

Tussen welvaart en wantrouwen

Sociaaleconomische ongelijkheid en de beleving van migratie

BAW Sociologie: Definitieve versie

Naam: Aniek Molenberg (S4613856)

Emailadres: a.molenberg.1@student.rug.nl

Begeleider: Kees van Veen

Tweede lezer: René Veenstra

Datum: 14-07-2025

Abstract

Migratie is in het Nederlandse publieke en politieke debat een steeds centraler thema geworden. Vooral sinds de verkiezingen van 2023 staat beperking van migratie hoog op de agenda. Tegelijkertijd groeit de sociaaleconomische ongelijkheid in Nederland. Dit onderzoek gaat in op de vraag in hoeverre inkomen en opleidingsniveau van invloed zijn op migratiepercepties, en in hoeverre deze relatie wordt beïnvloed door de perceptie van sociaaleconomische ongelijkheid. De centrale onderzoeksvraag luidt: *“In welke mate wordt de perceptie van migratie beïnvloed door inkomen en opleidingsniveau? En speelt de perceptie van sociaaleconomische ongelijkheid hierin een mediërende rol?”* Voor dit onderzoek zijn data gebruikt uit het LISS-panel, met als bron de vragenlijst ‘Werkbeleving en maatschappelijke opvattingen over ongelijkheid’ (n = 1046). Om dit te onderzoeken, wordt gebruik gemaakt van een regressieanalyse waarbij is gecontroleerd voor geslacht en leeftijd. De afhankelijke variabele is perceptie over migratie; de onafhankelijke variabelen zijn inkomen en opleidingsniveau; en de mediërende variabele betreft de perceptie van sociaaleconomische ongelijkheid. De resultaten tonen aan dat personen met een lager inkomen en opleidingsniveau gemiddeld negatiever denken over migratie. Daarnaast blijkt dat de perceptie van ongelijkheid significant samenhangt met deze migratiehouding: hoe sterker men vindt dat ongelijkheid een probleem is, hoe positiever men naar migratie kijkt. Hoewel dit onderzoek belangrijke inzichten biedt, is de betrouwbaarheid van enkele meetinstrumenten beperkt, met name de schaal voor migratie ($\alpha = .51$). Voor vervolgonderzoek wordt aangeraden om vollediger operationalisaties en aanvullende verklaringen te gebruiken.

Inhoudsopgave

1-Inleiding	4
2-Theoretisch kader	7
2.1 <i>Inkomen, opleidingsniveau en migratie</i>	7
2.2 <i>Inkomen, opleidingsniveau en sociaaleconomische ongelijkheid.....</i>	9
2.3 <i>Sociaaleconomische status, sociaaleconomische ongelijkheid en migratie</i>	10
2.4 <i>Controle variabelen.....</i>	11
3-Methode.....	12
3.1 <i>LISS-panel</i>	12
3.2 <i>Data</i>	14
3.3 <i>Operationalisaties.....</i>	16
3.3.1 <i>Migratie</i>	16
3.3.2 <i>Inkomen</i>	17
3.3.3 <i>Opleidingsniveau</i>	17
3.3.4 <i>Sociaaleconomische ongelijkheid</i>	17
3.3.5 <i>Controle variabelen.....</i>	18
3.4 <i>Analyse opzet.....</i>	19
4-Resultaten.....	20
4.1 <i>Beschrijvende statistieken</i>	20
4.1.1 <i>Univariate statistieken.....</i>	20
4.1.2 <i>Bivariate statistieken</i>	22
4.2 <i>Modevaluatie.....</i>	23
4.2.1 <i>Modelfit.....</i>	23
4.2.2 <i>Assumptiecontrole, multicollineariteit en uitbijters</i>	24
4.3 <i>Hypothesetoetsing.....</i>	25
5-Conclusie en discussie	28
Literatuurlijst	32
Bijlage I	35
1.1 <i>R-script.....</i>	35
1.2 <i>R-output</i>	39
1.3 <i>Grafieken variabelen</i>	48
1.4 <i>Toelichting bewerkingen</i>	50
Bijlage II	52
2.1 <i>R-script</i>	52

2.2 R-output	53
Bijlage III	59
3.1 R-script	59
3.2 R-output	60
3.3 Toelichting assumpties	62
Bijlage IV	65
Toelichtende tekst Deelopdracht 1 – 27 februari 2025	66
Toelichtende tekst deelopdracht 2 – 3 maart 2025	68
Toelichtende tekst deelopdracht 3 – 2 april 2025	70
Toelichtende tekst deelopdracht 4 – 2 mei 2025	72
Toelichtende tekst deelopdracht 5 – 19 mei 2025	73
Conclusie	74
Toelichtende tekst Reparatie – 14 juli 2025	75

1-Inleiding

In Nederland is migratie een onderwerp dat de afgelopen jaren steeds prominenter op de maatschappelijke en politieke agenda is komen te staan. De verkiezingen van 2023 bevestigden dit: vrijwel alle politieke partijen gaven aan dat de instroom van migranten beperkt moest worden (Kunst et al., 2025). Inmiddels werkt het nieuwe kabinet aan een ingrijpende herziening van het migratiebeleid, waarbij men afstand wil nemen van het meer praktische beleid van het vorige kabinet (Ministerie van Algemene Zaken, 2024). In de publieke opinie is eveneens een verschuiving te zien. Het debat over migratie gaat tegenwoordig niet alleen meer over wat het oplevert voor de economie of over onze morele verantwoordelijkheid, maar steeds vaker ook over wie we als land willen zijn, hoe goed we samenleven, en hoeveel migratie mensen nog acceptabel vinden (Kunst et al., 2025).

Het migratiecijfer in Nederland is de afgelopen decennia vrijwel continu gestegen. Deze stijging is niet alleen te wijten aan de komst van asielzoekers, maar ook aan andere migratiestromen zoals arbeidsmigratie, gezinshereniging en studiemigratie (Adviesraad Migratie, 2022). Dit heeft geleid tot een aanzienlijke toename van de etnisch-culturele diversiteit in Nederland, met name in stedelijke gebieden. In steden zoals Amsterdam, Rotterdam en Den Haag heeft inmiddels de meerderheid van de inwoners een migratieachtergrond (Tiemeijer, 2020). Deze demografische ontwikkeling roept vragen op over integratie, gedeelde waarden en sociale gelijkheid.

Volgens het Sociaal en Cultureel Planbureau (2025) vindt ongeveer 30% van de Nederlandse bevolking dat immigratie en integratie problematisch zijn voor de samenleving. Een aanzienlijk deel van de ondervraagden in datzelfde onderzoek gaf bovendien aan dat Nederland slechts een beperkt aantal migranten zou moeten toelaten, waarbij men vooral kritisch is over de toelating van asielzoekers. Ongeveer 35% van de respondenten gaf aan dat asielzoekers zoveel mogelijk zouden moeten worden teruggestuurd naar hun herkomstland. Tegelijkertijd blijkt uit onderzoek dat Nederlanders eerder positief staan tegenover migranten die werken of studeren, dan tegenover migranten die vluchten voor oorlog of vervolging (Kloosterman, 2018). Dit wijst op een belangrijk onderscheid in de publieke perceptie van migratiemotieven.

Hoe komt het dat deze negatieve kijk op migratie zo verspreid is? Kunnen deze

houdingen gebaseerd zijn op sociaaleconomische zorgen? Dit onderzoek richt zich op de verklaringen achter het maatschappelijke draagvlak voor het beperken van migratie, met focus op de rol van economische percepties.

De politieke en maatschappelijke discussie over migratie is niet nieuw, maar lijkt in recente jaren meer confronterend en emotioneler dan ooit. Terwijl sommigen pleiten voor open grenzen en internationale solidariteit, uiten anderen hun zorgen over druk op voorzieningen, culturele vervreemding en een afnemend gevoel van nationale samenhang (Ministerie van volksgezondheid, welzijn en sport, 2025). Dit onderzoek wil bijdragen aan het wetenschappelijk begrip van de onderliggende factoren die deze houdingen beïnvloeden. Het uiteindelijke doel is om de relatie te analyseren tussen inkomen, opleidingsniveau, percepties over sociaaleconomische ongelijkheid en de percepties over migratie. Daarmee levert deze studie niet alleen een bijdrage aan de sociologische theorievorming, maar ook aan het maatschappelijk debat.

In West-Europese samenlevingen, waaronder Nederland, is sprake van toenemende sociaaleconomische ongelijkheid (Piketty, 2014; Mijs, 2020). Tegelijkertijd zien we een toename in negatieve percepties van migratie (Esses et al., 2013). Hoewel deze twee ontwikkelingen vaak afzonderlijk worden bestudeerd, zijn ze wellicht onderling verbonden. De centrale vraag van dit onderzoek luidt dan ook: *‘In welke mate wordt de perceptie van migratie beïnvloed door inkomen en opleidingsniveau? Speelt de perceptie van sociaaleconomische ongelijkheid een rol?’*

Delhey en Dragolov (2013) tonen aan dat percepties van ongelijkheid en etnische verdeeldheid de sociale cohesie onder druk zetten, wat leidt tot wantrouwen en maatschappelijke onvrede. Ook Koopmans (2023) benadrukt in zijn analyse van het Europese asielbeleid dat burgers zich vaak machteloos voelen tegenover migratiestromen, wat hun gevoelens van onveiligheid en afkeer versterkt.

