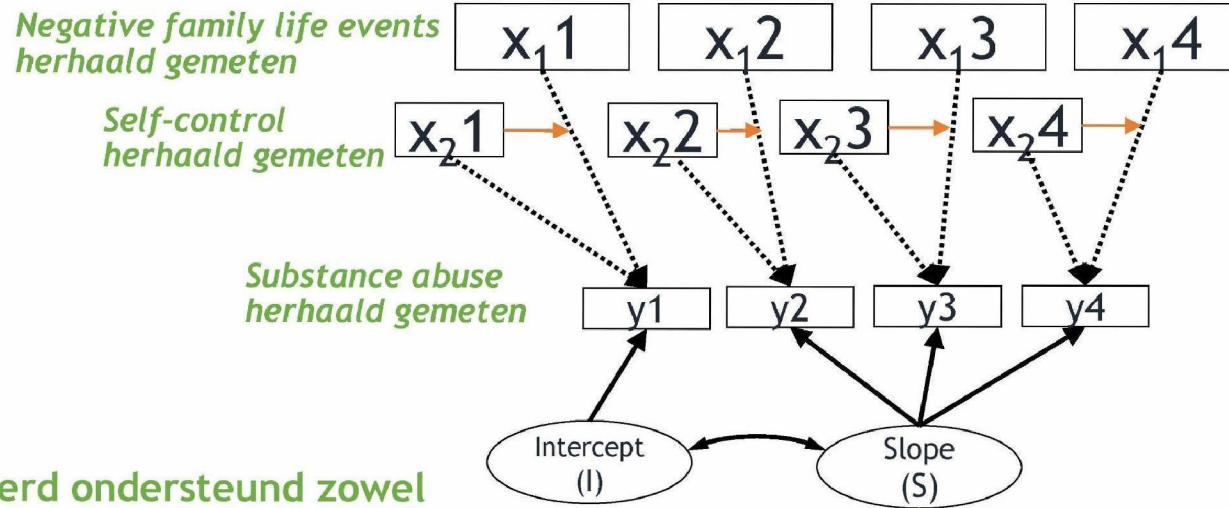
Published in final edited form as:
Psychol Addict Behav. 2008 December ; 22(4): 459–471. doi:10.1037/a0012965.

Good Self-Control as a Buffering Agent for Adolescent Substance Use:
An Investigation in Early Adolescence with Time-Varying Covariates

5 1 2 e

Vermindert hoge zelfcontrole de impact van negatieve familiegebeurtenissen op middelenmisbruik bij adolescenten?

Time-varying predictors (and interactions between predictors)



Hypothese werd ondersteund zowel
cross-sectioneel als longitudinaal

Wills & Ainette 2008

Wills TA, Ainette MG (2008) Good Self-Control as a Buffering Agent for Adolescent Substance Use: An investigation in early adolescence with time-varying covariates. *Psychol Addict Behav* 22:459–471. <https://doi.org/10.1037/a0012965>

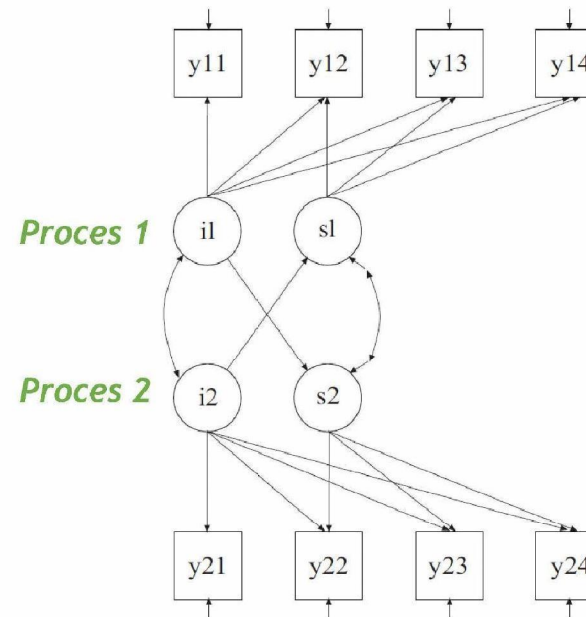


2. Parallel process model

Samenhang tussen twee (of meer) trajecten over de tijd

Twee (of meer) intercepts/slopes

Schatting van samenhang tussen I/S






Parallel process model

Article

Longitudinal Relationships Between Productive Activities and Functional Health in Later Years: A Multivariate Latent Growth Curve Modeling Approach

