



Centraal Bureau  
voor de Statistiek

**Rapport**

# **Schoolverlatersonderzoek 2019: schattingen voor kleine deelpopulaties van MBO schoolverlaters**

Harm Jan Boonstra

**CBS Heerlen**  
CBS-weg 11  
6412 EX Heerlen  
Postbus 4481  
6401 CZ Heerlen  
T +31 45 570 60 00

projectnummer 304741  
Team Methodologie Heerlen  
11-05-2020

kennisgeving De in dit rapport weergegeven opvattingen zijn die van de auteur(s) en komen niet noodzakelijk overeen met het beleid van het Centraal Bureau voor de Statistiek.

Met het Schoolverlatersonderzoek (SVO) worden schattingen gemaakt van variabelen die betrekking hebben op de aansluiting van opleiding bij werk. Dit rapport beschrijft de manier waarop zeer gedetailleerde schattingen zijn gemaakt, naar onderwijsinstelling en opleidingsrichting, voor een populatie van MBO schoolverlaters. Evenals in de voorgaande jaren is deze populatie integraal benaderd. Sinds 2018 worden ook regionale schattingen gemaakt naar arbeidsmarktregio en gemeente. De bruikbare respons van MBO'ers ligt in 2019 beduidend hoger dan in 2017 en 2018. Dit komt voornamelijk door het nieuwe smartphone first vragenlijstontwerp ([Bakker et al., 2019](#)).

Een binomiaal multilevel model wordt gebruikt om op basis van de respons voor een aantal doelkenmerken schattingen te maken over de vele deelpopulaties naar de verschillende kenmerken. Dit methodologisch rapport is een update van [Boonstra \(2019\)](#) over de gedetailleerde schattingen op basis van SVO 2018. De belangrijkste veranderingen ten opzichte van de gedetailleerde schattingen voor SVO 2018 zijn:

- de definitie van niet-studerende werkzamen is veranderd door een strengere selectie van niet-studerenden. De schattingen zijn hierdoor niet goed vergelijkbaar met die van eerdere jaren.
- er worden extra tabellen geschat naar beroepsopleiding, ook in combinatie met leerweg en niveau, maar zonder uitsplitsing naar onderwijsinstelling of regio.
- de volledige set van tabellen wordt nu geschat voor zowel de internationale definitie van werkzaam (minimaal 1 uur werk per week) als de nationale definitie (minimaal 12 uur werk per week).

# 1 Inleiding

Het Schoolverlatersonderzoek (SVO) heeft als doel inzicht te krijgen in de aansluiting van school naar werk of naar vervolgopleiding. CBS doet dit onderzoek in opdracht van het Ministerie van Onderwijs, Cultuur en Wetenschappen (OCW) en werkt daarbij samen met het Researchcentrum voor Onderwijs en Arbeidsmarkt (ROA).

De doelpopulatie van het Schoolverlatersonderzoek 2019 is een deelverzameling van personen die in het schooljaar 2017/2018 zijn geslaagd voor MBO, VMBO, HAVO of VWO, of het onderwijs hebben verlaten zonder in dat schooljaar een diploma te hebben behaald ([van Berkel, 2016](#)). Alleen personen die in Nederland wonen en deel uitmaken van een niet-institutioneel huishouden behoren tot de doelpopulatie.

Deze studie naar gedetailleerde schattingen wordt toegepast op de deelpopulatie van MBO schoolverlaters die geslaagd zijn. Deze populatie, binnen het SVO ook aangeduid met groep 1, is integraal benaderd. Uiteindelijk is van  $n = 35358$  personen een bruikbare respons ontvangen, wat neerkomt op 26,2% van de doelpopulatie, die uit  $N = 135081$  personen bestaat. Ter vergelijking: voor de MBO schoolverlaters in SVO 2018 was de respons  $n_{2018} = 25807$ , ongeveer 18,3% van de doelpopulatie met omvang  $N_{2018} = 141049$ . Deze fors hogere respons is grotendeels te danken aan het nieuwe 'smartphone first' vragenlijstontwerp en de andere aanpassingen in de benaderstrategie, zie [Bakker et al. \(2019\)](#).

OCW gebruikt de informatie uit het SVO op een zeer gedetailleerd niveau, namelijk op het niveau van instelling gekruist met opleiding. Om op dat niveau schattingen van de belangrijkste doelvariabelen te kunnen maken is een weging niet toereikend omdat er voor de meeste combinaties te weinig en soms zelfs helemaal geen respondenten zijn. Daarom is een modelgebaseerde methode ontwikkeld waarmee de gewenste domeinschattingen worden gemaakt. Omdat de doelkenmerken binaire (0/1) variabelen zijn wordt een binomiaal multilevel model gebruikt. Multilevel modellen worden vaak gebruikt voor het modelleren van data op meerdere niveaus zoals in dit geval instelling en opleiding, en worden binnen de officiële statistiek gebruikt voor het maken van gedetailleerde schattingen, ook aangeduid met kleine-domeinschattingen. Zie [Rao en Molina \(2015\)](#) voor een overzicht van kleine-domeinschattingmethoden en, bijvoorbeeld, [Gelman en Hill \(2007\)](#) voor meer informatie over multilevel modellen.

De deelpopulaties waar schattingen voor worden gemaakt zijn op populatieniveau vaak al klein. Dit betekent dat er deelpopulaties zijn zonder respons maar ook deelpopulaties die volledig zijn waargenomen. Het multilevel model wordt op de gehele respons geschat en vervolgens wordt voor alle non-respondenten bijgeschat. Hierbij wordt rekening gehouden met verschillen tussen respondenten en non-respondenten naar achtergrondkenmerken die bekend zijn voor de hele populatie.

Om de nauwkeurigheid van de schattingen te kunnen beoordelen worden ook standaardfouten en 95% intervallen berekend. Deze laten zien dat de modelgebaseerde schattingen gemiddeld een stuk nauwkeuriger zijn dan directe schattingen op basis van de respondenten per cel. Toch zijn er nog veel domeinen waarvoor ook de modelgebaseerde schattingen grote standaardfouten hebben. Op basis van de

(relatieve) omvang van de standaardfouten en onthullingsrisico's kan worden besloten welke schattingen worden onderdrukt bij publicatie.

De rest van deze nota is als volgt opgebouwd. In paragraaf 2 worden de doelvariabelen en de deelpopulaties beschreven. In paragraaf 3 wordt de schattingsmethode uiteengezet. Daarna volgen enkele resultaten in paragraaf 4 en conclusies in paragraaf 5. In de bijlagen zijn meer details over het model en de gebruikte achtergrondvariabelen te vinden, en verschillende grafieken waarin directe en modelschattingen worden vergeleken.

## 2 Doelvariabelen, deelpopulaties en te schatten tabellen

De doelvariabelen waarvoor gedetailleerde schattingen worden gemaakt zijn

0. *werk*: werkzaam en niet studerend
1. *aansluiting*: voldoende of goede aansluiting tussen de gevolgde MBO-opleiding en de huidige functie
2. *niveau*: het vereiste niveau voor de huidige functie is gelijk aan of hoger dan dat van de gevolgde MBO-opleiding
3. *richting*: de gevolgde MBO-opleiding is qua richting verwant/gelijk aan de voor de huidige functie benodigde opleiding

Variabelen *aansluiting*, *niveau* en *richting* zijn alleen van toepassing op de deelpopulatie van werkzame personen. Deze deelpopulatie wordt gedefinieerd exclusief werkzame personen die daarnaast nog studeren. De schattingen voor *aansluiting*, *niveau* en *richting* worden dus gepercenteerd op de deelpopulatie van niet-studerende werkzamen. Er worden twee varianten van werkzaam gebruikt, namelijk die volgens de internationale definitie waarbij iemand minimaal 1 uur per week werkt, en die waarbij iemand minimaal 12 uur per week werkt. Alle schattingen worden volgens beide definities berekend.

De afbakening van niet-studerenden onder de werkzamen is voor SVO 2019 ingrijpend veranderd, mede ingegeven door veranderingen in de vragenlijst. Het resultaat is dat er veel meer werkzamen als studerend worden beschouwd waardoor de deelpopulatie van niet-studerende werkzamen een stuk kleiner wordt. Door het hogere responspercentage is uiteindelijk het aantal respondenten in deze deelpopulatie ongeveer even groot als onder SVO 2018. Van de  $n = 35358$  respondenten behoren er 16592 tot de deelpopulatie van niet-studerende werkzamen. Onder de 12-uurs definitie van werkzaam reduceert dit aantal tot 16344. Het verschil tussen gebruik van de 1-uurs- en 12-uursgrens is dus klein. Dit zal mede komen door de strenge definitie van niet-studerend, waardoor maar weinig personen in deze deelpopulatie minder dan 12 uren per week werken.

Alle vier doelvariabelen zijn binair met mogelijke waarden wel/niet, gecodeerd als 1/0. De doelvariabelen zijn alleen bekend voor de respondenten. Variabele *werk* is bekend voor alle respondenten. De andere drie variabelen zijn niet voor alle respondenten gemeten, afhankelijk van de routing in de vragenlijstvolledig, maar zijn in ieder geval altijd bekend voor alle respondenten met  $werk = 1$ . In eerdere jaren ontbraken er altijd een klein aantal waarden bij (niet-studerende) werkzame respondenten, maar dat is nu niet meer het geval.

Schattingen voor de doelvariabelen worden gemaakt voor uitsplitsingen naar de volgende kenmerken, die bekend zijn voor de gehele populatie van MBO-schoolverlaters:

1. *BRIN*: (codering voor) onderwijsinstelling; er zijn 68 instellingen voor MBO-onderwijs in de deelpopulatie van 2019

2. *beroepsopleiding*: (code voor) opleiding; dit is een indeling in 167 opleidingscategorieën
3. *leerweg*: of de MBO-opleiding beroepsbegeleidend of beroepsopleidend was
4. *NIVEAUMBO*: niveau van de MBO opleiding in 4 klassen (MBO-1 tot MBO-4)

De meest fijne deelpopulaties waarvoor schattingen worden gemaakt zijn de cellen in de kruistabel  $BRIN \times beroepsopleiding \times leerweg$ . Dit is een erg grote tabel met potentieel  $68 \times 167 \times 2 = 22712$  cellen. Maar omdat in de praktijk de meeste instellingen slechts een (klein) deel van de opleidingen aanbieden geldt dat verreweg de meeste cellen leeg zijn in de populatie, zodat er geen schattingen voor gemaakt hoeven worden. Tabel 2.1 geeft een overzicht van het aantal niet-lege cellen in populatie en respons, alsook minimum, gemiddelde en maximum omvang van deze cellen. Uit de tabel blijkt dat er 390 niet-lege populatiecellen zijn die geen respons bevatten. Figuur 2.1 toont de responsfracties in de 3582 (niet-lege) cellen van  $BRIN \times beroepsopleiding \times leerweg$ . Naast cellen zonder respons zijn er ook cellen die integraal zijn waargenomen. Beide uitersten komen alleen voor bij kleine cellen.

	aantal (niet-lege) cellen	minimum omvang	gemiddelde omvang	maximum omvang
populatie	3582	1	37,7	838
respons	3192	1	11,1	237

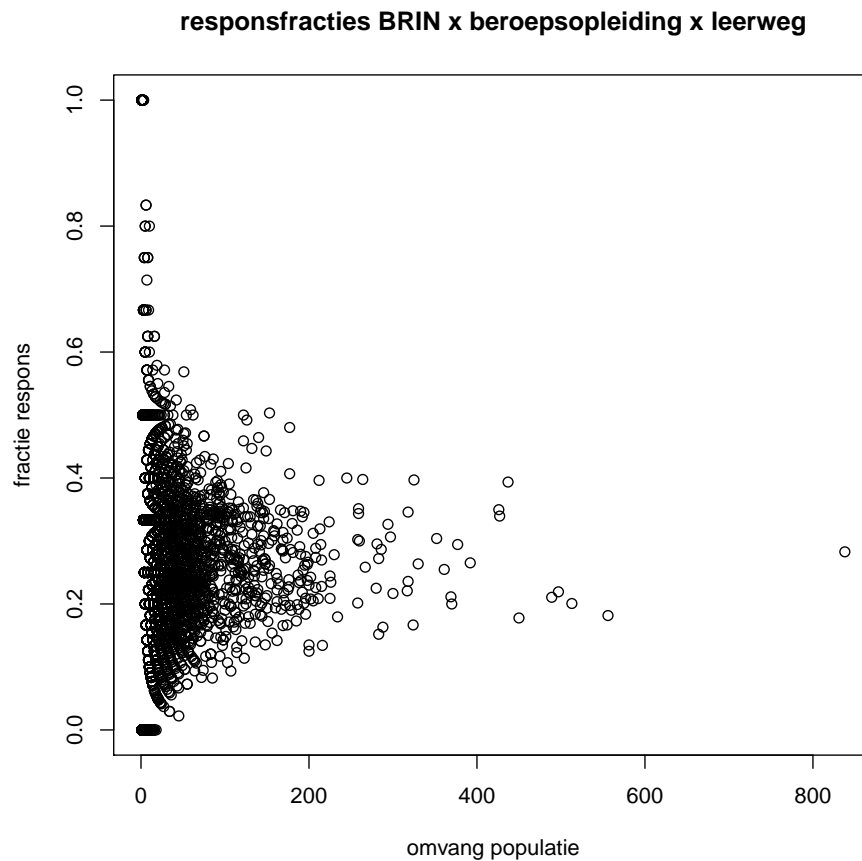
**Tabel 2.1 Het aantal niet-lege cellen in de kruistabel  $BRIN \times beroepsopleiding \times leerweg$ , en minimum, maximum en gemiddelde omvang van de niet-lege cellen in populatie en respons.**

De gedetailleerde schattingen volgens tabel  $BRIN \times beroepsopleiding \times leerweg$  kunnen eenvoudig naar ingedikte niveaus geaggregeerd worden, met behulp van de populatie-aantallen. Om standaardfouten voor geaggregeerde schattingen te berekenen is er daarnaast informatie vanuit de geschatte modellen nodig over de covarianties tussen de schattingen. Als deze worden verwaarloosd dan worden de standaardfouten over het algemeen onderschat.