Het doel van dit onderzoek is om te onderzoeken in hoeverre inkomen en opleidingsniveau de perceptie over migratie beïnvloeden en welke rol de perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid hierin speelt. Door middel van kwantitatieve analyses van data van het Liss Panel (2024, n = 2719) wordt geprobeerd inzicht te krijgen in de onderliggende mechanismen en overtuigingen die ten grondslag liggen aan percepties over migratie.

Het onderzoek is als volgt opgebouwd: in hoofdstuk 2 wordt het theoretisch kader

uitgewerkt, inclusief een bespreking van relevante theorieën en concepten. Hoofdstuk 3 beschrijft de methodologie van het onderzoek, met de gebruikte data en analysemethoden. In hoofdstuk 4 worden de resultaten gepresenteerd en geanalyseerd. Hoofdstuk 5 bevat de conclusies over de gevonden resultaten, en hoofdstuk 6 biedt een discussie van de bevindingen en aanbevelingen voor verder onderzoek. In de bijlagen kunnen de statistische stappen van het onderzoek teruggevonden worden.

2-Theoretisch kader

In dit hoofdstuk worden de belangrijkste verklaringen uit de literatuur voor de onderzoeksvraag gegeven. Aan de hand van deze theorie worden hypothesen opgesteld. Deze hypothesen worden in het resultaten hoofdstuk getoetst.

2.1 Inkomen, opleidingsniveau en migratie

De houding van mensen tegenover migratie wordt in belangrijke mate beïnvloed door hun sociaaleconomische status (SES). Deze status wordt doorgaans gedefinieerd aan de hand van drie indicatoren: opleidingsniveau, inkomen en beroepsstatus (Bourdieu, 1984; SCP, 2020). In dit onderzoek wordt SES benaderd aan de hand van inkomen en opleidingsniveau. Mensen met een lagere SES bevinden zich doorgaans in een kwetsbaardere maatschappelijke positie. Hierdoor zijn zij vatbaarder voor gevoelens van onzekerheid en dreiging, wat hun houding ten opzichte van migratie kan beïnvloeden.

Volgens Schaeffer (2014) voelen mensen met een lagere SES zich vaker cultureel bedreigd door migratie. Zij ervaren een verlies aan sociale cohesie en vinden dat hun waarden en normen onder druk staan. Deze gevoelens hangen nauw samen met economische competitie: lager opgeleiden zijn vaker werkzaam in sectoren waar ook migranten actief zijn, en zien migranten als directe concurrenten voor werk, huisvesting of toegang tot publieke diensten.

Deze bevindingen sluiten aan bij de Group Threat Theory (Blumer, 1958; Quillian, 1995). Deze theorie stelt dat dominantiegroepen zich bedreigd voelen wanneer minderheidsgroepen in omvang toenemen of zichtbaarder worden in de samenleving. Deze dreiging kan cultureel, economisch of sociaal van aard zijn. De aanwezigheid van migranten wordt in deze context gezien als een bedreiging voor de eigen groep, wat leidt tot negatieve houdingen tegenover migratie.

Daarnaast biedt de Sociale Identiteitstheorie (Tajfel & Turner, 1979) inzicht in de psychologische mechanismen achter deze houdingen. Mensen ontleen hun identiteit deels aan de sociale groepen waartoe zij behoren. Om hun zelfbeeld te versterken, beoordelen zij hun eigen groep (de in-groep) positiever dan andere groepen (de uit-groep). Wanneer iemands maatschappelijke positie onzeker is, wordt de behoefte aan

een positieve sociale identiteit sterker (Scheepers & Ellemers, 2019). Voor mensen met een lage SES kan het uitvergrooten van culturele verschillen en het bekritisieren van migratie bijdragen aan het behoud van deze identiteit.

Deze theorieën leiden tot de volgende hypothesen:

Hypothese 1A: mensen met een lager inkomen hebben een negatievere perceptie over migratie.

Hypothese 1B: mensen met een lager opleidingsniveau hebben een negatievere perceptie over migratie.

2.2 Inkomen, opleidingsniveau en sociaaleconomische ongelijkheid

Naast migratiepercepties beïnvloeden opleidingsniveau en inkomen ook hoe mensen sociale ongelijkheid waarnemen. Mensen met een lagere SES ervaren in het dagelijks leven vaker economische onzekerheid, beperkte toegang tot hulpbronnen en minder kansen op sociale mobiliteit. Deze ervaringen vormen de basis voor gevoelens van onrechtvaardigheid over de verdeling van welvaart in de samenleving (De Vroome et al., 2014).

De theorie van relatieve deprivatie (Runciman, 1966) verklaart dit fenomeen als volgt: individuen vergelijken zichzelf met anderen die het beter hebben. Wanneer zij structureel slechter af zijn, leidt dit tot gevoelens van frustratie en onrecht. Het gaat hier niet alleen om objectieve achterstand, maar vooral om de subjectieve ervaring van benadeeld zijn. Voor mensen met een lage SES kunnen deze gevoelens uitmonden in sociale onvrede, wantrouwen tegenover instituties en politieke vervreemding.

Mijs (2020) stelt dat ondanks groeiende ongelijkheid veel mensen in westerse samenlevingen blijven geloven in meritocratische idealen: het idee dat hard werken altijd beloond wordt. Tegelijkertijd ziet hij dat juist mensen met een lagere SES steeds cynischer worden over hun eigen toekomstperspectieven. Dit spanningsveld tussen geloof in gelijkheid en ervaren ongelijkheid versterkt negatieve percepties over sociale structuren.

Uit deze theorieën leiden de volgende hypothesen:

Hypothese 2A: mensen met een lager inkomen hebben een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid.

Hypothese 2B: mensen met een lager opleidingsniveau hebben een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid.

2.3 Sociaaleconomische status, sociaaleconomische ongelijkheid en migratie

Het is aannemelijk dat de perceptie van ongelijkheid niet alleen direct samenhangt met inkomen en opleidingsniveau, maar ook een verklarende rol speelt in de relatie tussen inkomen, opleidingsniveau en migratieperceptie. Mensen die het idee hebben dat ongelijkheid toeneemt en dat zij hier structureel de dupe van zijn, kunnen migratie zien als een oorzaak van die ongelijkheid (Esses et al., 2001).

Esses et al. (2001) stellen dat gevoelens van economische en culturele competitie ertoe leiden dat migranten worden geassocieerd met de achteruitgang van de eigen groep. Migranten worden dan gezien als extra belasting voor de verzorgingsstaat of als concurrenten voor schaars geworden middelen. Dit mechanisme veroorzaakt negatieve migratiepercepties, vooral onder mensen met een lagere SES die deze competitie het sterkst voelen.

In veel studies wordt onderzoek gedaan naar de invloed van sociaaleconomische status op de perceptie over migratie. In dit onderzoek worden inkomen en opleidingsniveau met andere stellingen gemeten dan in voorgaande onderzoeken. Daarnaast worden in dit onderzoek twee hypothesen getoetst die niet veel zijn onderzocht, namelijk:

Hypothese 3A: de relatie tussen inkomen en de perceptie over migratie wordt (gedeeltelijk) verklaard door de perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid.

Hypothese 3B: de relatie tussen opleidingsniveau en de perceptie over migratie wordt (gedeeltelijk) verklaard door de perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid.

Zoals hierboven genoemd, is het mogelijk dat een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid zorgt voor een negatievere perceptie over migratie. Er is hierover weinig onderzoek gedaan. Daarom wordt dat in deze studie onderzocht.

2.4 Controle variabelen

Om de interne validiteit van dit onderzoek te waarborgen, is het van belang om controlevariabelen op te nemen die een invloed kunnen uitoefenen op de relatie tussen inkomen, opleidingsniveau, perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid en de perceptie over migratie. In dit onderzoek wordt gecontroleerd voor geslacht en leeftijd, omdat uit eerder onderzoek is gebleken dat deze factoren samenhangen met de houding tegenover migratie en ongelijkheid (SCP, 2020).

Ten eerste wordt er gecontroleerd voor geslacht. Uit verschillende onderzoeken blijkt dat mannen gemiddeld genomen een negatievere houding ten opzichte van migratie hebben dan vrouwen (Romano et al., 2021; Kageyama, 2023). Dit verschil wordt onder andere verklaard door verschillen in empathisch vermogen. Vrouwen scoren gemiddeld hoger op empathie en zijn daardoor mogelijk toleranter ten opzichte van culturele diversiteit.

Ten tweede speelt leeftijd een rol in hoe mensen tegen migratie en ongelijkheid aankijken. Oudere mensen zijn vaker geneigd om traditionele waarden te koesteren en hebben doorgaans een grotere voorkeur voor culturele gelijkheid (Kageyama, 2023). Daarnaast hebben zij mogelijk minder ervaring met multiculturele samenlevingen en hechten zij meer waarde aan nationale identiteit, wat hun perceptie over migratie beïnvloedt.