Eunhee Choi¹, Fengyan Tang²,
Sung-Geun Kim³, and Phillip Turk⁴

The International Journal of Aging
and Human Development
2016, Vol. 83(4) 418–440
© The Author(s) 2016
Reprints and permissions:
sagepub.com/journalsPermissions.nav
DOI: 10.1177/0091415016657557
ahd.sagepub.com


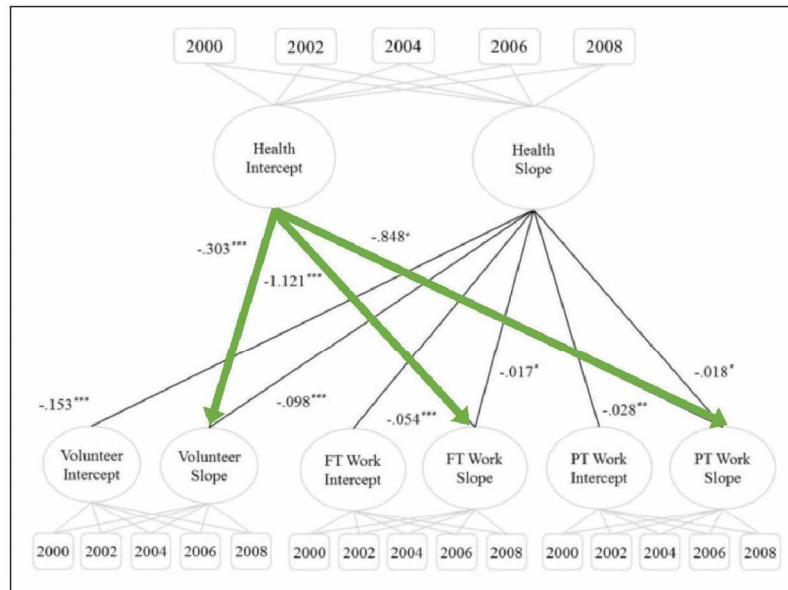
Hoe beïnvloeden gezondheid en productieve activiteiten (vrijwilligerswerk, fulltime en parttime werk) elkaar over de tijd bij ouderen?



Parallel process model

Gezondheid
Herhaald gemeten
!Hoger = meer problemen!

Productieve activiteiten
Herhaald gemeten



*Slechtere baseline
 gezondheid => snellere
 afname in productieve
 activiteiten*

*NB: gemodelleerd
 naar tijd-sinds-
 baseline*

Choi *et al.* 2016

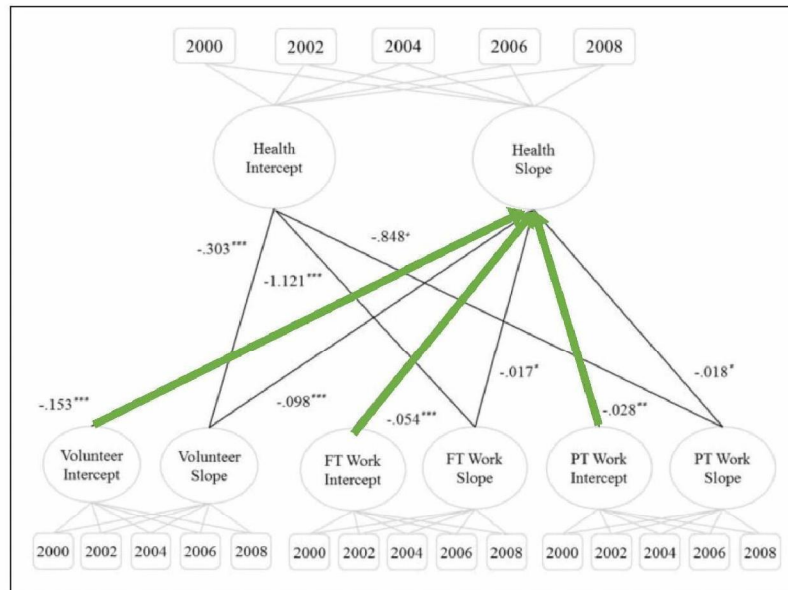
Choi E, Tang F, Kim SG, Turk P (2016) Longitudinal relationships between productive activities and functional health in later years: A multivariate latent growth curve modeling approach. *Int J Aging Hum Dev* 83:418–440. <https://doi.org/10.1177/0091415016657557>