Voor de volgende set van tabellen zijn schattingen en standaardfouten berekend:

1.  $BRIN \times beroepsopleiding \times leerweg$
2.  $BRIN \times beroepsopleiding$
3.  $BRIN \times hoofdgroep \times leerweg$
4.  $BRIN \times hoofdgroep$
5.  $BRIN \times leerweg$
6.  $BRIN$
7.  $BRIN \times NIVEAUMBO$
8.  $BRIN \times leerweg \times NIVEAUMBO$
9.  $BRIN \times hoofdgroep \times NIVEAUMBO$
10.  $beroepsopleiding \times NIVEAUMBO$
11.  $beroepsopleiding \times leerweg$
12.  $beroepsopleiding$

Opleiding wordt hierbij op twee niveaus gebruikt:



**Figuur 2.1** Histogram van de responsfracties in alle 3582 niet-lege cellen van de kruistabel  $BRIN \times \text{beroepsopleiding} \times \text{leerweg}$ .

1. *beroepsopleiding*: een indeling in 167 klassen; dit is een indikking van de gedetailleerde crebo-codering van het Centraal Register Beroepsopleidingen.
2. *hoofdgroep*: een indikking van *beroepsopleiding* in 18 klassen

Van tabellen 1 tot en met 9 wordt een regionale variant geschat door *BRIN* te vervangen door *Arbeidsmarktregio*. Dit is een indeling in 35 regio's. Daarnaast worden cijfers voor de 355 gemeenten (volgens de gemeentelijke indeling van 2019) berekend. De regionale variabelen hebben betrekking op de woonplaats van de respondent op 1-10-2019. Schattingen worden daarmee ook voor de volgende tabellen gemaakt:

13. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *beroepsopleiding*  $\times$  *leerweg*
14. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *beroepsopleiding*
15. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *hoofdgroep*  $\times$  *leerweg*
16. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *hoofdgroep*
17. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *leerweg*
18. *Arbeidsmarktregio*
19. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *NIVEAUMBO*
20. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *leerweg*  $\times$  *NIVEAUMBO*
21. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *hoofdgroep*  $\times$  *NIVEAUMBO*
22. *Gemeente*



Voor elke cel van de 22 hierboven opgesomde tabellen worden de fracties werkzaam<sup>1)</sup>, en de fracties met goede aansluiting, niveau en richting onder de werkzamen geschat. In formulevorm is de fractie werkzaam voor een cel  $h$ ,

$$\theta_h^{(0)} = \frac{1}{N_h} \sum_{i \in U_h} y_i^{(0)}, \quad (1)$$

met  $U_h$  de verzameling populatie-eenheden in cel  $h$ , en  $N_h$  de omvang van  $U_h$ . Omdat de andere doelvariabelen alleen van toepassing zijn op werkzame personen worden de desbetreffende fracties gepercenteerd op de werkzame deelpopulatie:

$$\theta_h^{(v)} = \frac{\sum_{i \in U_h} y_i^{(0)} y_i^{(v)}}{\sum_{i \in U_h} y_i^{(0)}}, \quad (2)$$

waar bovenschrift  $v = 1, 2, 3$  staat voor *aansluiting*, *niveau*, of *richting*. Strikt genomen is  $y_i^{(v)}$  niet gedefinieerd voor niet-werkzame personen. Voor later gemak bij het bij-voorspellen voor niet-waargenomen eenheden laten we de som in de teller over de hele deelpopulatie lopen en worden niet-werkzame personen buiten beschouwing gelaten door te vermenigvuldigen met  $y_i^{(0)}$ .

Voor een klein aantal integraal waargenomen cellen zijn (1) en (2) direct te berekenen, maar voor de meeste cellen moet bijgeschat worden op basis van het multilevel model dat in de volgende paragraaf wordt beschreven.

<sup>1)</sup> Hier en in de rest van het rapport wordt de eerder gegeven definitie van de variabele *werk* gehanteerd voor werkzaam. Het gaat dus om personen die werkzaam zijn en daarnaast geen onderwijs volgen. Alle schattingen worden berekend voor beide definities van werkzaam volgens de 1-uurs- en 12-uursgrens.

### 3 Schattingsmethode

Op de gehele SVO respons wordt jaarlijks een weging uitgevoerd (Banning, 2017). De achtergrondvariabelen die in de weging zijn gebruikt zijn vooral bedoeld om te corrigeren voor selectiviteit van de respons. Om die reden nemen we de gebruikte weegvariabelen, voor zover ze van toepassing zijn op de MBO-populatie, ook mee in de modellen voor de domeinschatters.

Daarnaast gebruiken we extra achtergrondvariabelen die voorspellend zijn voor (één of meer) van de beschreven doelvariabelen. Verder houdt het model rekening met de gewenste uitsplitsingen. Uit praktische overwegingen is er voor gekozen om voor alle vier doelvariabelen dezelfde modelspecificatie te hanteren. Dit is redelijk omdat de meeste achtergrondvariabelen in het model voorspellend zijn voor meerdere en soms alle doelvariabelen, en omdat voor alle doelvariabelen dezelfde uitsplitsingen worden gehanteerd. Ook voor de schattingen gebaseerd op werkzaam volgens de 12-uursgrens wordt dezelfde modelspecificatie gebruikt. Net zoals bij wegen gebruiken we dus één model voor alle doelvariabelen, maar anders dan bij wegen moet het (univariate) model voor elke doelvariabele apart geschat worden.

Het gehanteerde model is een logistisch multilevel model,

$$y_i \stackrel{\text{ind}}{\sim} \text{Be}(p_i),$$
$$p_i = \text{logit}^{-1} \left( \beta' x_i + \sum_{g=1}^G \gamma^{(g)'} z_i^{(g)} \right), \quad (3)$$

met  $\text{logit}^{-1}(x) = 1 / (1 + e^{-x})$  de logistische of inverse logit functie. De doelvariabele  $y_i$  volgt een Bernoulli-verdeling, zodat  $y_i$  met kans  $p_i$  gelijk is aan 1 en met kans  $1 - p_i$  gelijk aan 0. De kans  $p_i$  wordt via de logistische functie gerelateerd aan bekende achtergrondvariabelen  $x_i$  en  $z_i^{(g)}$  vermenigvuldigd met bijbehorende modelcoëfficiënten  $\beta$  en  $\gamma^{(g)}$ . De vector van achtergrondvariabelen  $x$  bevat demografische variabelen uit de Basisregistratie Personen, arbeids- of uitkeringsgerelateerde variabelen uit de Polisadministratie en opleidingsgerelateerde variabelen uit de onderwijsnummerbestanden zoals opgenomen in het populatiekader. De bijbehorende coëfficiënten  $\beta$  zijn ongemodelleerde (oftewel zogenaamd 'vaste') effecten. De vectoren  $z_i^{(g)}$  bestaan uit indicatorvariabelen voor verschillende gedetailleerde indelingen naar (combinaties van) *BRIN*, *leerweg*, *NIVEAUMBO*, *beroepsopleiding*, *hoofdgroep*, *Arbeidsmarktregio* en *Gemeente*. Omdat het om zeer veel coëfficiënten gaat en veel cellen maar weinig waarnemingen bevatten worden deze coëfficiënten gemodelleerd in een volgend 'level' van het model. Deze gemodelleerde effecten worden ook random effecten genoemd. De geselecteerde variabelen  $x$  en  $z^{(g)}$  worden hieronder in paragraaf 3.1 beschreven.

Het model wordt voor doelvariabele *werk* geschat op alle responsdata. Voor de andere doelvariabelen wordt het model geschat op de werkzame respondenten. Dit geldt voor beide definities van werkzaam.

### 3.1 Het geselecteerde model

De selectie van geschikte achtergrondvariabelen  $x$  en  $z$  is op basis van een aantal praktische criteria gedaan:

- $x$ -variabelen zijn voornamelijk geselecteerd op basis van hun bijdrage aan de adjusted R-squared in lineaire regressie modellen voor de doelvariabelen. Deze maat is gemakkelijk en snel voor veel verschillende combinaties van achtergrondvariabelen uit te rekenen.
- bij de selectie van de  $z_i^{(G)}$  is geprobeerd zo veel mogelijk de indelingen waarvoor schattingen gemaakt worden mee te nemen. Een selectie van de belangrijkste termen is gemaakt met behulp van de formele modelcriteria DIC ([Spiegelhalter et al., 2002](#)) en WAIC ([Watanabe, 2010](#)).
- geschatte modelparameters en domeinschattingen zijn beoordeeld op plausibiliteit.

Ten opzichte van SVO 2018 is het model ongewijzigd. De vector  $x$  van covariaten is opgebouwd volgens de modelspecificatie

```
Cluster +
ink_ontbreekt*LFTcat +
Herkomst3 +
LANDSDEEL +
TypeHuishouden +
hoofdgroep +
op1SBI * leerweg * vervolgop12 +
leerweg * basis_ink +
leerweg * NIVEAUMBO +
(op1SBI + leerweg) * HB_SBI2008VPBL8 +
op1SBI*(NIVEAUMBO + RICHTINGMBO7) +
GBAGESLACHT * (AflGeneratie + basis_ink) +
StedGem +
SEC +
SEC3*ink_ontbreekt
```

Enkele opmerkingen hierbij:

- alle variabelen zijn categoriaal en hun indelingen zijn te vinden in Bijlage III
- een belangrijke achtergrondvariabele is `basis_ink` een indeling van inkomen uit de Polisadministratie in verschillende klassen. Voor *werk* heeft vooral de categorie inkomen ontbreekt (die ook elders in het model voorkomt als `ink_ontbreekt`) voorspellende waarde. Deze categorie hoort bij personen die niet in de Polisadministratie voorkomen. Ook beoordelen mensen met een hoger inkomen de aansluiting van opleiding bij werk gemiddeld beter.
- sociaal-economische klasse (SEC) heeft ook een hoge voorspellende waarde voor met name *werk*. De interactie `SEC3 * ink_ontbreekt` is opgenomen omdat voor zelfstandigen het inkomen meestal ontbreekt.

- de variabele op1SBI is samengesteld uit opleiding en de SBI bedrijfsindeling uit de Polisadministratie. Hiervoor is uit de kruistabel van *beroepsopleiding* met de SBI-variabele HB\_SBI2008VJJJJ voor elke SBI bepaald welke de grootste opleidingen zijn die samen de kleinste meerderheid vormen in de populatie. Personen die niet in de Polisadministratie voorkomen krijgen de waarde 'nvt'. Van de overige personen krijgt iemand met een beroepsopleiding die tot de meerderheidsopleidingen van diens SBI behoort de waarde 'meerderheid' en anders de waarde 'minderheid'. Deze afgeleide variabele heeft voorspellende waarde voor alle vier doelvariabelen.
- van de uitsplitsingsvariabelen komen alleen *leerweg*, *NIVEAUMBO* en *hoofdgroep* voor als covariaten in  $x$ . De overige uitsplitsingsvariabelen zijn te gedetailleerd om als ongemodelleerde effecten in het model op te nemen.

De covariaten  $x$  kunnen lang niet alle verschillen tussen de domeinen verklaren. Bij het maken van domeinschattingen is daarom belangrijk om ook expliciete domeineffecten in het model op te nemen. Vanwege de kleine aantallen waarnemingen per cel kunnen de domeinen niet als vaste effecten meegenomen worden, maar wel als gemodelleerde effecten. Voor de volgende classificaties worden gemodelleerde effecten  $\gamma^{(g)}$  ( $g = 1 \dots 5$ ) in het model opgenomen:

1. *beroepsopleiding*  $\times$  *leerweg*
2. *leerweg*  $\times$  *BRIN*
3. *BRIN*  $\times$  *beroepsopleiding*  $\times$  *leerweg*
4. *Arbeidsmarktregio*
5. *Arbeidsmarktregio*  $\times$  *hoofdgroep*  $\times$  *NIVEAUMBO*
6. *Gemeente*.

Voor de gemodelleerde effecten wordt aangenomen dat ze, onafhankelijk van elkaar, een normaalverdeling volgen,

$$\gamma^{(g)} \sim N(0, \sigma_g^2 I_{d_g}), \quad (4)$$

met variantieparameter  $\sigma_g^2$ , en  $I_{d_g}$  de eenheidsmatrix met dimensie gelijk aan de dimensie van  $\gamma^{(g)}$ , d.w.z. het aantal cellen van de kruistabel die in de populatie voorkomen. De tweede term, *leerweg*  $\times$  *BRIN*, wordt omwille van een betere fit op een iets algemenere manier gemodelleerd, met per leerweg een aparte variantieparameter, en een correlatieparameter tussen beide leerweg klassen:

$$\gamma^{(2)} \sim N(0, I_{68} \otimes \Sigma), \quad (5)$$

met  $\Sigma$  een algemene  $2 \times 2$  covariantiematrix, en  $I_{68}$  de eenheidsmatrix van dimensie 68, het aantal instellingen.

Een model met ruimtelijk gemodelleerde gemeente-effecten volgens een conditioneel autoregressieve (CAR) component (Besag en Kooperberg, 1995; Rue en Held, 2005) is ook uitgetoetst. Daarin wordt rekening gehouden met de geografische ligging van de gemeenten door de naburigheid van gemeenten in de covariantiestructuur van de random effecten mee te nemen. Dit bleek echter van weinig toegevoegde waarde ten opzichte van de onafhankelijke gemeente-effecten.

### 3.2 Schatten van het model

We volgen een Bayesiaanse aanpak om het model te schatten. Dit betekent dat model (3) wordt uitgebreid met een priorverdeling voor de modelparameters, zie Bijlage I. Uit het model en de data volgt de posterior verdeling voor de modelparameters. Vanwege de complexiteit van het model kan de posterior verdeling niet direct berekend worden. Daarom gebruiken we een Markov Chain Monte Carlo (MCMC) methode. Dit is een simulatiemethode die, na een bepaalde opstartfase (burnin), trekkingen genereert uit de posterior verdeling. Met een voldoende aantal trekkingen kan de posterior verdeling goed benaderd worden. Zie Bijlage I voor meer informatie over de gebruikte MCMC methode.

De MCMC simulatie is uitgevoerd met 500 burnin iteraties. Dit bleek ruim voldoende om de reeksen naar het belangrijkste deel van de posterior verdeling te laten convergeren. Na de burnin is de simulatie voortgezet over 2000 iteraties. Elke iteratie geeft een trekking uit de posterior verdeling, en omdat het aantal modelparameters zeer groot is, is om geheugen te besparen alleen elke 4<sup>e</sup> trekking bewaard. Er zijn steeds vier ketens parallel gesimuleerd, met onafhankelijk getrokken startwaarden. Al met al geeft dit  $4 \times (2000/4) = 2000$  posterior trekkingen voor alle modelparameters. Dit bleek ruim voldoende, in de zin dat de gemaakte simulatiefout altijd veel kleiner was dan de posterior standaardfouten voor de parameters. Daarnaast is gecontroleerd op voldoende convergentie met behulp van de zogenaamde R-hat statistiek (Gelman en Rubin, 1992), de verhouding van de totale variantie over de parallelle ketens en de variantie binnen de ketens. Deze lag voor de meeste parameters zeer dicht bij 1 en voor alle parameters onder de 1,1, waarmee de simulaties voldoen aan deze vuistregel voor voldoende convergentie.