Door voor deze controlevariabelen te corrigeren in de analyses, kan beter worden vastgesteld in hoeverre inkomen, opleidingsniveau en percepties over sociaaleconomische ongelijkheid een onafhankelijke invloed hebben op percepties over migratie.

3-Methode

In dit hoofdstuk wordt als eerste uitleg gegeven over het LISS-panel. Van dit panel is de dataset afkomstig. Daarna wordt uitgelegd welke data van het panel is gebruikt. Verder wordt weergegeven welke operationalisaties zijn gedaan. Als laatste worden de analysemethoden uitgelegd.

3.1 LISS-panel

Dit onderzoek maakt gebruik van data uit het LISS-panel (Longitudinal Internet Studies for the Social Sciences, 2024), beheerd door Centerdata, een non-profit onderzoeksinstituut verbonden aan Tilburg University (Centerdata, 2022). Het panel is in 2007 opgericht en verzamelt via maandelijkse online vragenlijsten representatieve, longitudinale gegevens over uiteenlopende maatschappelijke thema's in Nederland.

Deelnemers aan het panel worden via een aselechte steekproef geselecteerd uit het bevolkingsregister van het CBS. Zelfaanmelding is niet mogelijk. Het panel bestaat momenteel uit ongeveer 7500 personen van 16 jaar en ouder, verspreid over ongeveer 5000 huishoudens. Zij vullen vragenlijsten in over thema's zoals gezondheid, politieke opvattingen, werk, gezinssituatie, inkomen en sociale integratie. De vragenlijsten zijn onderverdeeld in acht vaste onderwerpen.

Om het panel actueel en representatief te houden, wordt elke twee jaar een nieuwe steekproef getrokken. De werving van deelnemers gebeurt in stappen: eerst per brief (CAWI), daarna eventueel telefonisch (CATI) of via een huisbezoek (CAPI). Bij deelname vullen respondenten een eerste vragenlijst in met achtergrondinformatie en ondertekenen zij een toestemmingsverklaring waarin wordt uitgelegd hoe de gegevens worden gebruikt.

Deelnemers besteden gemiddeld 60 minuten per maand aan het invullen van vragenlijsten en ontvangen hiervoor een vergoeding. Eén lid van het huishouden vult aanvullende vragen in over het huishouden als geheel. Om deelname voor iedereen toegankelijk te maken, krijgen mensen zonder computer of internet een simPC en aansluiting. Daarnaast worden instructievideo's ingezet voor mensen met beperkte digitale vaardigheden (Scherpenzeel et al., 2009).

Door deze werkwijze blijft het LISS-panel representatief voor de Nederlandse bevolking en vormt het een waardevolle bron voor sociaalwetenschappelijk onderzoek (LISS, 2024).

3.2 Data

In dit onderzoek wordt gewerkt met data uit de vragenlijst: ‘Werkbeleving en maatschappelijke opvattingen over ongelijkheid’ (Leenen, 2024). Deze vragenlijst is verstuurd naar 3998 participanten van het LISS-panel en afgenomen in mei en juni 2024. Hiervan hebben 2719 personen de vragenlijst ingevuld. Er zijn 1279 non-response. Van de 2719 respondenten hebben 2686 respondenten de vragenlijst volledig ingevuld. Er zijn 33 respondenten die niet alle vragen hebben beantwoord. Er valt dus een groot aantal respondenten af van de ongeveer 7500 actieve panelleden van het LISS-panel in deze vragenlijst.

Voordat statistische analyses kunnen worden gedaan, vallen nog meer respondenten af. Zo wordt onderscheid gemaakt tussen respondenten met een Nederlandse afkomst en respondenten met een niet-Nederlandse achtergrond. Alleen de respondenten met een Nederlandse afkomst worden gebruikt in de dataset. Het is onlogisch om de groep respondenten met een niet-Nederlandse achtergrond te behouden in de dataset, omdat wordt gekeken naar de perceptie van migratie. Mensen met een niet-Nederlandse achtergrond zullen hier hoogstwaarschijnlijk automatisch positief naar kijken, omdat zij zijn geëmigreerd. Dit zal resulteren in een vertekening van de resultaten. In de beschrijvende statistieken zal dan te zien zijn dat een groter deel van de respondenten positief denkt over migratie. Door alleen Nederlanders mee te nemen in de analyse, wordt deze vertekening ontweken. In de dataset zitten dus alleen respondenten met een Nederlandse afkomst. In totaal zijn dit 1736 respondenten.

Verder worden alleen huishoudhoofden meegenomen in de dataset. In totaal zijn dit 1046. De steekproef bevat data over personen die uit hetzelfde huishouden komen. Hierdoor zijn antwoorden van respondenten niet geheel onafhankelijk van elkaar. De definitie van het huishoudhoofd luidt als volgt: ‘Het huishoudhoofd is degene op wiens naam het huur- of koopcontract van de woning staat. Als dat contract op meerdere namen staat, is het huishoudhoofd degene die het hoogste inkomen heeft.’ (LISS-panel, 2024). Daarom is het huishoudhoofd de beste representatie van het huishouden.

Zoals eerder genoemd hebben sommige personen de vragenlijst niet volledig ingevuld. De non-response wordt hierdoor hoger. Personen kunnen weigeren om antwoord te geven op bepaalde vragen. In de vragenlijst worden soms vragen gesteld

over gevoelige onderwerpen, zoals over inkomen en meningen over andere etnische groepen. Het kan voorkomen dat respondenten deze vragen liever niet beantwoorden door bijvoorbeeld gevoelens van schaamte. Daarnaast kunnen respondenten ervoor kiezen om sociaal wenselijke antwoorden te geven, omdat dit meer wordt geaccepteerd door de maatschappij. In totaal hebben 33 respondenten de vragenlijst niet volledig ingevuld.

Door het gebruiken van deze vragenlijst, de selecties en de onbereidheid van respondenten om de vragenlijst (volledig) in te vullen, zijn non-response en missende waarden het gevolg. Het uiteindelijke aantal respondenten in de steekproef is hierdoor verminderd naar 1046. Deze daling kan de betrouwbaarheid verminderen en hierdoor zou mogelijk verkeerd kunnen worden gegeneraliseerd. Hier wordt rekening mee gehouden tijdens de statistische analyses en het trekken van conclusies.

3.3 Operationalisaties

3.3.1 Migratie

De afhankelijke variabele *Migratie* is gemeten aan de hand van twee stellingen die uit de vragenlijst Werkbeleving komen. De stellingen zijn: 'Nederland is een betere plek geworden door mensen uit andere landen die hier zijn komen wonen.' en 'Mensen met een migratieachtergrond nemen banen in van mensen zonder een migratieachtergrond.' De respondenten konden de stellingen beantwoorden met de volgende opties: helemaal oneens (1), oneens (2), beetje oneens (3), niet oneens en niet eens (4), een beetje eens (5), eens (6) en helemaal eens (7). Hierbij geeft voor de eerste een stelling een hogere score, een positievere perceptie van migratie. Voor de tweede stelling is dit andersom; een hogere score geeft een negatievere perceptie van migratie aan. Hierdoor is de eerste stelling gespiegeld, zo betekent een hogere score nu ook een negatievere perceptie van migratie.

De twee stellingen zijn samengevoegd tot een zevenpuntsschaal door het gemiddelde te nemen. De betrouwbaarheid van deze variabele is gemeten aan de hand van Cronbach's alpha ($\alpha = 0.51$). Deze alpha is redelijk laag. Dit geeft aan dat de twee stellingen niet heel passend zijn voor het meten van migratie. Toch is gekozen om deze schaal te behouden, omdat geen andere stellingen uit de vragenlijst het concept migratie goed kunnen omvatten. Bij het trekken van een conclusie wordt echter wel rekening gehouden met deze afwijking.

De perceptie over migratie verwijst naar de houding, gevoelens en overtuigingen die individuen hebben over de komst en aanwezigheid van migranten in hun samenleving. Deze percepties zijn vaak gebaseerd op sociale, economische en culturele factoren, en kunnen variëren van positief (bijv. verrijking en economische bijdrage) tot negatief (bijv. bedreiging van banen of nationale identiteit) (Esses et al., 2013). De stellingen die zijn gekozen voor dit concept sluiten het best aan bij deze definitie.

3.3.2 Inkomen

De onafhankelijke variabele *Inkomen* is gemeten aan de hand van een enkele stelling: ‘Netto maandinkomen huishouden in euro’s.’ Hier kan de respondent zelf invullen wat het netto maandinkomen van het huishouden is. Er is gekozen voor het maandinkomen van het huishouden, omdat binnen een huishouden inkomen vaak wordt gedeeld. Dingen zoals huur, boodschappen en elektriciteit worden vaak gezamenlijk betaald.

3.3.3 Opleidingsniveau

De onafhankelijke variabele *Opleidingsniveau* wordt gemeten aan de hand van een enkele stelling: ‘Opleiding in CBS-categorieën.’ De mogelijke antwoordopties zijn basisonderwijs (1), vmbo (2), havo/vwo (3), mbo (4), hbo (5) en wo (6). Bij deze variabele zijn verder geen bewerkingen gedaan.