Parallel process model

Gezondheid
Herhaald gemeten
!Hoger = meer problemen!

Productieve activiteiten
Herhaald gemeten



Andersom: meer baseline productieve activiteiten geassocieerd met minder toename in gezondheidsproblemen

Choi *et al.* 2016

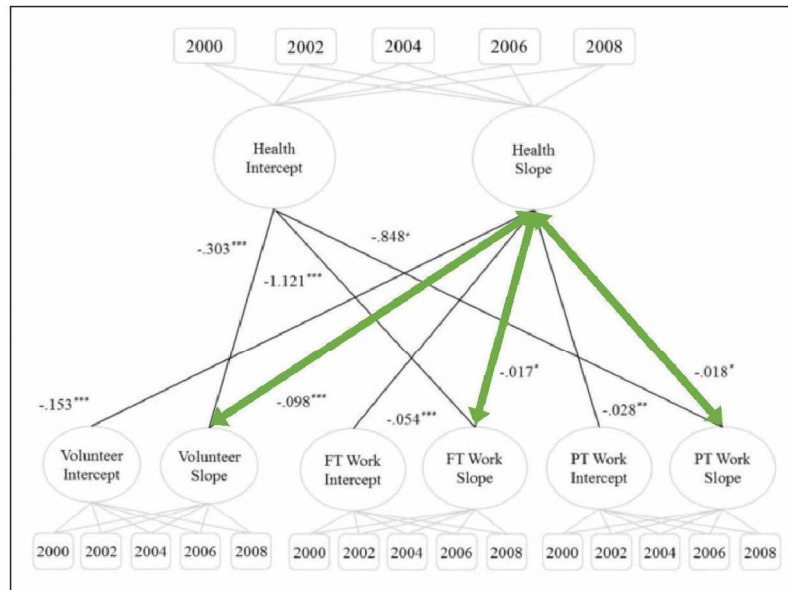
Choi E, Tang F, Kim SG, Turk P (2016) Longitudinal relationships between productive activities and functional health in later years: A multivariate latent growth curve modeling approach. *Int J Aging Hum Dev* 83:418–440. <https://doi.org/10.1177/0091415016657557>



Parallel process model

Gezondheid
Herhaald gemeten
!Hoger = meer problemen!

Productieve activiteiten
Herhaald gemeten



*longitudinaal: toename
 gezondheidsproblemen
 geassocieerd met
 afname productieve
 activiteit en vv*

Choi *et al.* 2016

Choi E, Tang F, Kim SG, Turk P (2016) Longitudinal relationships between productive activities and functional health in later years: A multivariate latent growth curve modeling approach. *Int J Aging Hum Dev* 83:418–440. <https://doi.org/10.1177/0091415016657557>

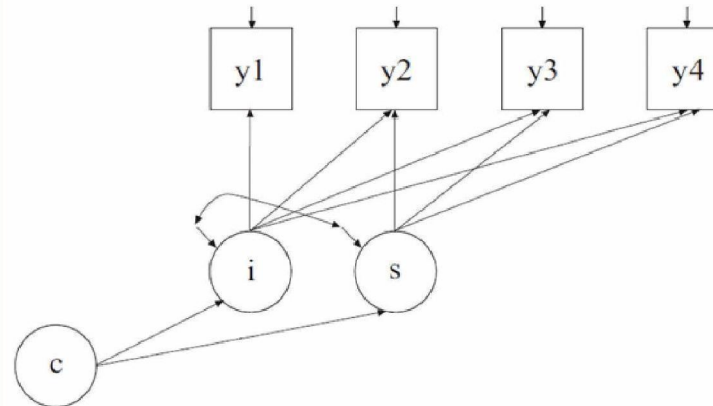


3. Latent class models

Detectie van subgroepen met verschillend
groeitraject

Voegt een latente categoriale variabele toe die
intercept en slope voorspelt

Data-driven: Algoritme waarmee je stapsgewijs
het best passende aantal 'latente klassen'
bepaalt