Het model is op deze manier voor elk van de vier doelvariabelen afzonderlijk geschat, waarbij, zoals eerder opgemerkt, voor *aansluiting*, *niveau* en *richting* alleen de respons met *werk* = 1 is gebruikt. De MCMC resultaten voor de modelparameters zijn vervolgens vertaald naar trekkingen uit de posterior verdeling voor de te schatten domeinparameters. Voor doelvariabele *werk* geeft elke trekking  $r$  ( $r = 1 \dots 2000$ ) uit de posterior verdeling voor de bijbehorende modelparameters, voor een bepaald domein  $h$ , een waarde

$$\theta_h^{(0)(r)} = \frac{1}{N_h} \left( \sum_{i \in s_h} y_i^{(0)} + \sum_{i \in U_h \setminus s_h} y_i^{(0)(r)} \right), \quad (6)$$

met  $N_h$  de omvang van deelpopulatie  $U_h$ ,  $s_h$  de respons en  $U_h \setminus s_h$  de niet-waargenomen eenheden. De trekkingen  $y_i^{(0)(r)}$  worden gegenereerd volgens

$$y_i^{(0)(r)} \sim \text{Be} \left( p_i^{(r)} \right), \quad (7)$$

$$p_i^{(r)} = \text{logit}^{-1} \left( x_i' \beta^{(r)} + \sum_g z_i^{(g)'} \gamma^{(g)(r)} \right),$$

met  $\beta^{(r)}$  en  $\gamma^{(g)(r)}$  de trekkingen voor de modelcoëfficiënten uit de MCMC simulatie voor *werk*. Samen vormen  $\left\{ \theta_h^{(0)(r)} \right\}_{r=1 \dots 2000}$  een benadering van de posterior verdeling voor de fractie werkzaam  $\theta_h^{(0)}$ , waarmee schattingen en standaardfouten of intervallen kunnen worden berekend.

Voor de overige doelvariabelen worden analoog trekkingen voor domeinparameters gegenereerd volgens

$$\theta_h^{(v)(r)} = \frac{\sum_{i \in s_h} y_i^{(0)} y_i^{(v)} + \sum_{i \in U_h \setminus s_h} y_i^{(0)(r)} y_i^{(v)(r)}}{\sum_{i \in s_h} y_i^{(0)} + \sum_{i \in U_h \setminus s_h} y_i^{(0)(r)}}, \quad (8)$$

waarbij de trekkingen  $y_i^{(v)(r)}$  gebaseerd zijn op de MCMC simulatie voor de betreffende doelvariabele. We merken op dat deze doelvariabelen met een tweedelig model worden geschat: het model voor *werk* en het model voor de betreffende doelvariabele, vergelijkbaar met tweedelige modellen die gebruikt worden bij het modelleren van data met extra nullen, zie bijvoorbeeld [Pfeffermann et al. \(2008\)](#) en [Krieg et al. \(2016\)](#).

## 4 Resultaten

Voor elke doelvariabele is het multilevel model geschat door middel van een MCMC simulatie. Vervolgens zijn simulatievectoren voor alle domeinparameters berekend zoals in de vorige paragraaf beschreven. Met deze Monte Carlo (MC) benaderingen van de posterior verdelingen voor de domeinparameters kunnen eenvoudig puntschattingen, standaardfouten of intervallschattingen gemaakt worden.

Als puntschatting gebruiken we (de MC benadering van) het posterior gemiddelde, als standaardfout (de MC benadering van) de posterior standaardfout, en als 95% interval het interval begrensd door (de MC benaderingen van) de 2,5 en 97,5 percentielpunten.

In de grafieken in Bijlage II worden de modelgebaseerde schattingen vergeleken met directe schattingen. De directe schattingen met standaardfouten zijn berekend als

$$\hat{Y}_h^{(0)} = \frac{1}{n_h} \sum_{i \in s_h} y_i^{(0)} \quad \text{en} \quad \hat{Y}_h^{(v)} = \frac{\sum_{i \in s_h} y_i^{(v)}}{\sum_{i \in s_h} y_i^{(0)}} \quad \text{voor } v = 1, 2, 3$$
$$\text{se} \left( \hat{Y}_h^{(v)} \right) = \sqrt{\frac{1 - n_h/N_h}{n_h} \hat{Y}_h^{(v)} \left( 1 - \hat{Y}_h^{(v)} \right)} \quad \text{voor } v = 0, 1, 2, 3$$
(9)

met  $n_h$  de omvang van de respons  $s_h$ . Voor domeinen zonder respons zijn geen directe schattingen mogelijk, en deze domeinen komen dan ook niet voor in de grafieken. Voor *aansluiting*, *niveau* en *richting* wordt de extra bijdrage aan de standaardfouten als gevolg van het percenteren op *werk* verwaarloosd.

Plots voor alle vier doelvariabelen worden getoond voor de meest gedetailleerde indeling naar *BRIN* × *beroepsopleiding* × *leerweg* (figuren II.1 t/m II.8) en voor de indeling naar enkel *BRIN* (figuren II.9 t/m II.16). Daarnaast zijn dezelfde plots ook voor de regionale tabel *Arbeidsmarktregio* × *leerweg* × *NIVEAUMBO* toegevoegd (figuren II.17 t/m II.24). De getoonde plots zijn gebaseerd op werkzaam volgens de internationale definitie (1-uursgrens). De schattingen gebaseerd op werkzaam volgens de 12-uursgrens zijn niet veel anders omdat de verschillen in de variabelen klein zijn. De gebruikte methode houdt geen rekening met het feit dat werkzaam volgens de 12-uursdefinitie een deelverzameling is van die volgens de 1-uursdefinitie. Daarom kunnen er inconsistenties bestaan tussen beide tabellensets van schattingen. Zo kan bijvoorbeeld een schatting van het aantal (niet-studerende) werkzamen volgens de 12-uursdefinitie toch voor sommige tabelcellen iets hoger uitvallen dan die volgens de 1-uursdefinitie. De inconsistenties zullen echter klein zijn ten opzichte van de geschatte marges.

De figuren laten zien dat de modelschattingen een kleinere spreiding hebben, zeker voor de meest gedetailleerde tabellen. Ook is te zien dat de verschillen tussen directe en modelschattingen meestal het grootst zijn bij de kleinste domeinen (kleine cirkels). Voor grotere domeinen die in de regel veel waarnemingen bevatten zijn de verschillen normaal gesproken kleiner (grote cirkels).

Er zijn ook systematische verschillen tussen directe schattingen en modelschattingen te zien. Bijvoorbeeld in figuur II.9, waar te zien is dat de modelschattingen voor *werk*

	SVO 2016	SVO 2017	SVO 2018	SVO 2019
<i>werk</i>	84,0	65,4	65,7	48,1
<i>aansluiting</i>	72,2	76,5	77,4	75,4
<i>niveau</i>	67,1	76,1	76,9	79,2
<i>richting</i>	57,9	66,5	65,7	66,3

**Tabel 4.1 Geaggregeerde modelschattingen gebaseerd op SVO 2016-2019 voor de fracties *werk*, *aansluiting*, *niveau* en *richting* (in %) voor de populatie van MBO schoolverlaters.**

gemiddeld iets hoger liggen dan de directe schattingen. Deze systematische afwijking is een gevolg van de selectiviteit van de respons ten opzichte van de populatie. Door het gebruik van achtergrondkenmerken die bekend zijn voor de gehele doelpopulatie reduceert het model deze vertekening, net zoals de reguliere SVO gewichten dat doen.

De standaardfouten van de modelschattingen zijn meestal beduidend kleiner dan die van de directe schattingen. Voor de minder gedetailleerde schattingen zijn soms de standaardfouten van de modelschattingen groter dan de getoonde standaardfouten van de directe schattingen, vooral voor wat grotere domeinen en voor *aansluiting*, *niveau* en *richting*. Dat kan komen door de correctie voor selectieve respons die het model oplegt, maar ook door het feit dat de getoonde standaardfouten van de directe schattingen onderschattingen zijn. Dit laatste komt omdat ze de onzekerheid van het aantal met  $werk = 1$  in de noemer verwaarlozen. Door de lagere percentages met  $werk = 1$  ten opzichte van de vorige jaren is deze onderschatting nu groter.

De schattingen op de verschillende aggregatieniveaus zijn onderling consistent (op een kleine simulatiefout na voor *aansluiting*, *niveau* en *richting*). Er is geen exacte consistentie afgedwongen met schattingen op een hoger geaggregeerd niveau die met behulp van de weging gemaakt kunnen worden.

Ten slotte geeft tabel 4.1 de geaggregeerde modelschattingen op basis van SVO 2016 tot en met 2019, op basis van de 1-uursgrens versie van *werk*. De cijfers van 2016 zijn niet goed vergelijkbaar omdat in 2016 de variabele *werk* een ruimere definitie had, namelijk inclusief de studerende werkenden. Ook de cijfers van 2019 zijn niet goed vergelijkbaar door de juist veel strengere selectie van niet-onderwijsvolgende werkenden.



## 5 Samenvatting en discussie

Voor OCW zijn schattingen gemaakt van enkele belangrijke aspecten van aansluiting van opleiding bij werk voor MBO schoolverlaters naar instelling, opleiding en regio. Omdat het om erg gedetailleerde niveaus gaat is het niet goed mogelijk om deze schattingen met de reguliere SVO gewichten te maken. In plaats daarvan zijn deze schattingen berekend op basis van een voor dit doel ontwikkeld multilevel model. Dit model houdt rekening met het binaire karakter van de doelvariabelen en de gewenste uitsplitsingen van de schattingen, en gebruikt een groot aantal uit registraties beschikbare hulpvariabelen om tot populatieschattingen te komen.

Voor het schatten van het model is een Bayesiaanse simulatie-aanpak gekozen. Uit de simulatie-output kunnen eenvoudig schattingen en bijbehorende standaardfouten of onzekerheidsintervallen berekend worden. Deze cijfers zijn voor een aantal vooraf gespecificeerde tabellen gemaakt. De standaardfouten van de modelgebaseerde schattingen zijn over het algemeen duidelijk kleiner dan die van directe schattingen, en modelgebaseerde schattingen kunnen ook voor domeinen zonder waarnemingen worden gemaakt. Schattingen voor lineaire combinaties van cellen, zoals andere aggregaten of verschillen tussen opleidingen of instellingen of regio's, kunnen worden berekend als dezelfde lineaire combinaties van de schattingen per cel. Voor de berekening van bijbehorende standaardfouten of intervallen kan dan het best wel rekening gehouden worden met mogelijke correlaties. Dit gaat automatisch als deze schattingen direct uit de simulatie-output worden berekend.

De beschreven methode kan in principe elk jaar worden toegepast om schattingen naar instelling, opleiding en regio te maken. Mocht het aantal responsen in de toekomst sterk dalen, bijvoorbeeld door steekproefsgewijze in plaats van integrale benadering van de populatie, dan moet het model mogelijk wel vereenvoudigd worden. Een mogelijkheid die we niet hebben onderzocht is om een model te specificeren over meerdere jaren waarbij (sommige) coëfficiënten tijdsafhankelijk worden gemodelleerd. De verwachting is dat met een dergelijk groter model nauwkeuriger schattingen gemaakt kunnen worden, met name van ontwikkelingen. Een dergelijk tijdreeksmodel zou wel complex worden omdat het rekening zal moeten houden met de veranderingen in definities en design over de jaren heen.

# Referenties

- Bakker, J., Geurden-Slis, M., Meertens, V., Vis-Visschers, R., en Schols, M. (2019). Rapportage gebruikerstest Smartphone versie Schoolverlatersonderzoek. Nota 20-02-2019, Centraal Bureau voor de Statistiek, Heerlen.
- Banning, R. (2017). Weging SVO 2016. Memo 24-02-2017, Centraal Bureau voor de Statistiek, Den Haag.
- Besag, J. en Kooperberg, C. (1995). On Conditional and Intrinsic Autoregression. *Biometrika* 82 (4), 733–746.
- Boonstra, H. J. (2018). *mcmcsm: MCMC Small Area Estimation*. R package under development, version 0.9.
- Boonstra, H. J. (2019). Schoolverlatersonderzoek 2018: schattingen voor kleine deelpopulaties van MBO schoolverlaters. Methodologisch rapport, 01-05-2019, Centraal Bureau voor de Statistiek, Heerlen.
- Gelfand, A. en Smith, A. (1990). Sampling based approaches to calculating marginal densities. *Journal of the American Statistical Association* 85, 398–409.
- Gelman, A. (2006). Prior distributions for variance parameters in hierarchical models. *Bayesian Analysis* 1 (3), 515–533.
- Gelman, A. en Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge University Press.
- Gelman, A. en Rubin, D. (1992). Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science* 7 (4), 457–472.
- Geman, S. en Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images. *IEEE Trans. Pattn Anal. Mach. Intell.* 6, 721–741.
- Krieg, S., Boonstra, H. J., en Smeets, M. (2016). Small-Area Estimation with Zero-Inflated Data—a Simulation Study. *Journal of Official Statistics* 32 (4), 963–986.
- O’Malley, A. en Zaslavsky, A. (2008). Domain-Level Covariance Analysis for Multilevel Survey Data with Structured Nonresponse. *Journal of the American Statistical Association* 103 (484), 1405–1418.
- Pfeffermann, D., Terry, B., en Moura, F. A. (2008). Small area estimation under a two-part random effects model with application to estimation of literacy in developing countries. *Survey Methodology* 34 (2), 235–249.
- Polson, N. G., Scott, J. G., en Windle, J. (2013). Bayesian inference for logistic models using Pólya–Gamma latent variables. *Journal of the American statistical Association* 108 (504), 1339–1349.
- R Core Team (2015). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.
- Rao, J. N. en Molina, I. (2015). *Small area estimation*. John Wiley & Sons.

Rue, H. en Held, L. (2005). *Gaussian Markov Random Fields: Theory and Applications*. Chapman and Hall/CRC.