3.3.4 Sociaaleconomische ongelijkheid

De mediërende variabele *Ongelijkheid* is gemeten aan de hand van twee stellingen uit de vragenlijst Werkbeleving. De stellingen zijn: ‘De verschillen in inkomen zijn in Nederland te groot.’ en ‘Ik maak me kwaad over de verschillen in rijkdom tussen de rijken en de armen.’ De respondenten kunnen de stellingen beantwoorden met de volgende opties: helemaal oneens (1), oneens (2), beetje oneens (3), niet oneens en niet eens (4), een beetje eens (5), eens (6) en helemaal eens (7). Dit geeft aan dat een hogere score een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid is.

De twee stellingen zijn samengevoegd tot een zevenpuntsschaal door het gemiddelde te nemen. De betrouwbaarheid van deze variabele is gemeten aan de hand van Cronbach’s alpha ($\alpha = 0.73$). Deze alpha is redelijk goed. Dit betekent dat de twee stellingen redelijk goed sociaaleconomische ongelijkheid kunnen meten. Daarom wordt deze schaal behouden.

Sociaaleconomische ongelijkheid verwijst naar de ongelijke verdeling van economische hulpbronnen zoals inkomen, vermogen en opleidingskansen binnen een samenleving. Deze ongelijkheid beïnvloedt niet alleen de materiële leefomstandigheden

van mensen, maar ook hun sociale status, politieke invloed en toegang tot kansen (Mijs, 2020). De stellingen die zijn gekozen passen het best bij deze definitie over sociaaleconomische ongelijkheid.

3.3.5 Controle variabelen

De controlevariabele *Geslacht* is bepaald aan de hand van drie antwoordopties: man (1), vrouw (2) en anders (3). De derde categorie is in het onderzoek als missende waarde beschouwd, omdat alleen man en vrouw relevant zijn voor de analyse. Daarnaast is sprake van een zeer kleine groep respondenten die heeft gekozen voor 'Anders'. Er is daarom te weinig te zeggen over deze groep. Hierdoor is geslacht als dichotome variabele verwerkt, waarbij man is gecodeerd als 0 en vrouw als 1.

De controlevariabele *Leeftijd* is gemeten met een open vraag, waarbij respondenten hun leeftijd zelf konden invullen. Deze gegevens zijn zonder verdere bewerking gebruikt.

3.4 Analyse opzet

Voor deze analyse wordt een lineaire regressie uitgevoerd, om de opgestelde hypothesen te toetsen. In totaal worden vier modellen geschat.

Het eerste model schat het effect van *Geslacht* en *Leeftijd* op *Migratie*. Het tweede model voorspelt de invloed van *Inkomen* op *Migratie* en de invloed van *Opleidingsniveau* op *Migratie*, gecontroleerd door *Geslacht* en *Leeftijd*. Dit zijn de hoofdeffecten en daarom worden hypothesen 1A en 1B getest aan de hand van dit model. In het derde model wordt dan de invloed van *Inkomen* en *Opleidingsniveau* op *Ongelijkheid* geschat, gecontroleerd door *Geslacht* en *Leeftijd*. Hiermee wordt het directe effect van inkomen en opleidingsniveau op sociaaleconomische ongelijkheid geschat en daarmee worden hypothese 2A en 2B met dit model getoetst. In het laatste en vierde model wordt het mediërende effect van *Ongelijkheid* op de relatie van *Inkomen* en *Opleidingsniveau* met *Migratie* getoetst. Hiermee worden hypothesen 3A en 3B getoetst.

Voordat de regressiemodellen geschat en getoetst worden, vinden vooraf nog beschrijvende analyses plaats. Hierin worden univariate verdelingen van de oorspronkelijke en nieuwe variabelen beschreven (Bijlage I). Daarnaast worden modelassumpties voor lineaire regressie, multicollineariteit en eventuele uitbijters gecontroleerd (Bijlage III).

4-Resultaten

In dit hoofdstuk worden de eerder benoemde analysemethoden uitgewerkt. Eerst zijn de beschrijvende statistieken uitgewerkt. De univariate en bivariate statistieken worden hier geanalyseerd (Tabel 1 en Tabel 2). Daarna wordt een modevaluatie gegeven aan de hand van de modelfit, assumpties, multicollineariteit en invloedrijke punten. Als laatste worden de modellen geschat en geanalyseerd.

4.1 Beschrijvende statistieken

4.1.1 Univariate statistieken

Tabel 1 geeft een overzicht van de univariate statistieken van alle variabelen die gebruikt zijn in de analyse. Hierbij zijn de missende waarden verwijderd uit de dataset en het filter dat selecteert op huishoudhoofden en Nederlanders is gebruikt. Voor *Geslacht* worden percentages weergegeven, omdat dit een dichotome variabele is.

Te zien in tabel 1 is dat *Migratie* een gemiddelde heeft van 3.603. 75% van de respondenten heeft een score lager dan 5 ($Q3 = 5$). De respondenten hebben dus redelijk gematigde percepties over migratie. De variantie in de antwoorden van de respondenten is redelijk groot ($SD = 1.229$) in verhouding met de schaal van 1 tot en met 7. Er zijn dus respondenten die meer extreme waardes hebben gegeven.

Bij *Inkomen* valt op dat het gemiddelde van 3960 euro ver afdijt van het maximum ($Max. = 30509$). Ook is sprake van een grote standaarddeviatie ($SD = 2423.34$). Dit betekent dat er een grote spreiding is in inkomen. Er zijn een aantal respondenten met hele extreme waarden. Dit wil zeggen dat er een aantal respondenten zijn met een heel hoog inkomen, of juist met een heel laag inkomen.

Opleidingsniveau heeft een gemiddelde van 4.359. Dit is een redelijk hoog gemiddelde voor een variabele met zes categorieën. De meeste respondenten hebben dus mbo gedaan. Ook hier is de standaarddeviatie redelijk groot ($SD = 1.269$). Dat wil zeggen dat ook hier een aantal respondenten zijn met een extreme waarden, in dit geval een opleidingsniveau van basisonderwijs, vmbo of havo/vwo.

Verder heeft *Ongelijkheid* een gemiddelde van 4.379. Dit wil zeggen dat respondenten over het algemeen meer negatieve percepties hebben over sociaaleconomische ongelijkheid dan positieve percepties. Slechts 25% van de

respondenten scoren lager dan 4 ($Q1 = 4$). Ook hier is de spreiding in de antwoorden vrij groot ($SD = 1.269$). Dit betekent dat een aantal respondenten veel negatiever of positiever naar sociaaleconomische ongelijkheid kijken.

Verder blijkt uit tabel 1 dat er meer mannen dan vrouwen in de steekproef zitten: 63.3% is man en 36.7% is vrouw. De gemiddelde leeftijd van de respondenten ligt verder af van het minimum dan het maximum, maar valt wel redelijk in het midden ($M = 48.05$; $Min. = 19$; $Max. = 67$). Deze statistieken zijn te wijten aan het filteren op huishoudhoofden. Huishoofdhoofden zijn over het algemeen mannelijk en kunnen niet jonger zijn dan 18 jaar.

Tabel 1:

Beschrijving van de in de analyse opgenomen variabelen: Gemiddelde, Standaarddeviatie, Minimum, Maximum, Mediaan, Eerste en Derde Kwartiel ($n = 1046$)

	Gemiddelde (SD) of percentage	Minimum	Mediaan	Maximum	Q1	Q3
Migratie (schaal = 1-7)	3.603 (1.229)	1	3.5	7	2.5	5
Inkomen	3960 (2423.34)	0	3550	30509	2400	5200
Opleidingsniveau (6 categorieën)	4.359 (1.269)	1	5	6	4	5
Ongelijkheid (schaal = 1-7)	4.379 (1.416)	1	4.5	7	3.5	5.5
Geslacht						
0 = man	63.3%					
1 = vrouw	36.7%					
Leeftijd	48.05	19	50	67	3.7	6

4.1.2 Bivariate statistieken

Tabel 2 geeft een overzicht van de associatiematen tussen alle variabelen. Voor het berekenen van de correlaties is de Pearson's Correlatiecoëfficiënt gebruikt. De volledige resultaten van de bivariate statistieken zijn weergegeven in Bijlage II.

Migratie blijkt zwak te correleren met alle variabelen, behalve *Opleidingsniveau*. De correlatie tussen migratie en opleidingsniveau is -0.285. Dit impliceert dat mensen met een lager opleidingsniveau, over het algemeen negatiever zijn over migratie. De verdere correlaties met *Migratie* liggen rond de -0.1. Dit impliceert dat mensen met een lager inkomen, negatiever zijn over migratie ($r = -0.097$) en dat mensen die negatiever denken over sociaaleconomische ongelijkheid, juist positiever denken over migratie ($r = -0.096$). Deze twee correlaties zijn erg klein. Dit betekent dat de invloed van *Inkomen* en *Ongelijkheid* op *Migratie* erg klein is.