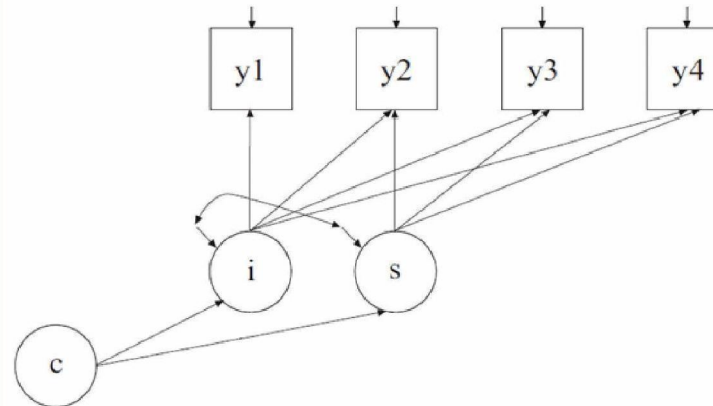


Latent class models

Nuttig als je verwacht dat de vorm van het traject *verschilt* tussen groepen respondenten en/of als je onderzoeksvraag zich richt op een bepaalde subgroep

Assumpties in het model:

- Variatie bestaat *binnen* latente klassen:
“Growth Mixture Model” GMM
- Alle individuen *binnen* latente klassen hebben exact hetzelfde traject:
“Latent Class Growth Analysis” LCGA





Latent Class Growth Analysis

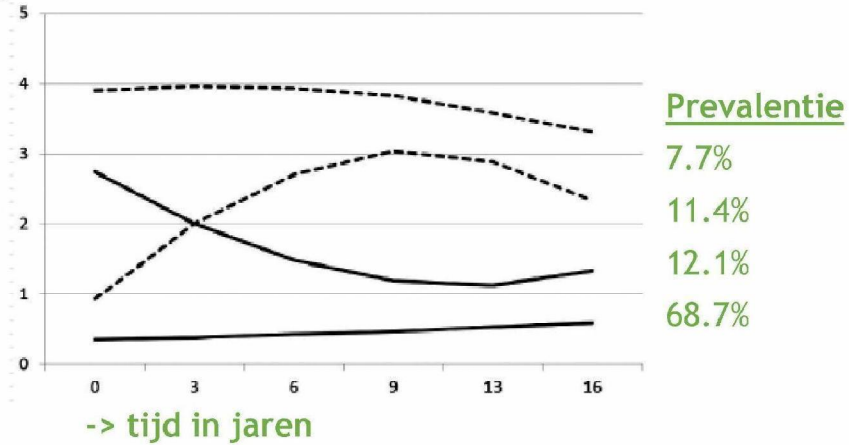


Hoeveel ouderen in de algemene bevolking hebben gunstige trajecten van fysiek, cognitief, emotioneel en sociaal functioneren en verouderen “succesvol”?