Spiegelhalter, D., Best, N., Carlin, B., en van der Linde, A. (2002). Bayesian Measures of Model Complexity and Fit. *Journal of the Royal Statistical Society B* 64 (4), 583–639.

van Berkel, K. (2016). Steekproef schoolverlatersonderzoek 2016. Memo 25-07-2016, Centraal Bureau voor de Statistiek, Heerlen.

Watanabe, S. (2010). Asymptotic equivalence of Bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *Journal of Machine Learning Research* 11 (Dec), 3571–3594.

# Bijlage

## I Binomiaal multilevel model

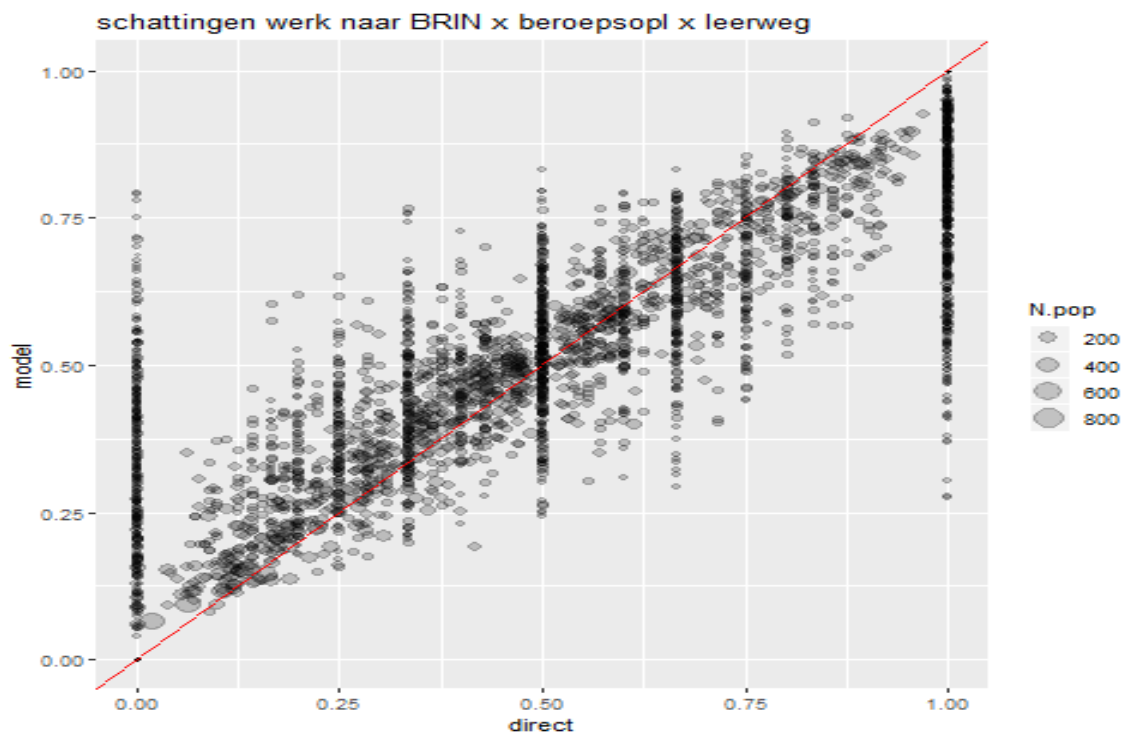
Het gebruikte model is

$$\begin{aligned} y_i &\overset{\text{ind}}{\sim} \text{Be}(p_i), \\ p_i &= \text{logit}^{-1} \left( \beta' x_i + \sum_g \gamma^{(g)'} z_i^{(g)} \right), \\ \gamma^{(g)} &\sim \text{N}(0, \sigma_g^2 I_{d_g}) \quad \text{voor } g = 1, 3, 4, 5, 6, \\ \gamma^{(g)} &\sim \text{N}(0, I_{68} \otimes \Sigma) \quad \text{voor } g = 2. \end{aligned} \tag{10}$$

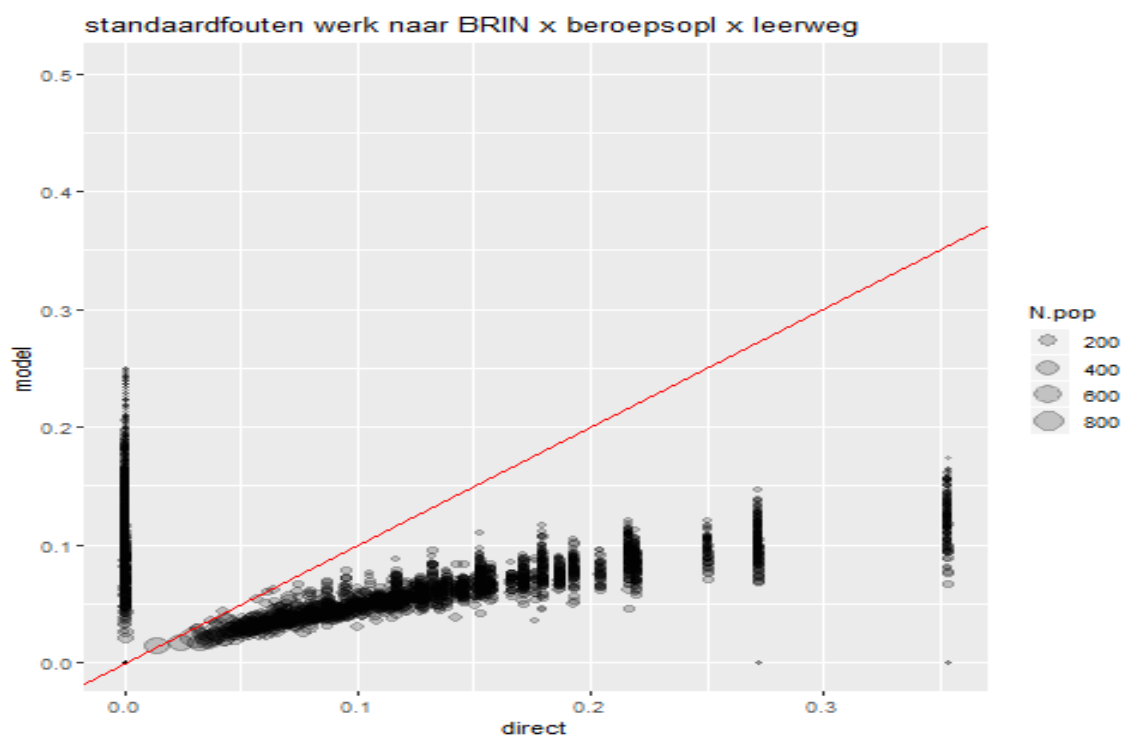
Omdat een Bayesiaanse aanpak wordt gevolgd moeten ook priorverdelingen voor de overige modelparameters worden gespecificeerd. Voor de componenten van  $\beta$  zijn onafhankelijke normale priorverdelingen gebruikt met gemiddelde 0 en variantie 4. Voor logistische regressie met categoriale covariaten is dit een vrij diffuse prior. Voor de standaarddeviaties  $\sigma_g$  zijn half-Cauchy priors gebruikt met schaalparameter 1. In [Gelman \(2006\)](#) wordt aangetoond dat dit geschikte standaardpriors zijn voor standaarddeviatieparameters in multilevel modellen. Ten slotte wordt voor de volledig geparametriseerde covariantiematrix  $\Sigma$  een zogenaamde scaled-inverse-Wishart verdeling gebruikt met 3 vrijheidsgraden en eenheidsschaalmatrix, zoals voorgesteld in [O'Malley en Zaslavsky \(2008\)](#) en aanbevolen in [Gelman en Hill \(2007\)](#). Deze prior kan ook gezien worden als generalisatie van de gehanteerde priors voor de (gekwadrateerde) standaardfouten.

Het model wordt geschat met een MCMC simulatiemethode, in het bijzonder de Gibbs sampler ([Geman en Geman, 1984](#); [Gelfand en Smith, 1990](#)). Hierbij wordt herhaaldelijk uit de conditionele posterior verdelingen van (blokken van) modelparameters getrokken. We maken daarbij gebruik van de representatie van de binomiale likelihood als mixture van een normale verdeling ([Polson et al., 2013](#)) waardoor alle conditionele verdelingen eenvoudig zijn. De berekeningen zijn uitgevoerd in R ([R Core Team, 2015](#)), met package `mcmcsc` ([Boonstra, 2018](#)).

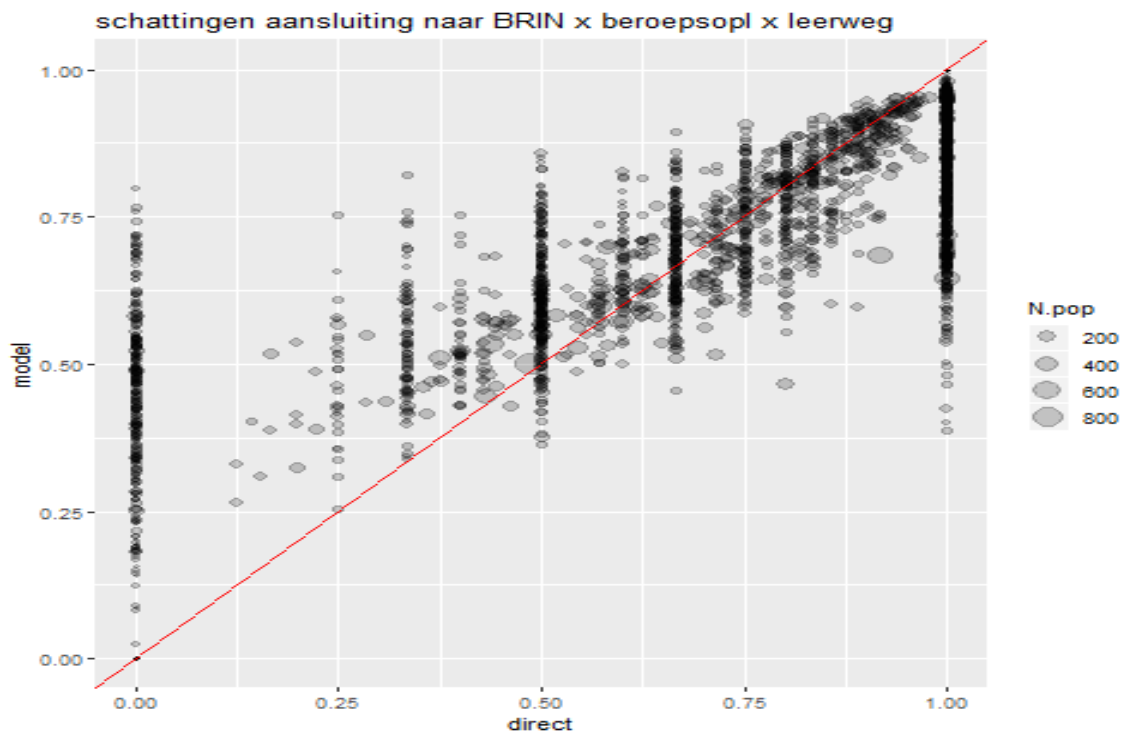
## II Vergelijking met directe schattingen



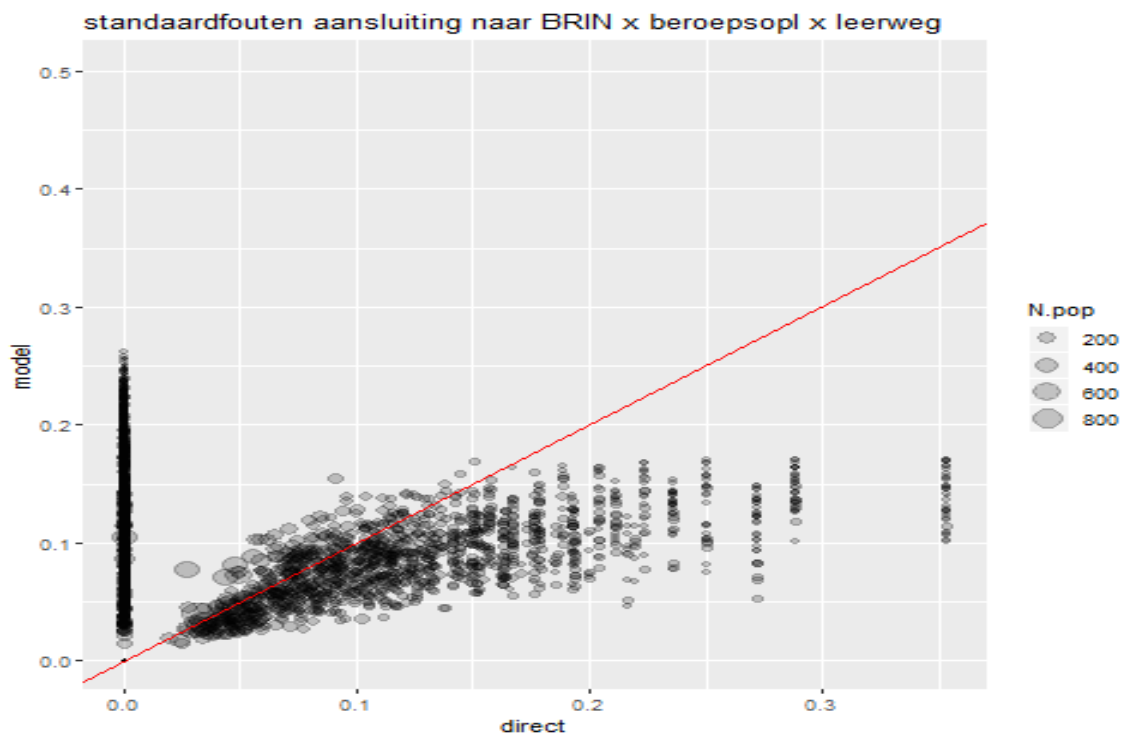
Figuur II.1 Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk naar BRIN × beroepsopleiding × leerweg*.