Inkomen hangt sterker samen met de andere variabelen. Zo hebben mensen met een hogere opleiding, een hoger inkomen ($r = 0.235$). Ook hebben mensen met een hoger inkomen, een positievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid ($r = -0.231$). Deze correlaties zijn sterker, dus dit wil zeggen dat deze variabelen meer invloed op elkaar hebben.

Als laatste bestaat een correlatie van -0.1 tussen *Opleidingsniveau* en *Ongelijkheid*. Dit wil zeggen dat wanneer het opleidingsniveau hoger wordt, de score op *Ongelijkheid* lager wordt. Dit betekent dat mensen met een hoger opleidingsniveau een positievere perceptie hebben over sociaaleconomische ongelijkheid.

Tabel 2:

Correlaties van de in de analyse opgenomen variabelen (n = 1046)

	Migratie	Inkomen	Opleidingsniveau	Ongelijkheid	Geslacht	Leeftijd
Migratie	-	-0.097	-0.285	-0.096	-0.094	0.048
Inkomen		-	0.235	-0.231	-0.207	0.102
Opleidingsniveau			-	-0.100	0.067	-0.216
Ongelijkheid				-	0.194	-0.005
Geslacht					-	-0.171
Leeftijd						-

4.2 Modevaluatie

Zoals eerder genoemd wordt voor dit onderzoek een lineaire regressieanalyse uitgevoerd. Hierbij worden in totaal vier modellen geschat. Het eerste model onderzoekt het effect van de controlevariabelen leeftijd en geslacht op de afhankelijke variabele. Het tweede model schat het effect van de onafhankelijke variabelen inkomen en opleidingsniveau op de afhankelijke variabele migratie, gecontroleerd door geslacht en leeftijd. In het derde model wordt het effect van de controle variabelen en de onafhankelijke variabelen getest op de mediërende variabele ongelijkheid. Het vierde model is het volledige model, waarbij de effecten van zowel de onafhankelijke variabelen als de mediërende variabele op de afhankelijke variabele migratie wordt geschat, gecontroleerd door geslacht en leeftijd. Om de kwaliteit van deze modellen te bepalen, wordt in deze paragraaf de modelfit, de assumpties voor lineaire regressieanalyse, multicollineariteit en uitbijters besproken.

4.2.1 Modelfit

Tabel 3 geeft de proportie verklaarde variantie van alle modellen apart van elkaar weer (R^2). Daarnaast wordt ook de R^2 -Change en de Adjusted R^2 weergegeven.

De controle variabelen *Geslacht* en *Leeftijd* die in Model 1 zijn toegevoegd, geven een zeer kleine toename in proportie verklaarde variantie (R^2 -Change = 0.010). Deze toevoeging van variabelen is wel significant. Model 1 verschilt dus wel significant van het lege model. Toch is de F-Change laag (F -Change = 5.255) en de proportie verklaarde variantie is ook erg laag. De controle variabelen verklaren dus niet veel van de verschillen in de percepties over migratie. Dit suggereert dat er mogelijke andere verklaringen zijn voor de percepties over migratie. Door het toevoegen van *Inkomen* en *Opleidingsniveau* in Model 2, verandert de proportie verklaarde variantie (R^2 -Change = 0.080). Dit is een redelijke verandering. Ook is deze verandering significant. Dat wil zeggen dat Model 2 een betere verklaring heeft voor de verschillen in de percepties over migratie dan Model 1. In Model 3 is sprake van een redelijk grote R^2 -Change van 0.081. Dit betekent dat Model 3 redelijk veel variantie verklaard. Dit is vergeleken een leeg model, omdat in Model 3 *Ongelijkheid* de afhankelijke variabele is. Deze waarden

kunnen dus niet vergeleken worden met Modellen 1, 2 en 3. Daar is *Migratie* de afhankelijke variabele. Als laatste wordt in Model 4 de meeste variantie verklaard ($R^2\text{-Change} = 0.104$). Deze verklaring is significant. Dit betekent dat Model 4 de beste verklaring geeft voor de verschillen in percepties over migratie.

4.2.2 Assumptiecontrole, multicollineariteit en uitbijters

Uit de analyse van assumptiecontrole volgt dat aan niet alle assumpties van lineaire regressie wordt voldaan. Zo wordt niet voldaan aan de assumptie van lineariteit. De spreiding van de residuen van de onafhankelijke variabelen en de migratieperceptie is niet overal lineair. Bovendien groeperen de waarnemingen zich deels in lijnen, wat kan wijzen op niet-volledige onafhankelijkheid van observaties. Hoewel hiervoor gefilterd is op huishoudhoofd, kunnen er alsnog patronen aanwezig zijn die invloed hebben op de interpretatie van de modellen. Voor zowel homoscedasticiteit en normaliteit van de residuen zijn de assumpties niet geschonden. De multicollineariteit wordt ook niet geschonden. Alle VIF-scores liggen onder de 2. Om de invloed van eventuele invloedrijke punten vast te stellen, zijn de meest extreme observaties uit de dataset gehaald. Hiermee is ook een lineaire regressieanalyse uitgevoerd. Deze resultaten verschillen erg weinig van de resultaten uit de analyse met invloedrijke punten. Daarom is besloten om de analyse met invloedrijke punten te hanteren. In Bijlage III wordt een breder beeld gegeven van deze assumpties.

4.3 Hypothesetoetsing

In deze paragraaf worden hypothesen getoetst die aan bod zijn gekomen in het Theoretisch kader. Zoals eerder benoemd, wordt dit gedaan aan de hand van een lineaire regressieanalyse. Voor het toetsen van de hypothesen wordt gebruik gemaakt van Model 2, Model 3 en Model 4.

Hypothese 1A en hypothese 1B toetsen het hoofdeffect van het inkomen en het opleidingsniveau op de percepties over migratie. Dit wordt gecontroleerd door geslacht en leeftijd. Hypothese 1A luidt als volgt: *lager inkomen leidt tot een negatievere perceptie over migratie*. En Hypothese 1B: *lager opleidingsniveau leidt tot een negatievere perceptie over migratie*. Voor het toetsen van deze hypothesen wordt gebruikgemaakt van Model 2. Uit Tabel 1 volgt dat mensen die een hoger inkomen hebben, minder negatief zijn over migratie ($b = -0.0003$; $p = 0.116$). Dit effect is echter zeer klein en niet significant. Om deze reden is geen ondersteuning gevonden voor Hypothese 1A. Uit Tabel 1 is ook te halen dat mensen met een hoger opleidingsniveau, minder negatief zijn over migratie ($b = -0.263$; $p < 0.001$). Dit is een redelijk groot effect en het effect is significant. Dit betekent dat wel ondersteuning is gevonden voor Hypothese 1B. Een lager opleidingsniveau zou leiden tot een negatievere perceptie over migratie.

Vervolgens worden Hypothese 2A en Hypothese 2B getoetst aan de hand van Model 3. Hypothese 2A luidt als volgt: *lager inkomen leidt tot een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid*. En Hypothese 2B: *lager opleidingsniveau leidt tot een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid*. In Tabel 3 is te zien dat inkomen een klein effect heeft op ongelijkheid ($b = -0.0001$; $p < 0.001$). Dit effect is wel significant. Mensen met een hoger inkomen denken minder negatief over migratie. Dit effect is wel significant, maar het effect is zeer klein. Er is dus ondersteuning gevonden voor Hypothese 2A, maar dit is geen hele sterke ondersteuning. Verder is uit Tabel 1 te halen dat mensen met een hoger opleidingsniveau minder negatief denken over sociaaleconomische ongelijkheid ($b = -0.069$; $p = 0.055$). Het effect is niet significant. Wel is te zien dat de p-waarde heel dicht bij het significantieniveau van 0.05 ligt. Voor Hypothese 2B is daarom een (zeer) zwakke ondersteuning gevonden.

In Model 4 worden de laatste hypothesen getoetst. Hypothese 3A luidt als volgt:

het verband tussen inkomen en percepties over migratie wordt (gedeeltelijk) verklaard door percepties van sociaaleconomische ongelijkheid. En Hypothese 3B: het verband tussen opleidingsniveau en percepties over migratie wordt (gedeeltelijk) verklaard door percepties van sociaaleconomische ongelijkheid. In Tabel 3 is te zien dat ongelijkheid een significant effect heeft op migratie ($b = -0.110$; $p < 0.001$). Dit wil zeggen dat mensen die negatiever kijken naar sociaaleconomische ongelijkheid, positiever zullen kijken naar migratie. Het effect is significant. Daarnaast zijn de effecten van zowel inkomen ($b = 0.0003$; $p < 0.001$) als opleidingsniveau ($b = -0.263$, $p = 0.031$) significant in Model 4. Dit betekent dat ondersteuning is gevonden voor Hypothesen 3A en 3B. Er is sprake van een mediërend effect van sociaaleconomische ongelijkheid op de relatie tussen inkomen en de perceptie over migratie, en op de relatie tussen opleidingsniveau en de perceptie over migratie.