Latent Class Growth Analysis

Social loneliness men (0-5); quadratic



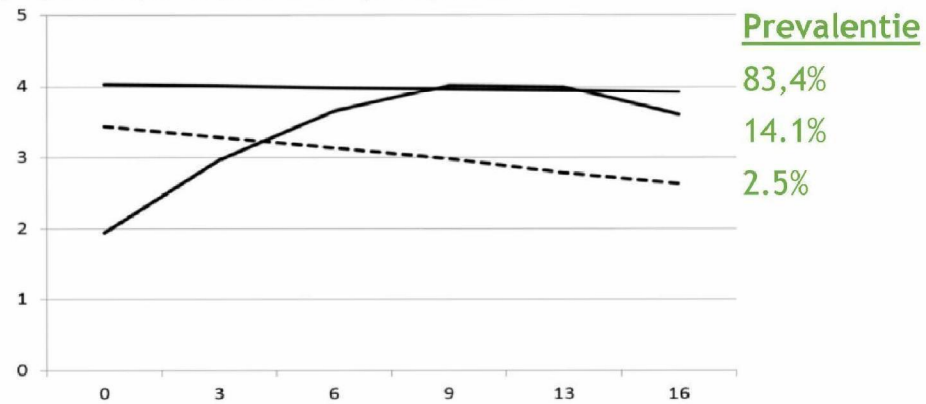
Kok *et al.* 2017

Kok AAL, Aartsen MJ, Deeg DJH, 5.12e (2017) Capturing the Diversity of Successful Aging: An Operational Definition based on 16-year Trajectories of Functioning. *Gerontologist* 57:240–251. <https://doi.org/10.1093/geront/gnv127>



Latent Class Growth Analysis

Satisfaction with life women (1-5) n=1279; linear (class 1 and 2) and quadratic



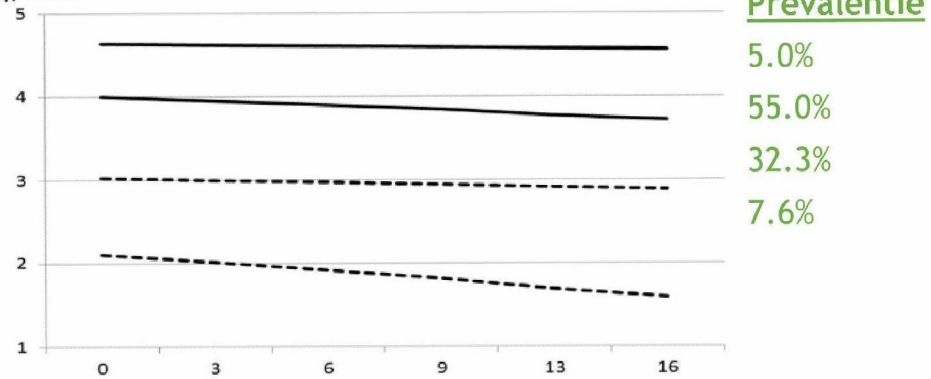
Kok *et al.* 2017

Kok AAL, Aartsen MJ, Deeg DJH, 5.12e (2017) Capturing the Diversity of Successful Aging: An Operational Definition based on 16-year Trajectories of Functioning. *Gerontologist* 57:240–251. <https://doi.org/10.1093/geront/gnv127>



Latent Class Growth Analysis

Self-rated health women (1-5); linear



Kok *et al.* 2017

Kok AAL, Aartsen MJ, Deeg DJH, 5.12e (2017) Capturing the Diversity of Successful Aging: An Operational Definition based on 16-year Trajectories of Functioning. *Gerontologist* 57:240–251. <https://doi.org/10.1093/geront/gnv127>

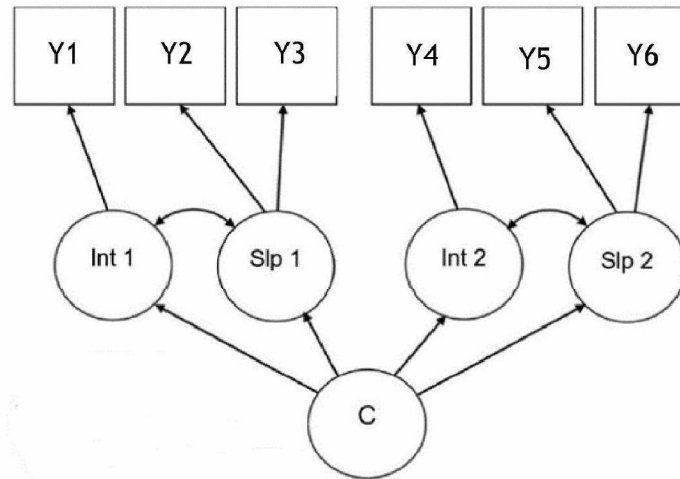


4. 'Piecewise' modellen

Trajecten die uit verschillende fases bestaan.