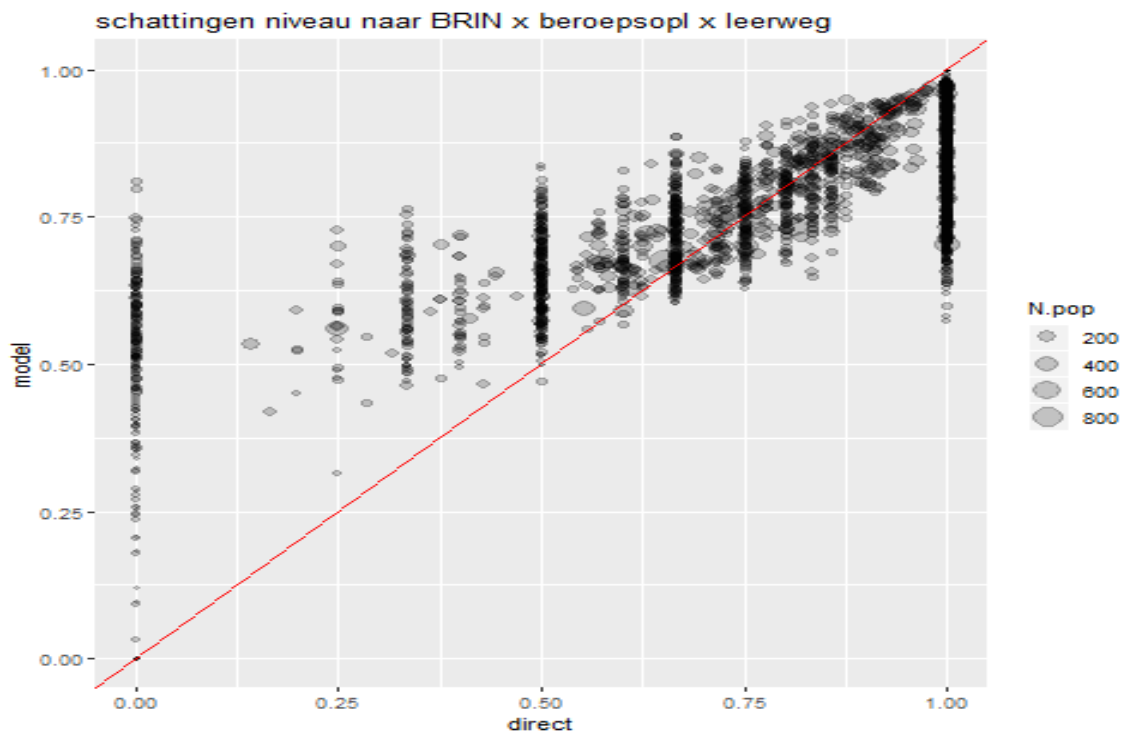
Figuur II.2 Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk naar BRIN × beroepsopleiding × leerweg*.



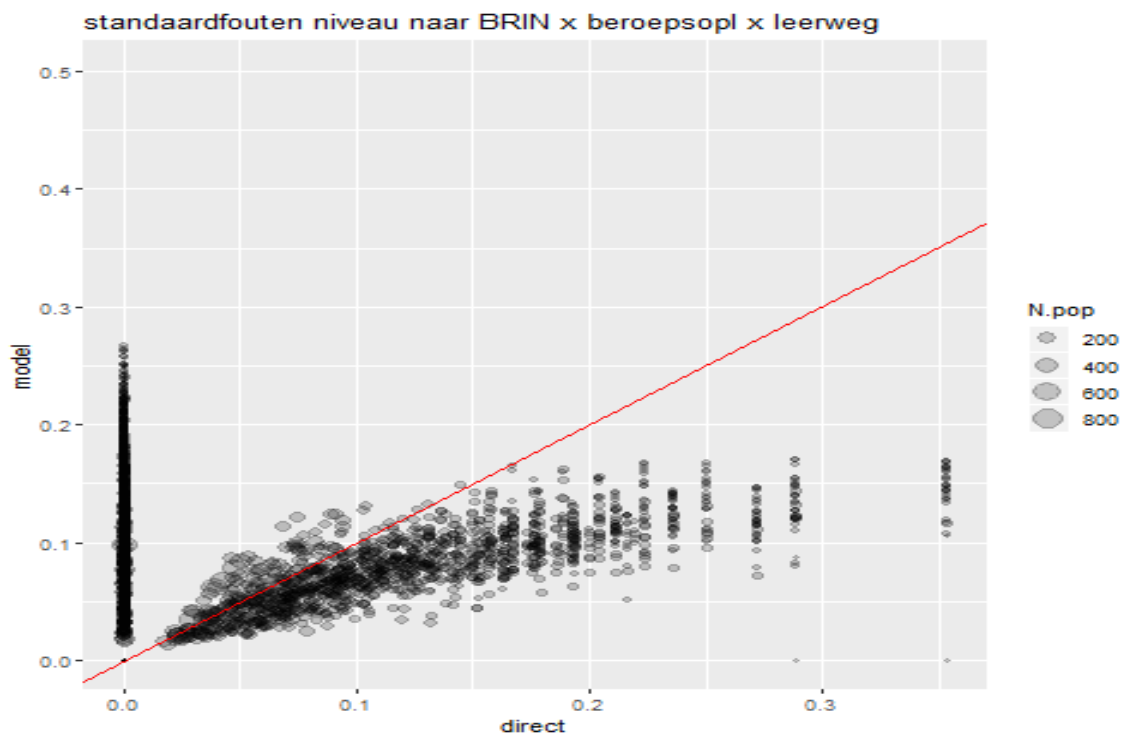
**Figuur II.3** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar BRIN x beroepsopleiding x leerweg.



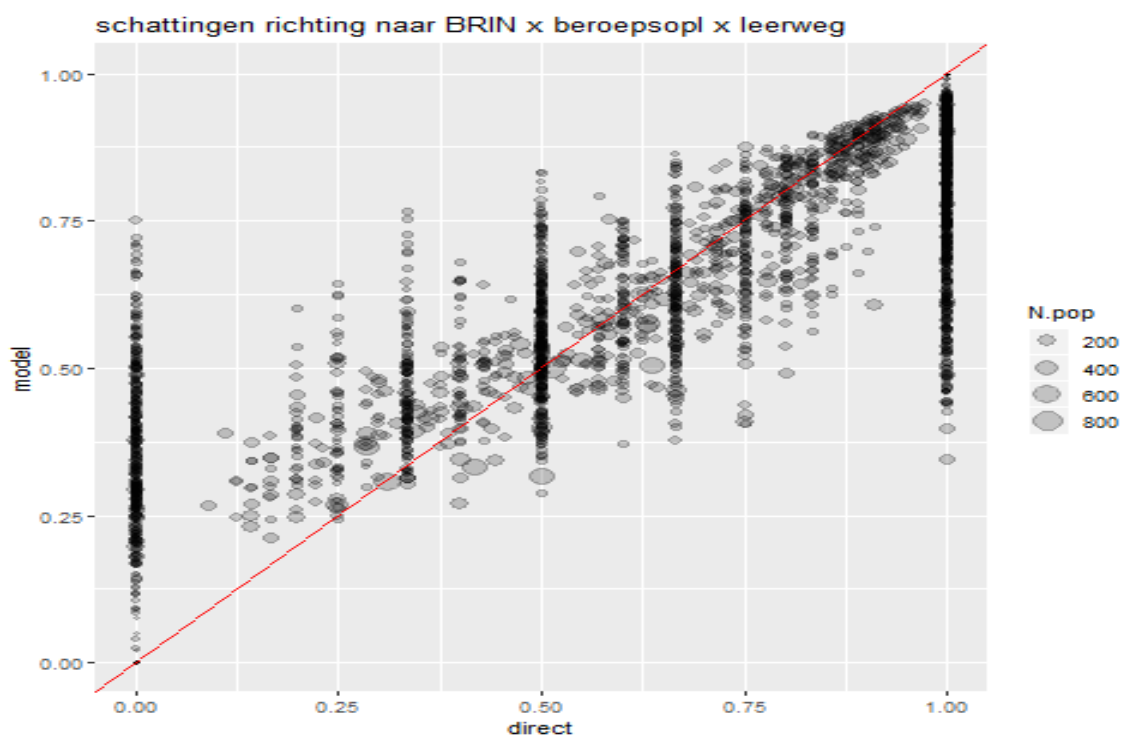
**Figuur II.4** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar BRIN x beroepsopleiding x leerweg.



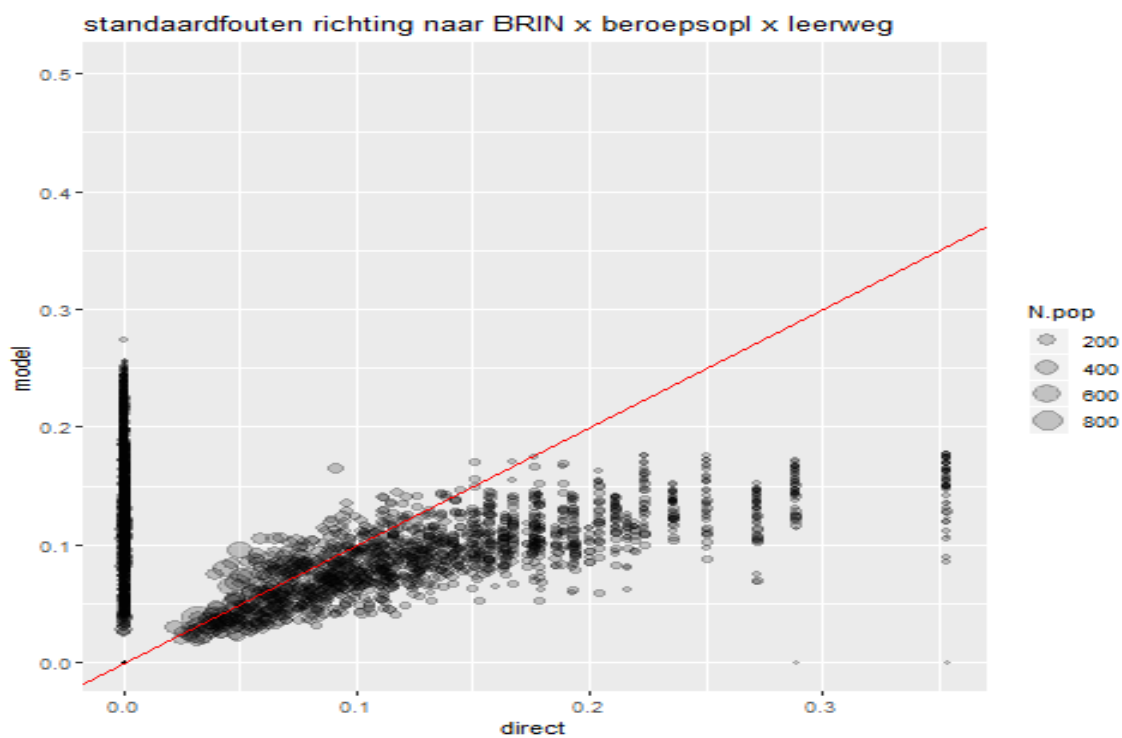
**Figuur II.5** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *BRIN* × *beroepsopleiding* × *leerweg*.