Tot slot is te zien in Tabel 3 dat de controle variabele geslacht in alle modellen significant is. Dit laat zien dat geslacht invloed heeft op de perceptie over migratie en de perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid. De perceptie over de concepten is verschillend tussen mannen en vrouwen. De controlevariabele leeftijd is echter in geen model significant. Dit betekent dat leeftijd geen invloed heeft op de perceptie over migratie en de perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid. Dit betekent ook dat er hoogstwaarschijnlijk andere factoren zijn die invloed hebben op de perceptie van migratie en de perceptie van sociaaleconomische ongelijkheid.

Tabel 3:

Resultaten van Lineaire Regressieanalyse met Afhankelijke Variabele Migratie, de Controlevariabelen Geslacht en Leeftijd, de Onafhankelijke Variabelen Inkomen en Opleidingsniveau en de Mediërende Variabele Ongelijkheid (n = 1046)

	Model 1 ^a	Model 2 ^a	Model 3 ^b	Model 4 ^a
	b (SE)		b (SE)	b (SE)
Constante	3.536 (0.154)***	5.026 (0.215)***	4.774 (0.249)***	5.552 (0.248)***
Geslacht	-0.226** (0.080)	-0.229 (0.078)**	0.484 (0.091)***	-0.176 (0.079)*
Leeftijd	0.031 (0.029)	-0.020 (0.029)	0.032 (0.034)	-0.016 (0.029)
Inkomen		-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)***	-0.000 (0.000)*
Opleidingsniveau		-0.263 (0.031)***	-0.069 (0.035)	-0.270 (0.030)***
Ongelijkheid				-0.110 (0.027)***
R ²	0.010	0.090	0.081	0.104
R ² -Change	0.010	0.080	0.081	0.014
R ² adjusted	0.008	0.086	0.077	0.100
F-Change	5.255**	45.511***	22.820***	17.247***

* Significant bij p < 0.05, ** significant bij p < 0.01, *** significant bij P < 0.001

^a Afhankelijke variabele is perceptie op migratie, ^b Afhankelijke variabele is perceptie op ongelijkheid

5-Conclusie en discussie

In deze studie is onderzocht in hoeverre inkomen en opleidingsniveau samenhangen met percepties over migratie, en of percepties van sociaaleconomische ongelijkheid hierin een verklarende rol spelen. Op basis van bestaande theorieën, zoals de Group Threat Theory en de sociale identiteitstheorie zijn zes hypothesen geformuleerd.

De eerste hypothesen stelden dat mensen met een lager inkomen en een lager opleidingsniveau negatiever zijn tegenover migratie. Deze verwachting wordt gedeeltelijk bevestigd. Uit de resultaten blijkt dat opleidingsniveau een significante rol speelt in migratiepercepties: lager opgeleiden hebben een negatievere houding ten opzichte van migranten dan hoger opgeleiden. Dit sluit aan bij eerder onderzoek waarin culturele en economische bedreiging als verklarende mechanismen worden genoemd.

Voor inkomen is echter geen directe relatie gevonden met de perceptie over migratie. Het opleidingsniveau van een persoon heeft dus wel invloed op de perceptie die zij hebben over migratie, maar het inkomen van een persoon niet.

De tweede hypothesen, waarin werd verondersteld dat mensen met een lager inkomen en een lager opleidingsniveau negatievere percepties hebben over sociaaleconomische ongelijkheid, worden ook deels ondersteund. De analyses tonen een significant verband tussen inkomen en de mate waarin mensen ongelijkheid in Nederland als problematisch ervaren. Doordat het effect significant is, kan worden gezegd dat een lager inkomen kan zorgen voor een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid. Daarnaast geldt dat een lager opleidingsniveau niet zorgt voor een negatievere houding ten opzichte van sociaaleconomische ongelijkheid. Dit spreekt eerder onderzoek tegen, waarin deze relatie wel wordt bevonden. De hoogte van iemands inkomen heeft dus wel invloed op de perceptie die diegene heeft over sociaaleconomische ongelijkheid, maar het opleidingsniveau heeft hier geen invloed op.

De laatste hypothesen – dat percepties van ongelijkheid een mediërende rol spelen tussen inkomen, opleidingsniveau en de perceptie over migratie – worden deels bevestigd. Een lager inkomen leidt tot een negatievere perceptie over sociaaleconomische ongelijkheid. Daarnaast is ook het effect van de percepties over sociaaleconomische ongelijkheid op de percepties van migratie significant. Dit betekent dat de relatie tussen inkomen en de percepties over migratie wordt gemedieerd door de

percepties over sociaaleconomische ongelijkheid. Mensen met een lager inkomen, zijn negatiever over sociaaleconomische ongelijkheid en hierdoor zijn ze negatiever over migratie. Voor het effect van opleidingsniveau valt te zeggen dat deze direct invloed heeft op de percepties over migratie. Mensen met een lager opleidingsniveau denken negatiever over migratie. Er is hierbij geen sprake van een mediërend effect van sociaaleconomische ongelijkheid. De relatie tussen opleidingsniveau en sociaaleconomische ongelijkheid is namelijk niet significant.

Uit dit onderzoek blijkt dus dat mensen met een lager opleidingsniveau een negatievere perceptie hebben over migratie. Daarnaast blijkt uit dit onderzoek dat mensen met een lager inkomen een negatievere perceptie hebben over sociaaleconomische ongelijkheid en daardoor ook een negatievere perceptie hebben over migratie.

De resultaten van dit onderzoek sluiten aan bij eerder theoretisch en empirisch onderzoek dat stelt dat opleidingsniveau samenhangt met publieke percepties over migratie. Daarnaast geeft het onderzoek een nieuwe invalshoek over de relatie tussen de percepties over sociaaleconomische ongelijkheid en de percepties over migratie. De bevindingen spreken daarnaast bestaande literatuur – dat inkomen leidt tot een negatievere perceptie over migratie – ook tegen. Dit verband wordt niet gevonden in dit onderzoek.

In het Theoretisch kader is benoemd dat inkomen en opleidingsniveau vaak samen worden genomen als sociaaleconomische status (SES). Een extra conclusie die uit dit onderzoek getrokken kan worden, is dat men hiermee moet oppassen. Te zien is dat inkomen geen significant verband toont met de perceptie over migratie, terwijl opleidingsniveau dit wel heeft. Zo kan de invloed van SES over- of onderschat worden als je inkomen en opleidingsniveau samenneemt.

Tegelijkertijd kent het onderzoek enkele belangrijke beperkingen. Zo is gebruikgemaakt van cross-sectionele data, waardoor geen uitspraken kunnen worden gedaan over causaliteit. Het is mogelijk dat negatieve migratiepercepties juist leiden tot sterkere gevoelens van ongelijkheid, of dat beide worden beïnvloed door een derde factor zoals politieke voorkeur, vertrouwen in instituties of mediaconsumptie. Deze alternatieve verklaringsrichtingen zijn buiten beschouwing gelaten. Ook de representativiteit van de steekproef verdient aandacht. Hoewel het LISS-panel in

beginsel representatief is voor de Nederlandse bevolking, bevat de uiteindelijke selectie in dit onderzoek een relatief hoog aandeel hogeropgeleiden. Dat kan ertoe leiden dat de gemiddelde houding ten opzichte van migratie positiever uitvalt dan in de bredere samenleving. Ook is het aandeel mannen relatief groot. Zoals eerder benoemd hebben mannen sneller een negatievere perceptie over migratie dan vrouwen. Dit kan de resultaten dus hebben beïnvloed.

Voor vervolgonderzoek zijn meerdere richtingen denkbaar. Een longitudinaal onderzoeksdesign zou kunnen helpen om meer inzicht te krijgen in de causale relaties tussen percepties van ongelijkheid en migratiehoudingen. Daarnaast kunnen aanvullende verklarende variabelen – zoals politieke ideologie, religieuze overtuiging of persoonlijk contact met migranten – meer diepgang geven aan het verklaringsmodel. Ook zou onderzocht kunnen worden of mensen ongelijkheid koppelen aan migratie, of dat zij deze als een losstaand maatschappelijk probleem ervaren.

Verder zou in vervolgonderzoek andere operationalisaties gedaan moeten worden. Door de redelijk beperkte vragenlijst gebruikt in dit onderzoek, zijn de concepten sociaaleconomische ongelijkheid en migratie mogelijk niet goed genoeg gedefinieerd. Dit kan zorgen voor minder goede betrouwbaarheid van het onderzoek. Daarnaast zijn een aantal assumpties geschonden, waardoor misschien een andere manier van toetsen gebruikt zou kunnen worden, zoals logistische regressie.

Tot slot is het van belang om stil te staan bij de maatschappelijke implicaties van deze bevindingen. De resultaten suggereren niet dat negatieve houdingen ten opzichte van migratie deels voort kunnen komen uit bredere gevoelens van maatschappelijke onvrede en ervaren ongelijkheid. Beleidsmaatregelen die gericht zijn op het verminderen van sociaaleconomische ongelijkheid – zoals het versterken van sociale zekerheid, investeren in betaalbare huisvesting of bevorderen van gelijke onderwijskansen – zouden indirect kunnen bijdragen aan het terugdringen van migratieafwijzing. Het debat over migratie kan dus niet los worden gezien van bredere discussies over rechtvaardigheid, kansengelijkheid en sociale cohesie.