Nuttig als je een bepaald transitiepunt verwacht en wil weten hoe trajecten vóór en na dat transitiepunt verlopen

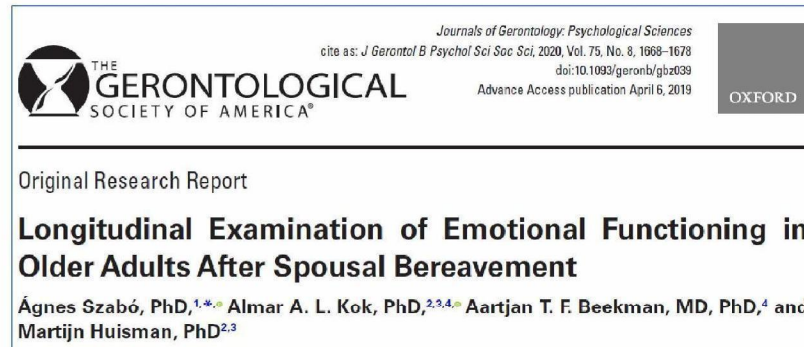
Kan in combinatie met latente klassen.



Één latente klasse + twee delen van het traject



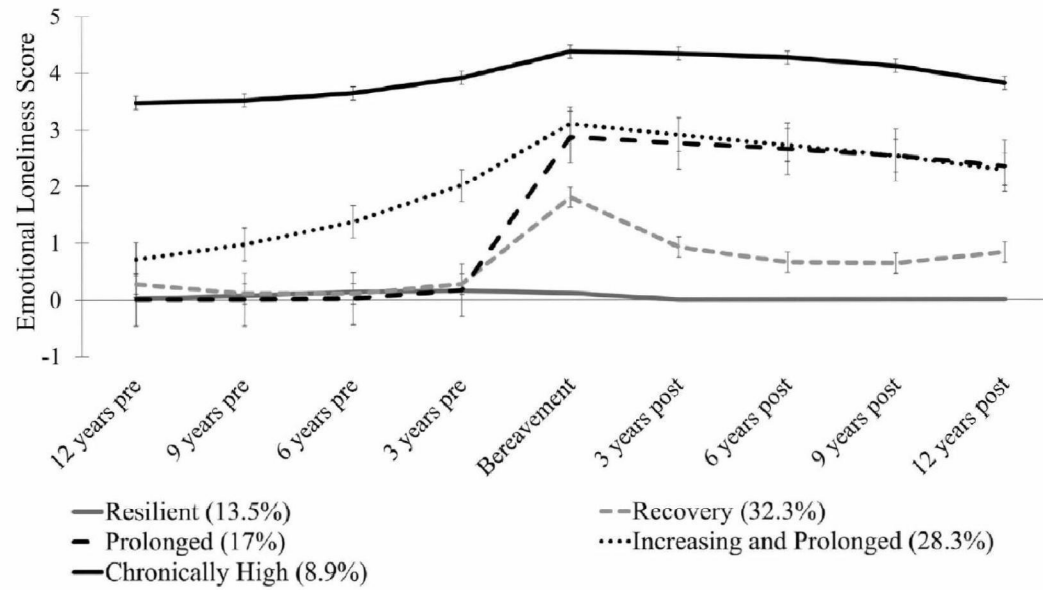
Piecewise Latent Class Growth Analysis



Hoe verschillen de trajecten van emotioneel functioneren vóór en na verweduwing tussen mensen in de algemene bevolking?