**Figuur II.6** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *BRIN* × *beroepsopleiding* × *leerweg*.

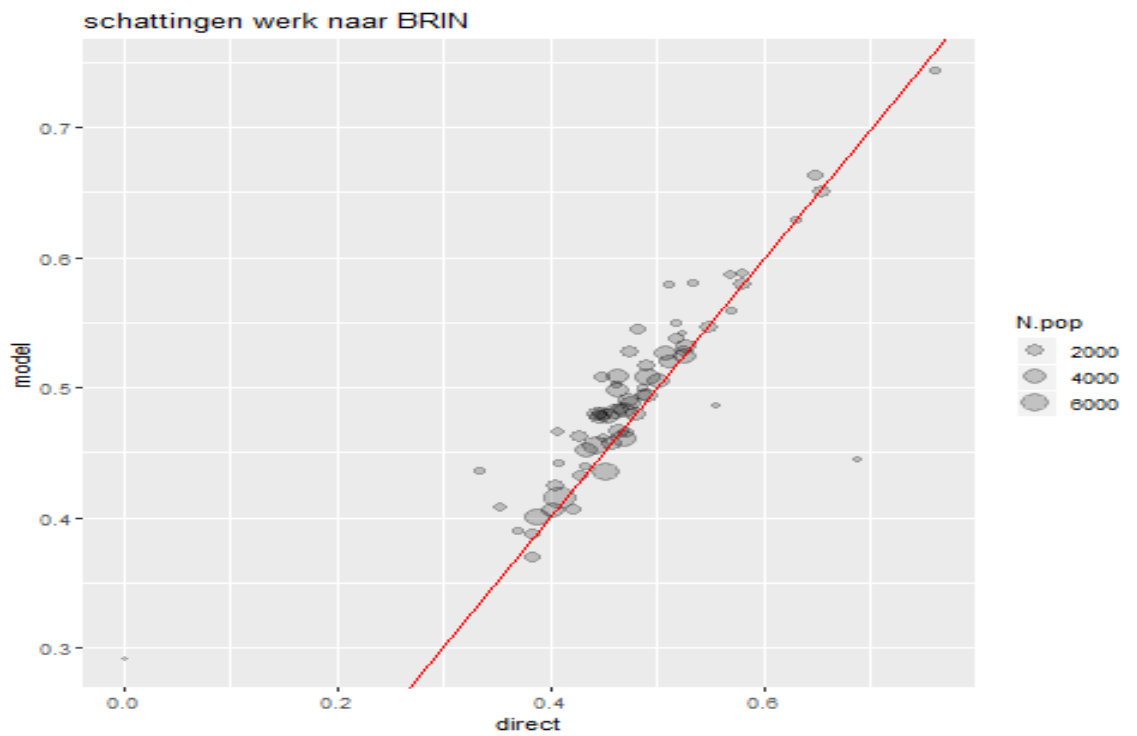


**Figuur II.7** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *BRIN* × *beroepsopleiding* × *leerweg*.

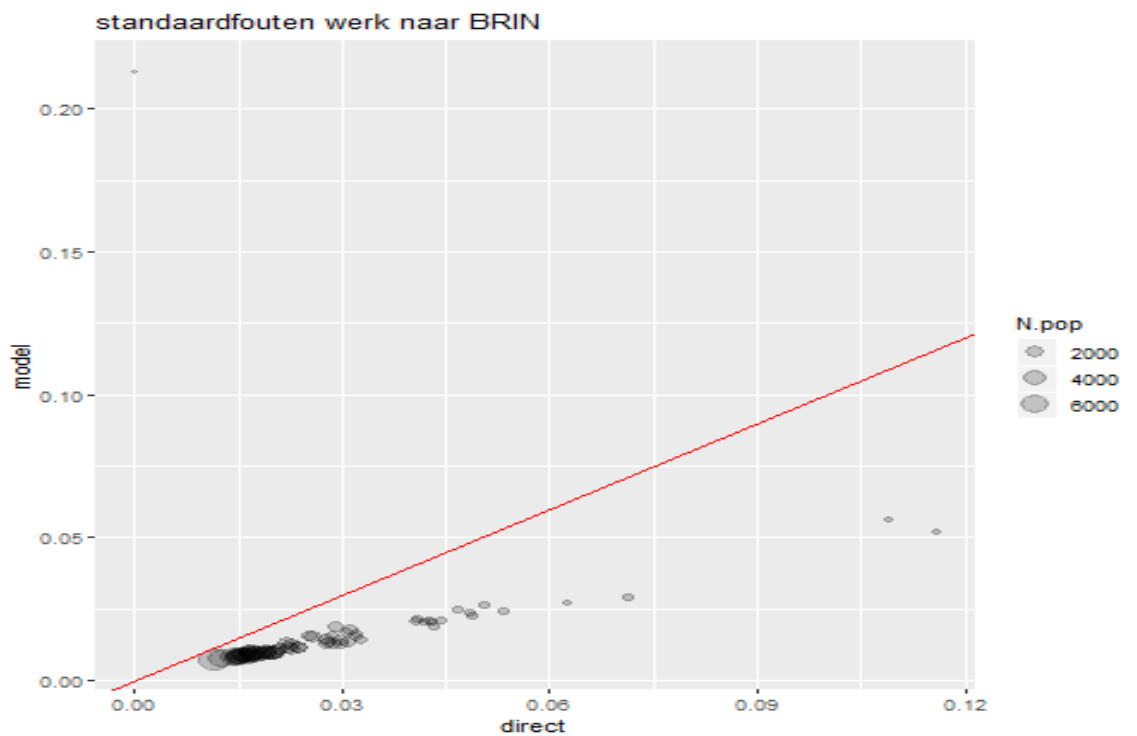


**Figuur II.8** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *BRIN* × *beroepsopleiding* × *leerweg*.

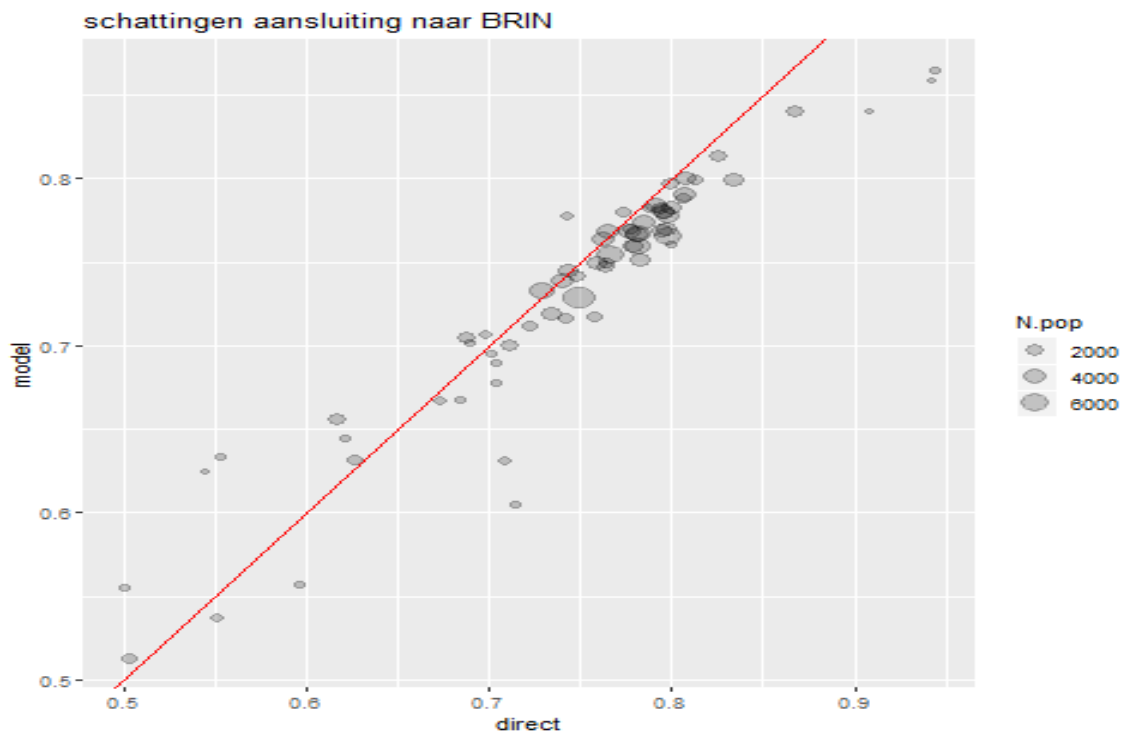




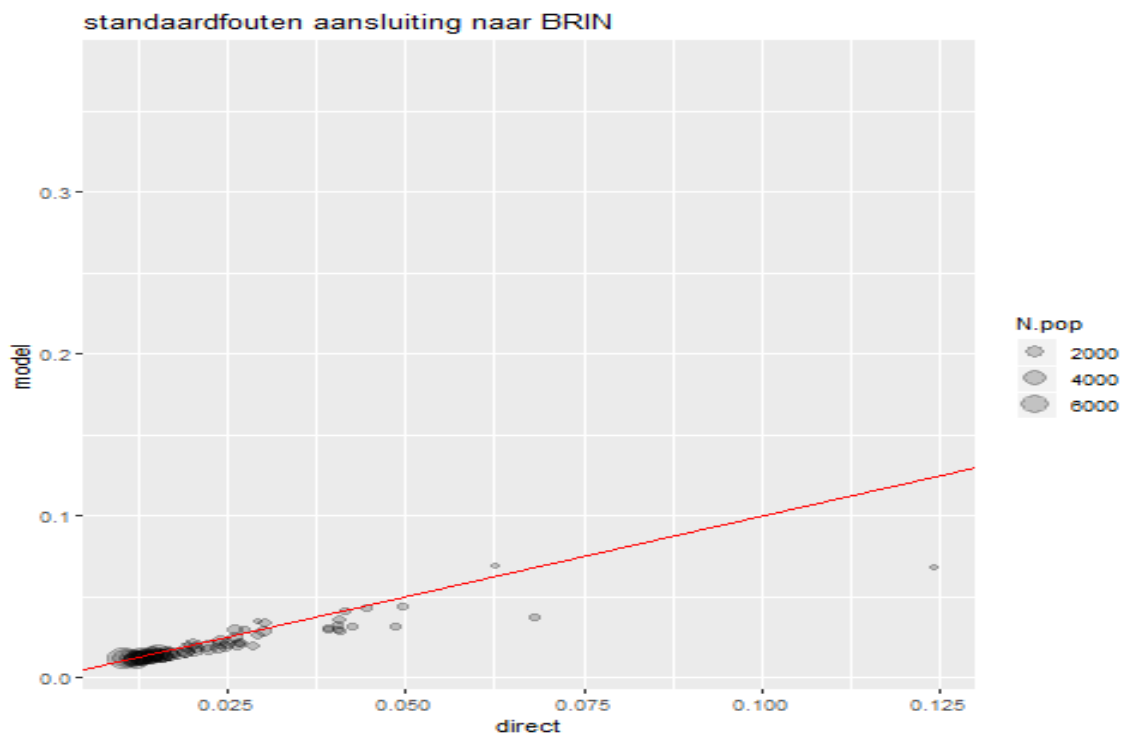
**Figuur II.9** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk* naar *BRIN*.



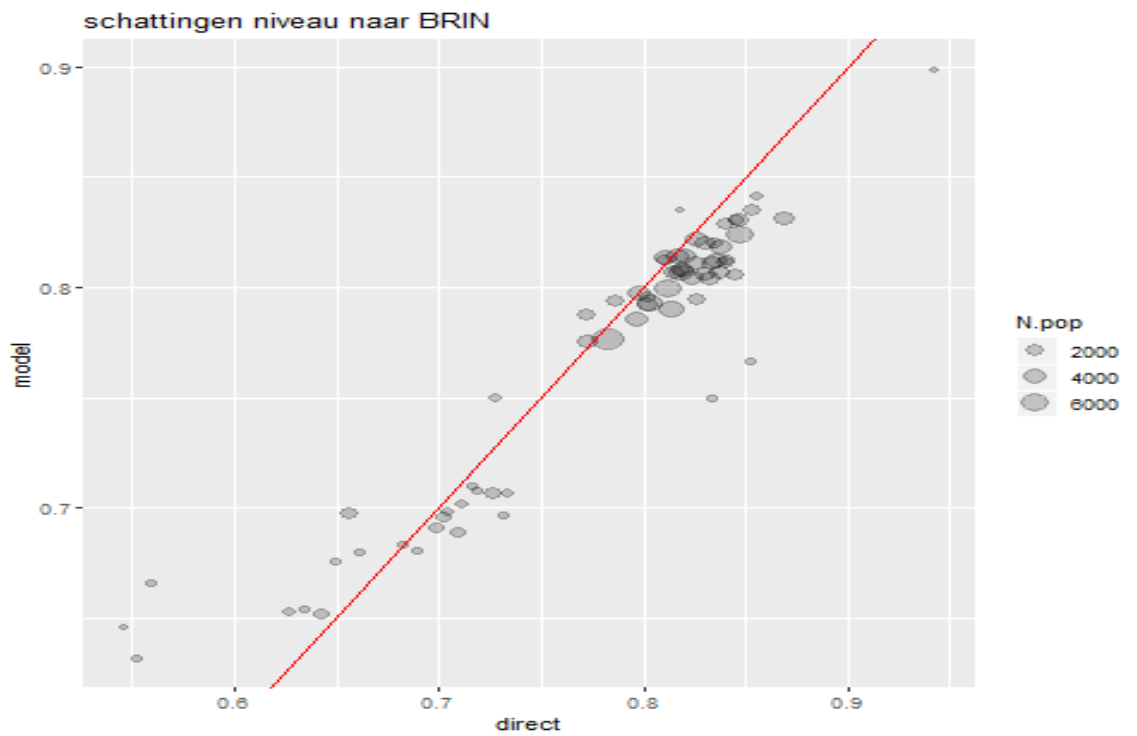
**Figuur II.10** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk* naar *BRIN*.



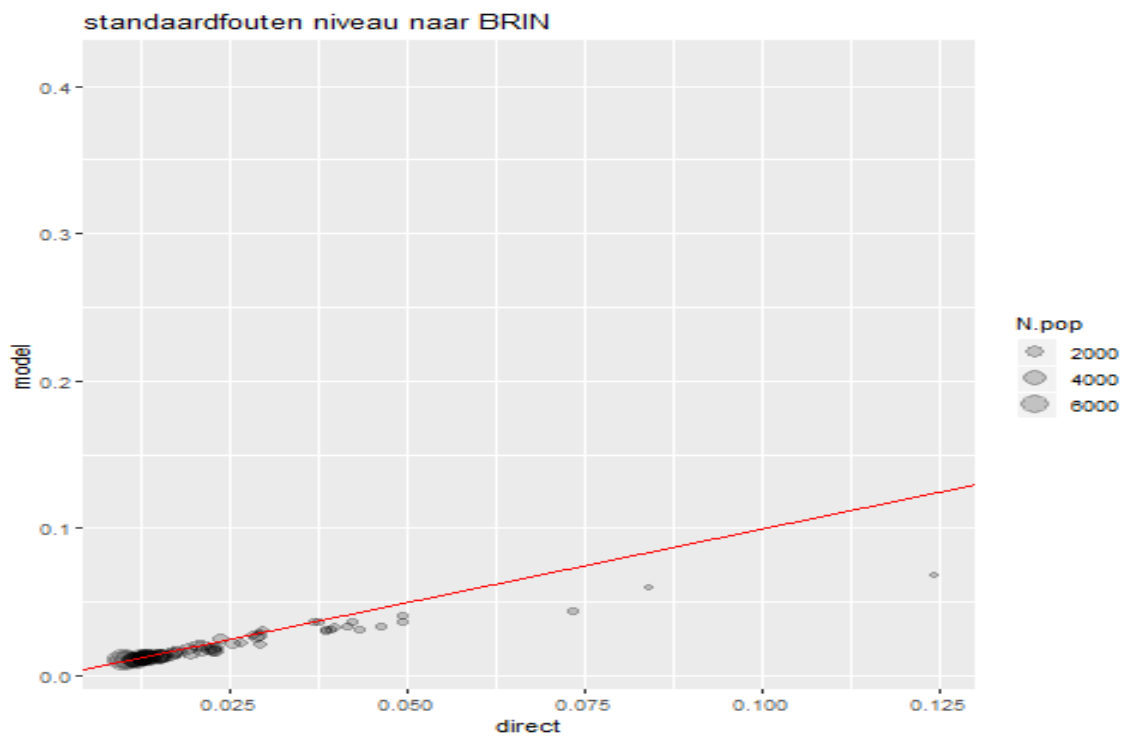
**Figuur II.11** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar BRIN.



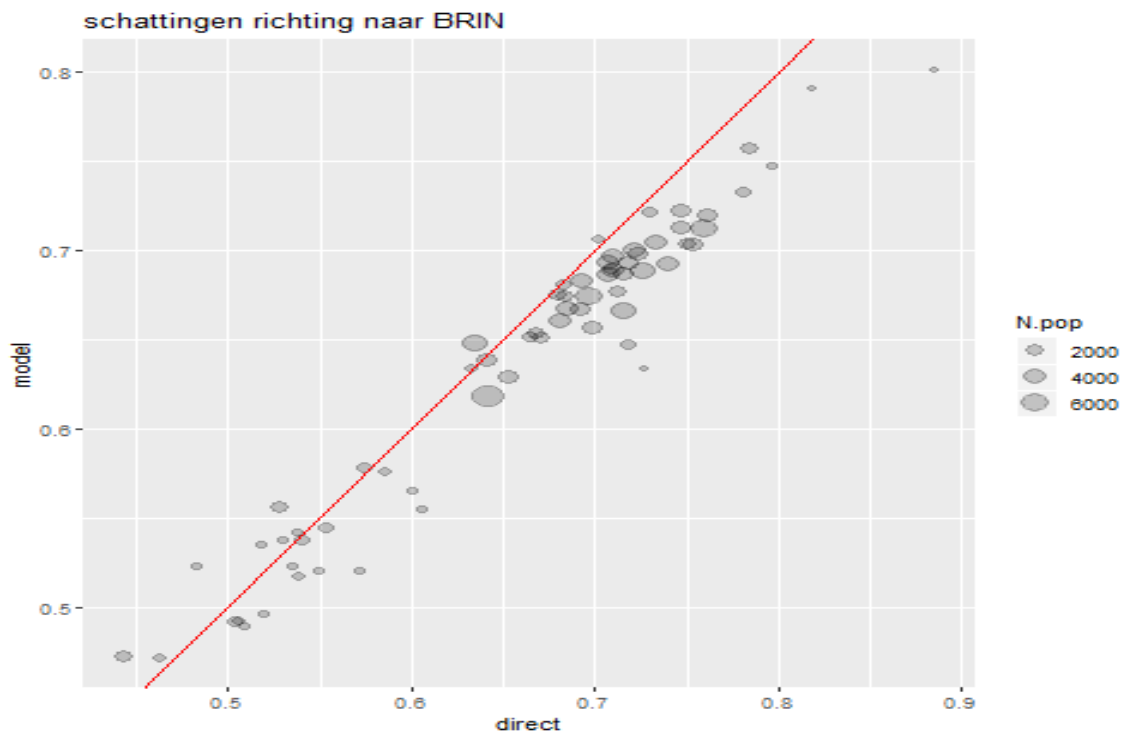
**Figuur II.12** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar BRIN.