Door structurele en subjectieve dimensies van sociaaleconomische positie in samenhang te onderzoeken, biedt dit onderzoek een genuanceerd perspectief op de sociale wortels van publieke migratiepercepties. Daarmee draagt deze studie bij aan

zowel de wetenschappelijke theorievorming als aan het maatschappelijk debat over
ongelijkheid en migratie in Nederland.

Literatuurlijst

- Adviesraad Migratie. (2022). *Advies migratie en de Nederlandse samenleving*.
Adviesraad Migratie.
- Blumer, H. (1958). Race prejudice as a sense of group position. *The Pacific Sociological Review*, 1(1), 3–7.
- Bourdieu, P. (1984). *Distinction: A Social Critique of the Judgement of Taste*. Harvard University Press.
- Centerdata. (2022). *Over het LISS-panel*. Tilburg University. <https://www.centerdata.nl>
- Delhey, J., & Dragolov, G. (2013). Why inequality makes Europeans less happy: The role of distrust, status anxiety, and perceived conflict. *European Sociological Review*, 30(2), 151–165.
- De Vroome, T., Hooghe, M., & Marien, S. (2014). The roots of democratic political legitimacy in Western Europe: A multilevel model. *European Political Science Review*, 6(1), 131–156.
- Esses, V. M., Dovidio, J. F., Jackson, L. M., & Armstrong, T. L. (2001). The immigration dilemma: The role of perceived group competition, ethnic prejudice, and national identity. *Journal of Social Issues*, 57(3), 389–412.
- Esses, V. M., Medianu, S., & Lawson, A. S. (2013). Uncertainty, threat, and the role of the media in promoting the dehumanization of immigrants and refugees. *Journal of Social Issues*, 69(3), 518–536.
- Kageyama, J. (2023). Gender differences in immigration attitudes: The role of empathy and values. *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 49(2), 211–229.
- Kloosterman, R. C. (2018). *Migratie en diversiteit: Beleid en praktijk in Nederland*. Amsterdam University Press.

- Koopmans, R. (2023). *De asielloterij: het Europese vluchtelingbeleid van 2015 tot de Oekraïneoorlog en hoe het beter kan*. Prometheus.
- Kunst, J. R., Dovidio, J. F., & Sam, D. L. (2025). Public opinion on immigration in the Netherlands post-2023 elections. *Dutch Journal of Social Issues*, 31(2), 45–67.
- Leenen, P. (2024). *Werkbeleving en maatschappelijke opvattingen over ongelijkheid*. LISS-panel/Centerdata.
- LISS. (2024). *Werkbeleving en maatschappelijke opvattingen over ongelijkheid*. Centerdata/Tilburg University.
- Mijs, J. J. B. (2020). Inequality is a problem of perception: How inequality feeds ideologies of merit and undermines political demand for redistribution. *Socio Economic Review*, 18(3), 607–631.
- Ministerie van Algemene Zaken. (2024). *Regeerakkoord 2024: Naar een nieuw migratiebeleid*. Den Haag: Rijksoverheid.
- Ministerie van Volksgezondheid, Welzijn en Sport. (2025). *Samen leven: Cohesie en cultuur in Nederland*. Den Haag: Rijksoverheid.
- Piketty, T. (2014). *Capital in the twenty-first century*. Harvard University Press.
- Quillian, L. (1995). Prejudice as a response to perceived group threat: Population composition and anti-immigrant and racial prejudice in Europe. *American Sociological Review*, 60(4), 586–611.
- Romano, A., Sutterlüty, F., & Barbieri, L. (2021). Gender and immigration attitudes: A meta-analysis. *International Journal of Intercultural Relations*, 81, 142–153.
- Runciman, W. G. (1966). *Relative deprivation and social justice: A study of attitudes to social inequality in twentieth-century England*. University of California Press.
- Schaeffer, M. (2014). Generalized trust, immigration and the role of welfare state spending: A multilevel analysis. *European Sociological Review*, 30(1), 36–52.

Scheepers, D., & Ellemers, N. (2019). Social identity theory and intergroup relations: A psychological analysis. *Social Psychology Quarterly*, 82(3), 258–275.

Sociaal en Cultureel Planbureau (SCP). (2020). *De sociale staat van Nederland*. Den Haag: SCP.

Sociaal en Cultureel Planbureau (SCP). (2025). *Migratie en Integratie Monitor*. Den Haag: SCP.

Tajfel, H., & Turner, J. C. (1979). An integrative theory of intergroup conflict. In W. G. Austin & S. Worchel (Eds.), *The social psychology of intergroup relations* (pp. 33–47). Brooks/Cole.

Tiemeijer, W. (2020). *De som der delen: Sociale cohesie in een superdiverse wijk*. Amsterdam: Amsterdam University Press.

Tilburg University. (2022). *Werving LISS-panel*. Centerdata. <https://www.centerdata.nl>

Bijlage I

In deze bijlage worden de totstandkoming en de bewerkingen van de variabelen weergegeven.

1.1 R-script

#Frequentieverdelingen en beschrijvende statistieken - oorspronkelijke variabelen

```
ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = geslacht)) +
```

```
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
  xlab("Geslacht")
```

```
table(Dataset$geslacht)
```

```
summary(Dataset$nettohh_f)
```

```
mean(Dataset$nettohh_f)
```

```
sd(Dataset$nettohh_f)
```

```
ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = nettohh_f)) +
```

```
  geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
  xlab("Inkomen per huishouden")
```

```
summary(Dataset$leeftijd)
```

```
mean(Dataset$leeftijd)
```

```
sd(Dataset$leeftijd)
```

```
ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = leeftijd)) +
```

```
  geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
  xlab("Leeftijd")
```

```
ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = oplcat)) +
```

```
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
  xlab("Opleidingscategorie")
```

```
table(Dataset$oplcat)
```

```
ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = etnocentr2)) +
```

```

geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
xlab("Betere plek")
table(Dataset$etnocentr2)

ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = marx migr1)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Migratieachtergrond")
table(Dataset$marxmigr1)

ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = ineq_1)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Verschillen in inkomen")
table(Dataset$ineq_1)

ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = ineq_5)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Kwaad over verschillen")
table(Dataset$ineq_5)

#Bewerkingen
Dataset <- mutate(Dataset, etnocentr_2 = case_when(
  etnocentr2 == 1 ~ 7,
  etnocentr2 == 2 ~ 6,
  etnocentr2 == 3 ~ 5,
  etnocentr2 == 4 ~ 4,
  etnocentr2 == 5 ~ 3,
  etnocentr2 == 6 ~ 2,
  etnocentr2 == 7 ~ 1))

Dataset <- mutate(Dataset,
  Ongelijkheid = (ineq_1 + ineq_5)/2)
Dataset <- mutate(Dataset,

```

```

Migratie = (marxmigr1 + etnocentr_2)/2)

Dataset <- mutate(Dataset,
  leeftijd = (leeftijd)/10)

#Selecteren dataset

BAWdataset <- Dataset %>% select(ineq_1, ineq_5, etnocentr_2, marx migr1, geslacht, leeftijd, Migratie,
  Ongelijkheid, nettohh_f, oplcat, herkomstgroep, positie) %>%

  na.omit(BAWdataset) %>%

  filter(herkomstgroep == 0) %>%

  filter(geslacht == 1 | geslacht == 2) %>%

  filter(positie == 1)

BAWdataset <- mutate(BAWdataset, geslacht = ifelse(BAWdataset$geslacht == 2, 1, 0))

#Betrouwbaarheid schalen

#Cronbach's alpha

library(psych)

itemsIneq <- c("ineq_1", "ineq_5")

alpha(BAWdataset[, itemsIneq])

itemsEtnocentr <- c("marxmigr1", "etnocentr_2")

alpha(BAWdataset[, itemsEtnocentr])

#Frequentieverdelingen en beschrijvende statistieken - nieuwe variabelen

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = geslacht)) +

  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +

  xlab("Geslacht")

table(BAWdataset$geslacht)

summary(BAWdataset$nettohh_f)

```

```

mean(BAWdataset$nettohh_f)
sd(BAWdataset$nettohh_f)
ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = nettohh_f)) +
  geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Inkomen per huishouden")

```

```

summary(BAWdataset$leeftijd)
mean(BAWdataset$leeftijd)
sd(BAWdataset$leeftijd)
ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = leeftijd)) +
  geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Leeftijd")

```

```

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = oplcat)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Opleidingscategorie")
table(BAWdataset$oplcacat)
summary(BAWdataset$oplcacat)
sd(BAWdataset$oplcacat)

```

```

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = herkomstgroep)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Herkomstgroep")
table(BAWdataset$herkomstgroep)

```

```

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = positie)) +
  geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Positie binnen huishouden")
table(BAWdataset$positie)

```

```

summary(BAWdataset$Ongelijkheid)
mean(BAWdataset$Ongelijkheid)

```

```
sd(BAWdataset$Ongelijkheid)

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = Ongelijkheid)) +
  geom_histogram(bins = 10, colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Meningen ongelijkheid")
```

```
summary(BAWdataset$Migratie)

mean(BAWdataset$Migratie)

sd(BAWdataset$Migratie)

ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = Migratie)) +
  geom_histogram(bins = 10, colour = "purple", fill = "pink") +
  xlab("Meningen migratie")
```