Piecewise LCGA



Szabó *et al.* 2019

Szabó Á, Kok AAL, Beekman ATF, 0.12e (2019) Longitudinal Examination of Emotional Functioning in Older Adults After Spousal Bereavement. *J Gerontol Psychol Sci* 75:1668–1678. <https://doi.org/10.1093/geronb/gbz039>

Meer mogelijkheden met latent growth modelling

5.1.2e

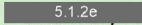
| UD Sociale epidemiologie van veroudering

5.1.2e

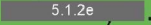
@amsterdamumc.nl

literatuur ↓



- Choi, E., Tang, F., Kim, S. G., & Turk, P. (2016). Longitudinal relationships between productive activities and functional health in later years: A multivariate latent growth curve modeling approach. *International Journal of Aging and Human Development, 83*(4), 418–440. <https://doi.org/10.1177/0091415016657557>
- Curran, P. J., Obeidat, K., & Losardo, D. (2010). Twelve frequently asked questions about growth curve modeling. *Journal of Cognition and Development, 11*(2), 121–136. <https://doi.org/10.1080/15248371003699969>
- Jung, T., & Wickrama, K. A. S. (2008). An Introduction to Latent Class Growth Analysis and Growth Mixture Modeling. *Social and Personality Psychology Compass, 2*(1), 302–317. <https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00054.x>
- Kim, S.-Y., & Kim, J.-S. (2012). Investigating stage-sequential growth mixture models with multiphase longitudinal data. *Structural Equation Modeling, 19*(2), 293–319. <https://doi.org/10.1080/10705511.2012.659632>
- Kok, A. A. L., Aartsen, M. J., Deeg, D. J. H., &  (2017). Capturing the Diversity of Successful Aging: An Operational Definition based on 16-year Trajectories of Functioning. *The Gerontologist, 57*(2), 240–251. <https://doi.org/10.1093/geront/gnv127>



- Magidson, J., & Vermunt, J. K. (2002). A nontechnical introduction to latent class models. *Statistical Innovations White Paper #1*, 1–15. www.statisticalinnovations.com/articles/lcmmodels2.pdf?
- Nagin, D. S. (1999). Analyzing developmental trajectories: A semiparametric, group-based approach. *Psychological Methods*, 4(2), 139–157. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.2.139>
- Szabó, Á., Kok, A. A. L., Beekman, A. T. F., &  (2019). Longitudinal Examination of Emotional Functioning in Older Adults After Spousal Bereavement. *Journal of Gerontology: Psychological Sciences*, 75(8), 1668–1678. <https://doi.org/10.1093/geronb/gbz039>
- van de Schoot, R., Sijbrandij, M., Winter, S. D., Depaoli, S., & Vermunt, J. K. (2017). The GRoLTS-Checklist: Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(3), 451–467. <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1247646>
- Wills, T. A., & Ainette, M. G. (2008). Good Self-Control as a Buffering Agent for Adolescent Substance Use: An investigation in early adolescence with time-varying covariates. *Psychology of Addictive Behaviors*, 22(4), 459–471. <https://doi.org/10.1037/a0012965>
- Zuniga, K. E., & Bishop, N. J. (2018). Recent cancer treatment and memory decline in older adults: An analysis of the 2002–2012 Health and Retirement Study. *Journal of Geriatric Oncology*, 9(3), 186–193. <https://doi.org/10.1016/j.jgo.2017.10.004>

Take home messages (1)

- Houd rekening met de hiërarchie in je data
- Mixed model/LGM kan goed omgaan met missing data (MAR)
- **Eerst kijken, dan pas modelleren!**
- Trajecten kunnen non-linear zijn
- Keuze van tijdschaal is afhankelijk van onderzoeksvraag
- Keuze van tijdschaal kan resultaten beïnvloeden
- Bij veel variatie in meetmomenten tussen personen: exacte tijd meenemen (let wel: in SEM benadering computationeel complex)

Take home messages (2)

- De multivariate opzet van SEM (meerdere uitkomsten) en gebruik van latente variabelen biedt heel veel mogelijkheden
- Met latent growth modelling/SEM kun je een model gemakkelijk aanpassen aan je onderzoeksvraag en assumpties
- Visualisatie in een SEM-diagram maakt inzichtelijk wat je wel en niet modelleert

Vervolg

- VvE Special Interest Group: Growth modeling
- Slides worden gedeeld via VvE
- Opname wordt beschikbaar gemaakt
- **Webinar Latent Class Growth Modeling** (datum volgt)