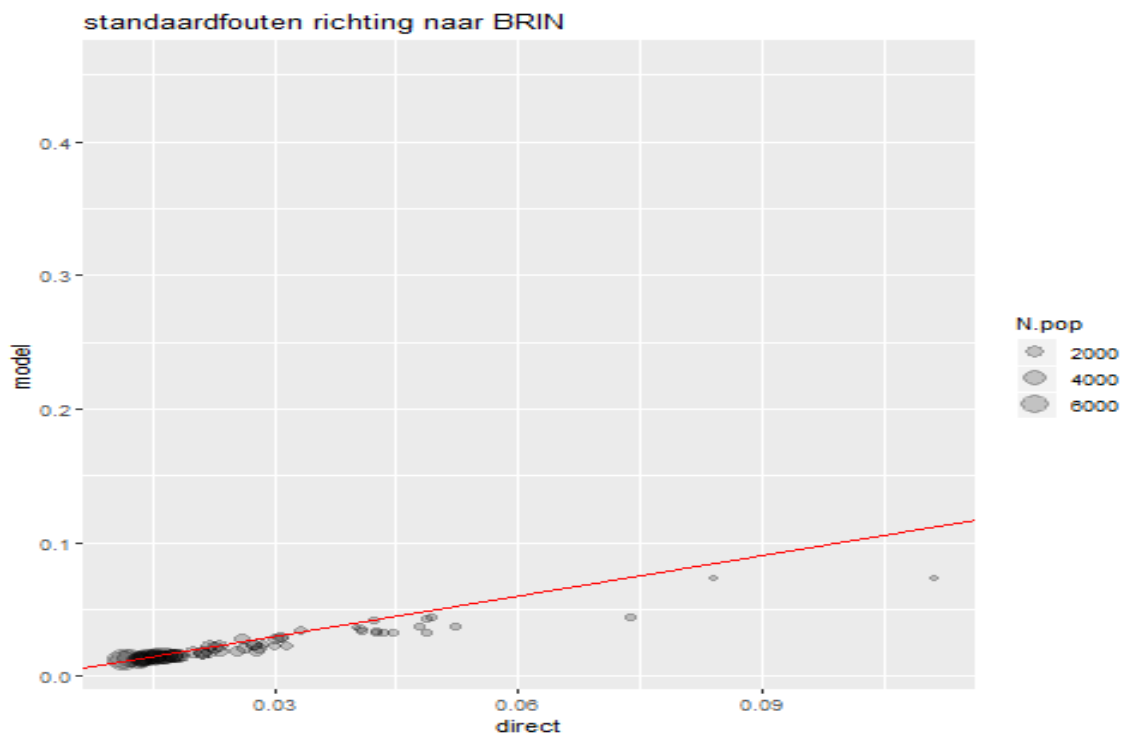
**Figuur II.13** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *BRIN*.



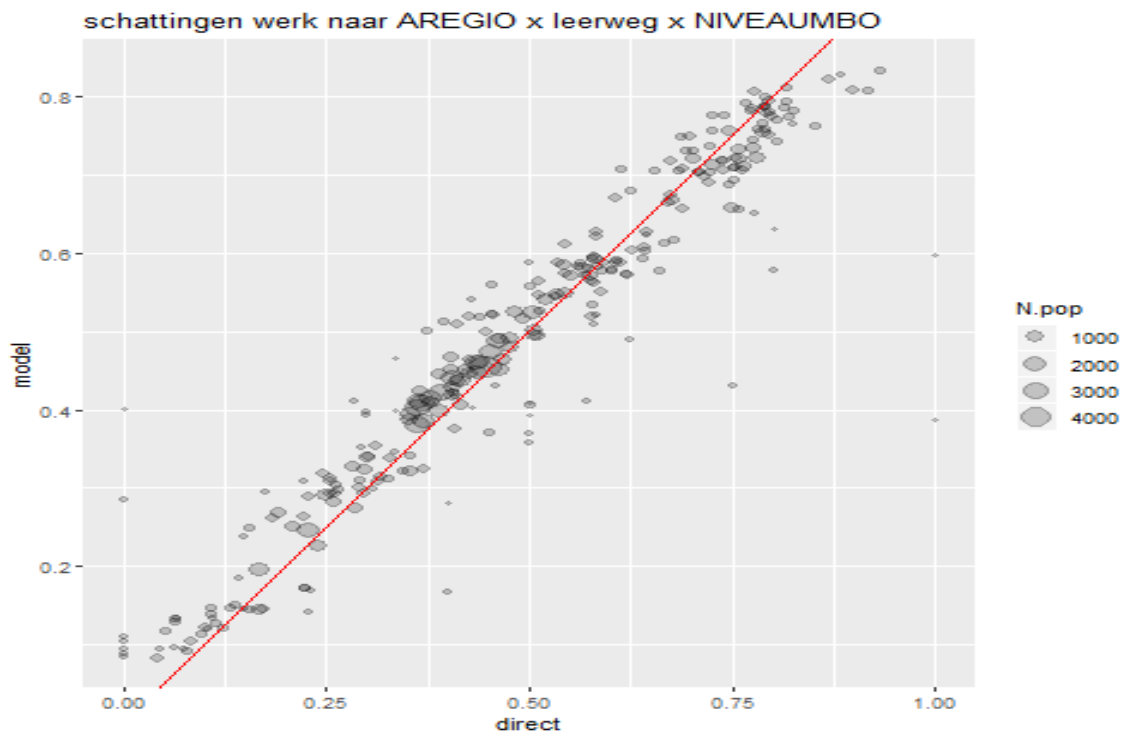
**Figuur II.14** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *BRIN*.



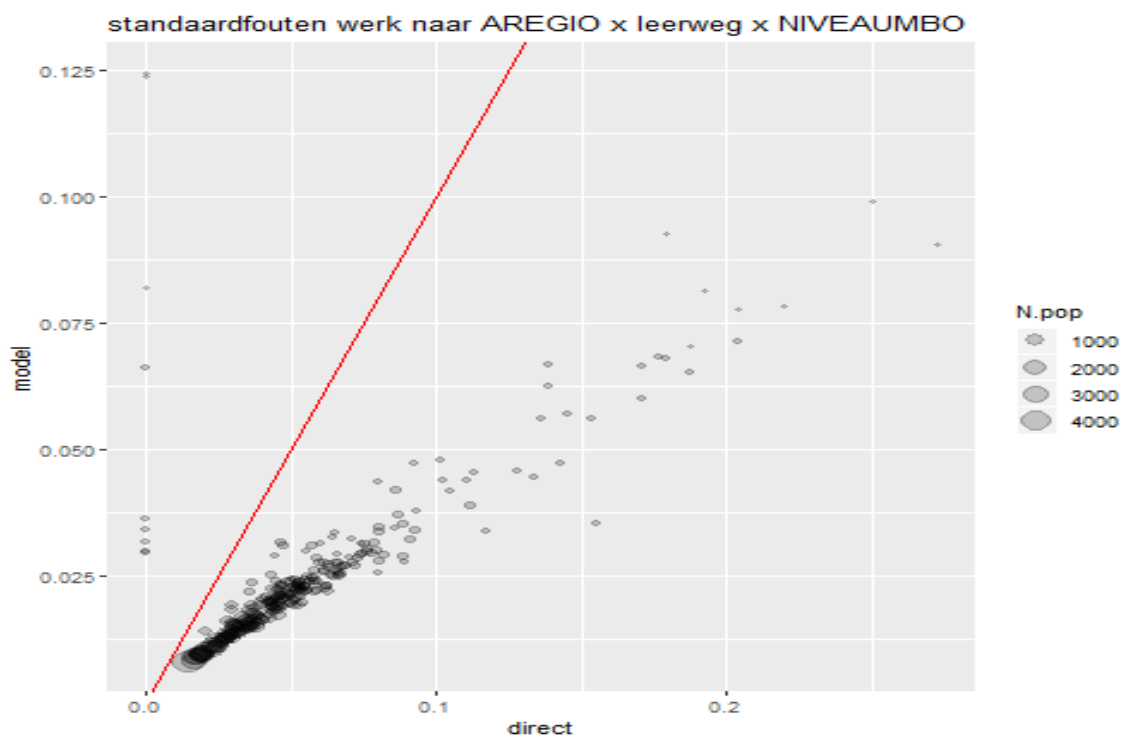
**Figuur II.15** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *BRIN*.



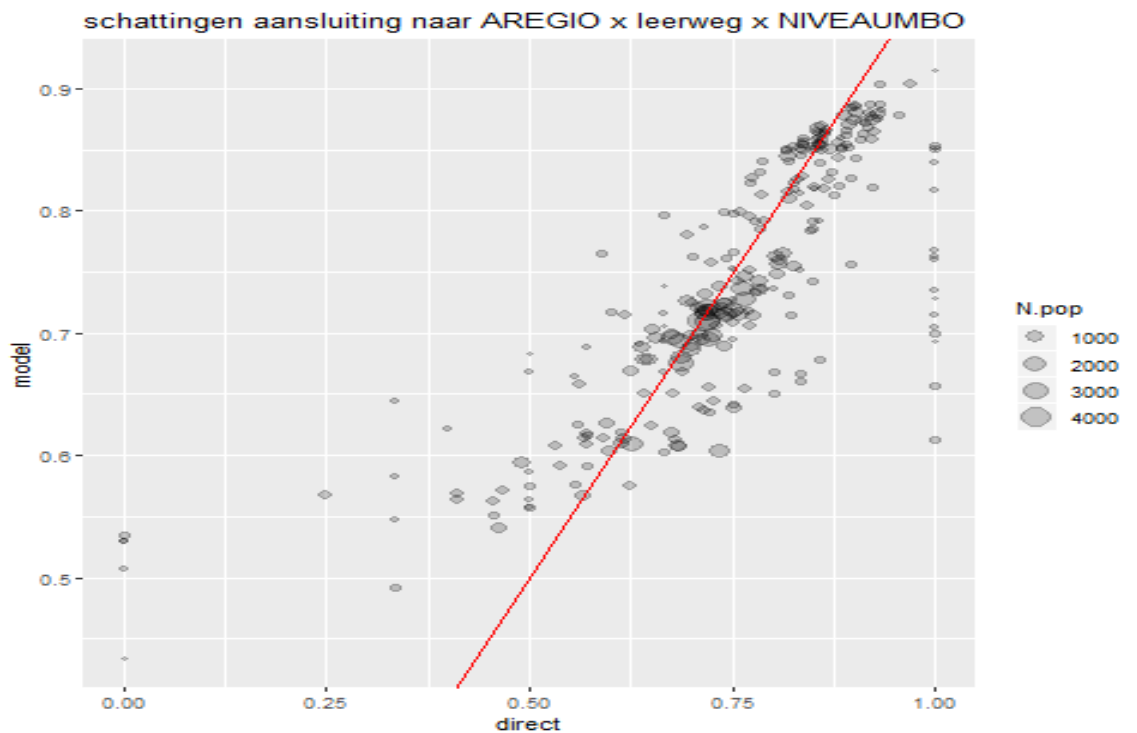
**Figuur II.16** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *BRIN*.



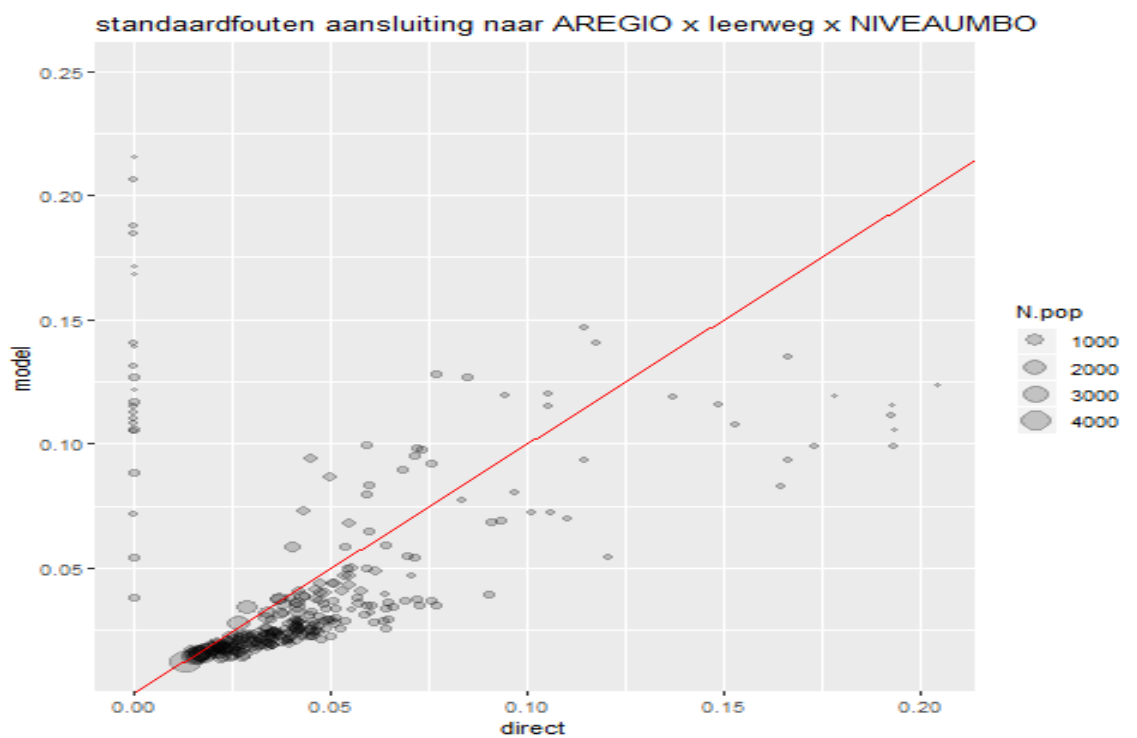
**Figuur II.17** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk naar Arbeidsmarktregio x leerweg x NIVEAUMBO*.



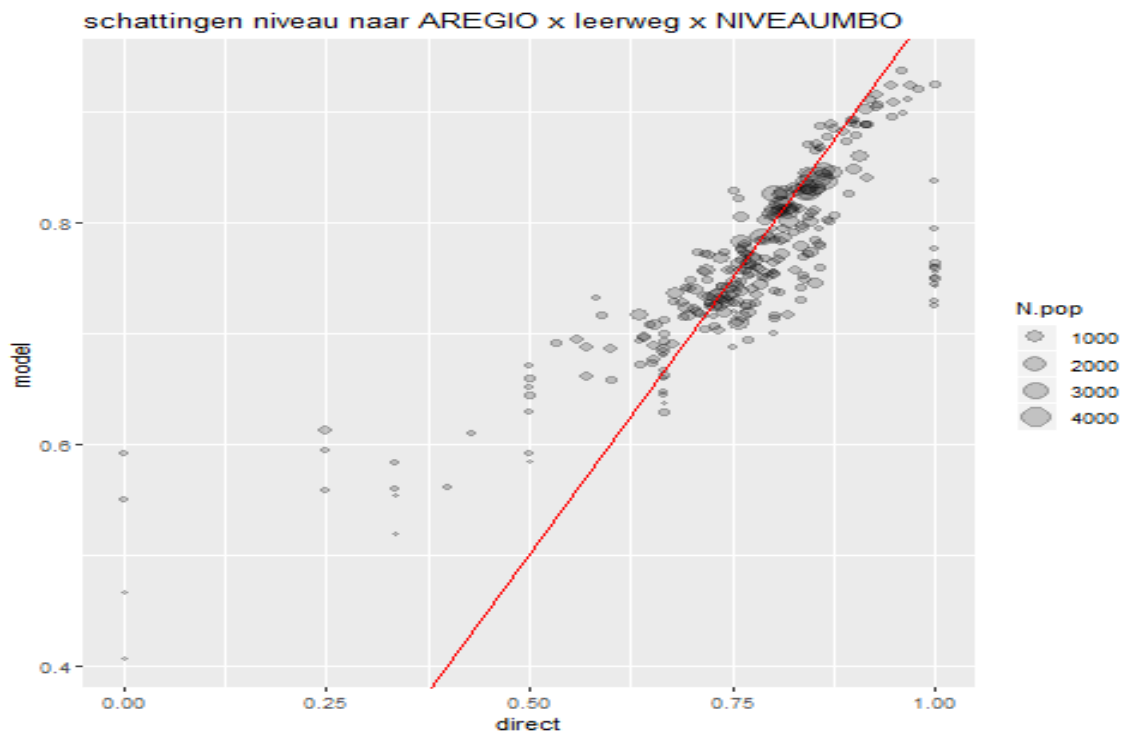
**Figuur II.18** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *werk naar Arbeidsmarktregio x leerweg x NIVEAUMBO*.



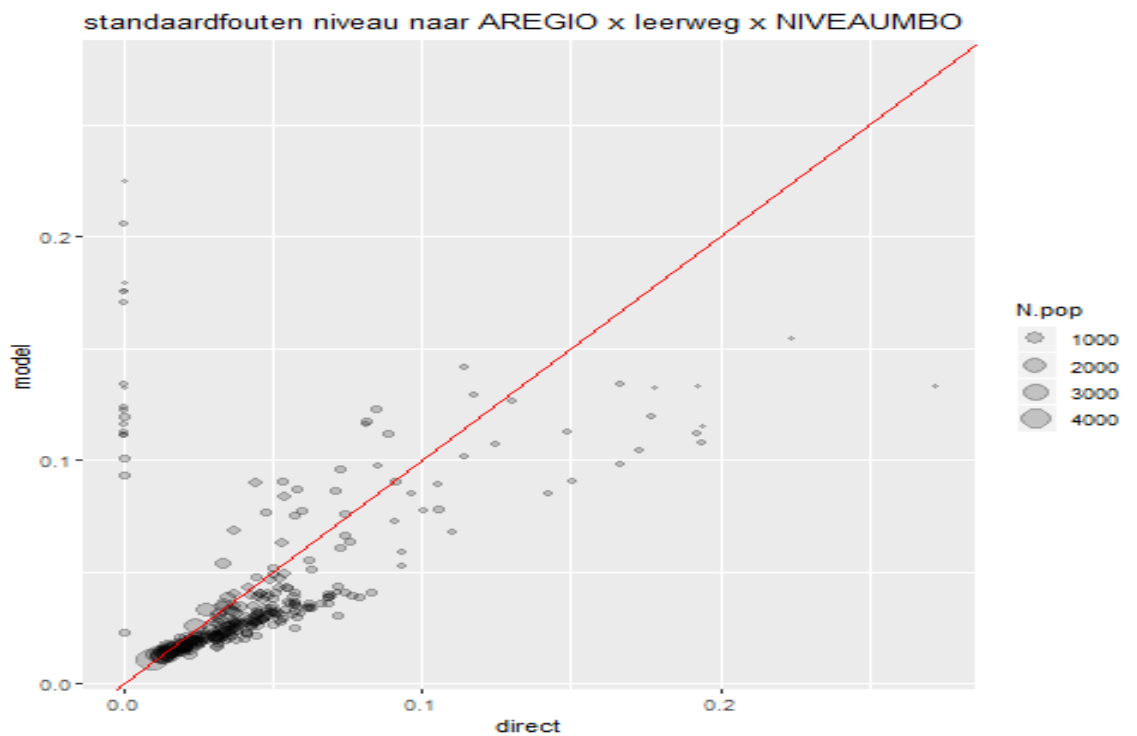
**Figuur II.19** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar Arbeidsmarktregio  $\times$  leerweg  $\times$  NIVEAUMBO.



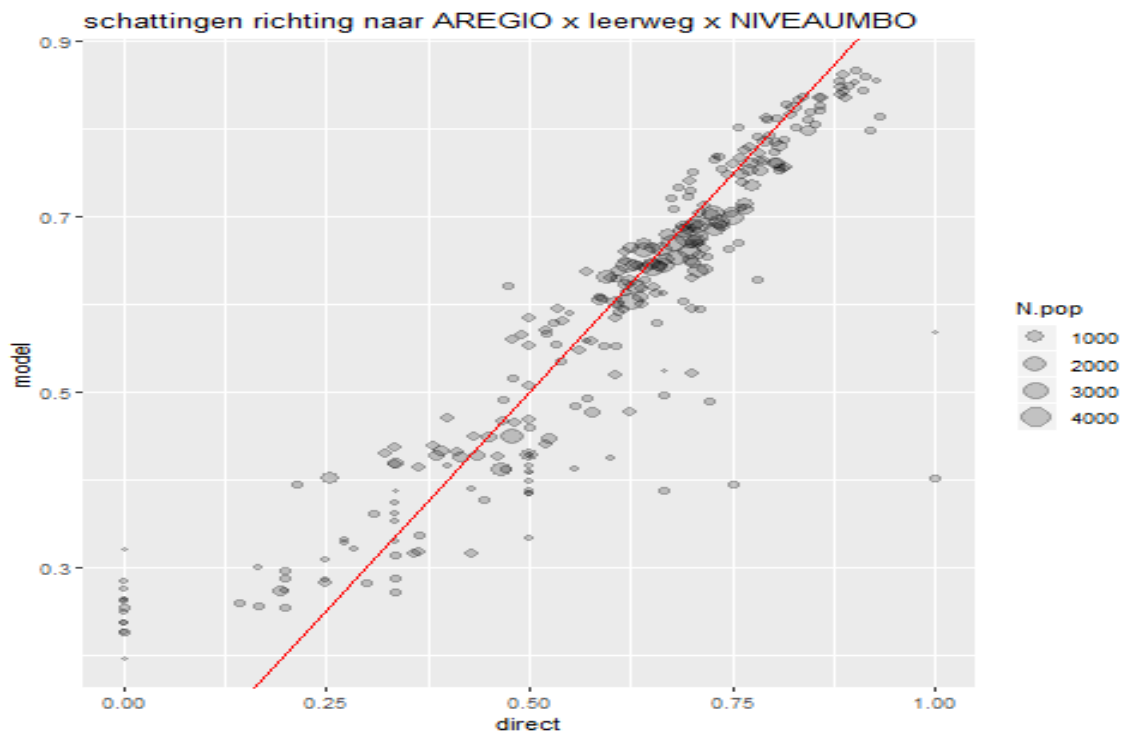
**Figuur II.20** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties aansluiting naar Arbeidsmarktregio  $\times$  leerweg  $\times$  NIVEAUMBO.



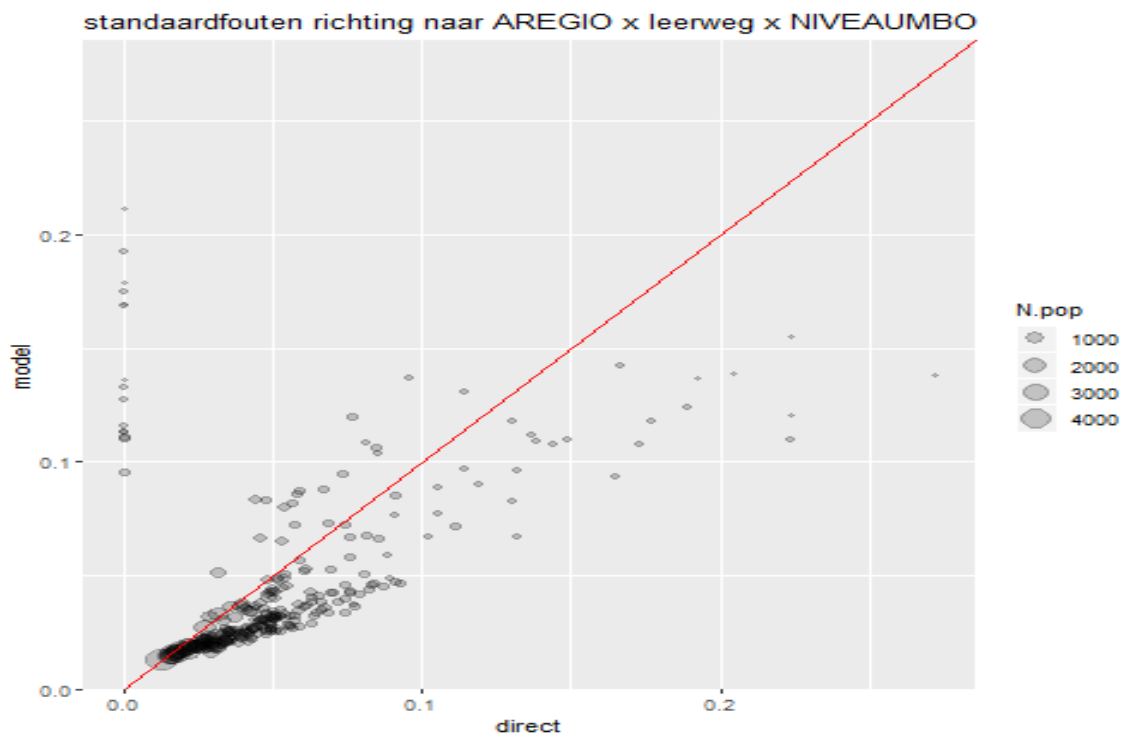
**Figuur II.21** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *Arbeidsmarktregio* × *leerweg* × *NIVEAUMBO*.



**Figuur II.22** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *niveau* naar *Arbeidsmarktregio* × *leerweg* × *NIVEAUMBO*.



**Figuur II.23** Modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *Arbeidsmarktregio* x *leerweg* x *NIVEAUMBO*.



**Figuur II.24** Standaardfouten voor modelgebaseerde en directe schattingen voor fracties *richting* naar *Arbeidsmarktregio* x *leerweg* x *NIVEAUMBO*.



### III Indeling in klassen van de achtergrondvariabelen $x$

Cluster

- 1 MBO, uitgezonderd Cluster 5
- 5 MBO-1, 12-22 jaar, geen opleiding in 2018/2019

GBAGESLACHT

- man
- vrouw

LFTcat, gebaseerd op leeftijd op 1 oktober 2019

- jonger dan 19 jaar
- 19 jaar
- 20 jaar
- 21 jaar
- 22 jaar
- 23 t/m 25 jaar
- 26 t/m 30 jaar
- 31 t/m 40 jaar
- ouder dan 40 jaar

Herkomst3

- Personen met een Nederlandse achtergrond
- Personen met een westerse migratieachtergrond
- Personen met een niet-westerse migratieachtergrond

AflGeneratie

- 0 Personen met een Nederlandse achtergrond
- 1 eerste generatie niet-Nederlandse achtergrond
- 2 tweede generatie niet-Nederlandse achtergrond

LANDSDEEL, landsdeel in 4 klassen

StedGem, stedelijkheidsgraad in 5 klassen

TypeHuishouden, type huishouden in 7 klassen

basis\_ink, inkomensklassen gebaseerd op HB\_SBASISLOON

- ontbreekt
- < 400
- 400 - 1000
- 1000 - 2000
- > 2000

ink\_ontbreekt, indikking van basis\_ink

- 0 ontbreekt niet

- 1 ontbreekt

#### SEC

- ambtenaar
- bijstandsontvanger
- ontvanger van ov soc voorz
- ontvanger werkloosheidsuitk
- overig niet actief
- student werknemer particulier bedrijf
- zelfstandig

#### SEC3, indikking van SEC

- zelfstandig
- werknemer
- overig

hoofdgroep, indikking van CREBO, zie hoofdtekst

oplSBI, afleiding uit beroepsopleiding en HB\_SBI2008VJJJJ,  
zie hoofdtekst

TYPEMBODPL, type MBO opleiding in 3 klassen  
(leerweg is hier een indikking van)

#### vervolgopl2

- geen opleiding gevolgd in 2018/2019
- opleiding gevolgd in 2018/2019

HB\_SBI2008VPBL8, publicatiegroep sbi2008 statline in 8 klassen

NIVEAUMBO, niveau MBO opleiding in 4 klassen (MBO-1 tot MBO-4)

RICHTINGMBO7, opleidingsrichting in 7 klassen, gebaseerd op  
code isced 2013 field1