1.2 R-output

```
> #Frequentieverdelingen en beschrijvende statistieken - oorspronkelijke variabelen
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = geslacht)) +
+   geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Geslacht")
> table(Dataset$geslacht)
```

```
 1  2  3
1250 1463  6
```

```
>
```

```
> summary(Dataset$nettohh_f)
```

```
Min. 1st Qu. Median  Mean 3rd Qu.  Max.  NA's
 0   2650   4100   4327   5595   30509   301
```

```
> mean(Dataset$nettohh_f)
```

```
[1] NA
```

```
> sd(Dataset$nettohh_f)
```

```
[1] NA
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = nettohh_f)) +
+   geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Inkomen per huishouden")
```

Warning message:

Removed 301 rows containing non-finite values (`stat\_bin()`).

```
>
```

```
> summary(Dataset$leeftijd)
```

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
```

```
1.800 3.300 4.600 4.508 5.800 6.700
```

```
> mean(Dataset$leeftijd)
```

```
[1] 4.507797
```

```
> sd(Dataset$leeftijd)
```

```
[1] 1.414049
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = leeftijd)) +
```

```
+ geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Leeftijd")
```

```
>
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = oplcat)) +
```

```
+ geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Opleidingscategorie")
```

```
> table(Dataset$oplcac)
```

```
1 2 3 4 5 6
```

```
122 308 287 754 750 498
```

```
>
```

```
>
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = etnocentr2)) +
```

```
+ geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Betere plek")
```

Warning message:

Removed 27 rows containing non-finite values (`stat\_count()`).

```
> table(Dataset$etnocentr2)
```

```
1 2 3 4 5 6 7
```

```
225 355 326 813 508 368 97
```

```
>
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = marx migr1)) +
```

```
+ geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Migratieachtergrond")
```

Warning message:

Removed 31 rows containing non-finite values (`stat\_count()`).

```
> table(Dataset$marxmigr1)
```

```
1 2 3 4 5 6 7
```

```
334 801 373 700 333 109 38
```

```
>
```

```
>
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = ineq_1)) +
```

```
+ geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Verschillen in inkomen")
```

Warning message:

Removed 25 rows containing non-finite values (`stat\_count()`).

```
> table(Dataset$ineq_1)
```

```
1 2 3 4 5 6 7
```

```
39 187 183 478 768 781 258
```

```
>
```

```
> ggplot(data = Dataset, mapping = aes(x = ineq_5)) +
```

```
+ geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
```

```
+ xlab("Kwaad over verschillen")
```

Warning message:

Removed 25 rows containing non-finite values (`stat\_count()`).

```
> table(Dataset$ineq_5)
```

```
1 2 3 4 5 6 7
```

```
218 443 269 675 556 338 195
```

```

>
> #Bewerkingen
> Dataset <- mutate(Dataset, etnocentr_2 = case_when(
+   etnocentr2 == 1 ~ 7,
+   etnocentr2 == 2 ~ 6,
+   etnocentr2 == 3 ~ 5,
+   etnocentr2 == 4 ~ 4,
+   etnocentr2 == 5 ~ 3,
+   etnocentr2 == 6 ~ 2,
+   etnocentr2 == 7 ~ 1))
>
> Dataset <- mutate(Dataset,
+   Ongelijkheid = (ineq_1 + ineq_5)/2)
>
>
> Dataset <- mutate(Dataset,
+   Migratie = (marxmigr1 + etnocentr_2 )/2)
>
> Dataset <- mutate(Dataset,
+   leeftijd = (leeftijd)/10)
>
> #Selecteren dataset
> BAWdataset <- Dataset %>% select(ineq_1, ineq_5, etnocentr_2, marx migr1, geslacht, leeftijd, Migratie,
Ongelijkheid, nettohh_f, oplcat, herkomstgroep, positie) %>%
+   na.omit(BAWdataset) %>%
+   filter(herkomstgroep == 0) %>%
+   filter(geslacht == 1 | geslacht == 2) %>%
+   filter(positie == 1)
>
> BAWdataset <- mutate(BAWdataset, geslacht = ifelse(BAWdataset$geslacht == 2, 1, 0))
>
> #Betrouwbaarheid schalen

```

```
> #Cronbach's alpha
```

```
> library(psych)
```

Attaching package: 'psych'

The following objects are masked from 'package:ggplot2':

%+%, alpha

Warning message:

package 'psych' was built under R version 4.3.3

```
>
```

```
> itemsIneq <- c("ineq_1", "ineq_5")
```

```
> alpha(BAWdataset[, itemsIneq])
```

Reliability analysis

Call: alpha(x = BAWdataset[, itemsIneq])

raw_alpha	std.alpha	G6(smc)	average_r	S/N	ase	mean	sd	median_r
0.73	0.73	0.58	0.58	2.8	0.016	4.4	1.4	0.58

95% confidence boundaries

	lower	alpha	upper
--	-------	-------	-------

Feldt	0.69	0.73	0.76
-------	------	------	------

Duhachek	0.70	0.73	0.76
----------	------	------	------

Reliability if an item is dropped:

	raw_alpha	std.alpha	G6(smc)	average_r	S/N	alpha	se	var.r	med.r
ineq_1	0.49	0.58	0.34	0.58	1.4	NA	0	0.58	
ineq_5	0.69	0.58	0.34	0.58	1.4	NA	0	0.58	

Item statistics

```

      n raw.r std.r r.cor r.drop mean sd
ineq_1 1046 0.87 0.89 0.68 0.58 4.9 1.5
ineq_5 1046 0.91 0.89 0.68 0.58 3.9 1.7

```

Non missing response frequency for each item

```

      1  2  3  4  5  6  7 miss
ineq_1 0.02 0.09 0.08 0.14 0.3 0.30 0.09  0
ineq_5 0.09 0.19 0.11 0.21 0.2 0.13 0.07  0
>
> itemsEtnocentr <- c("marxmigr1", "etnocentr_2")
> alpha(BAWdataset[, itemsEtnocentr])

```

Reliability analysis

Call: alpha(x = BAWdataset[, itemsEtnocentr])

```

raw_alpha std.alpha G6(smc) average_r S/N ase mean sd median_r
0.51 0.51 0.34 0.34 1 0.03 3.6 1.2 0.34

```

95% confidence boundaries

```

lower alpha upper
Feldt 0.45 0.51 0.57
Duhachek 0.45 0.51 0.57

```

Reliability if an item is dropped:

```

raw_alpha std.alpha G6(smc) average_r S/N alpha se var.r med.r
marxmigr1 0.32 0.34 0.12 0.34 0.52 NA 0 0.34
etnocentr_2 0.37 0.34 0.12 0.34 0.52 NA 0 0.34

```

Item statistics

```

      n raw.r std.r r.cor r.drop mean sd
marxmigr1 1046 0.81 0.82 0.48 0.34 3.0 1.4
etnocentr_2 1046 0.83 0.82 0.48 0.34 4.2 1.6

```

Non missing response frequency for each item

```
      1  2  3  4  5  6  7 miss
marxmigr1  0.13 0.33 0.15 0.22 0.12 0.04 0.01  0
etnocentr_2 0.02 0.13 0.20 0.28 0.13 0.15 0.09  0

>

> #Frequentieverdelingen en beschrijvende statistieken - nieuwe variabelen
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = geslacht)) +
+   geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Geslacht")
> table(BAWdataset$geslacht)

 0  1
662 384

>
> summary(BAWdataset$nettohh_f)

  Min. 1st Qu.  Median   Mean 3rd Qu.   Max.
    0   2400   3550   3960   5200   30509

> mean(BAWdataset$nettohh_f)
[1] 3960.147

> sd(BAWdataset$nettohh_f)
[1] 2423.335

> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = nettohh_f)) +
+   geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Inkomen per huishouden")

>
> summary(BAWdataset$leeftijd)

  Min. 1st Qu.  Median   Mean 3rd Qu.   Max.
0.1900 0.3700 0.5000 0.4805 0.6000 0.6700

> mean(BAWdataset$leeftijd)
[1] 0.4804685

> sd(BAWdataset$leeftijd)
[1] 0.1305493
```

```

> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = leeftijd)) +
+   geom_histogram(bins = 20, colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Leeftijd")
>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = oplcat)) +
+   geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Opleidingscategorie")
> table(BAWdataset$oplcat)

 1  2  3  4  5  6
26 96 88 292 354 190
> summary(BAWdataset$oplcat)

  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
 1.000  4.000  5.000  4.359  5.000  6.000
> sd(BAWdataset$oplcat)
[1] 1.269759
>
>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = herkomstgroep)) +
+   geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Herkomstgroep")
> table(BAWdataset$herkomstgroep)

 0
1046
>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = positie)) +
+   geom_bar(colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Positie binnen huishouden")
> table(BAWdataset$positie)

 1
1046

```

```

>
> summary(BAWdataset$Ongelijkheid)

  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.   Max.
 1.000  3.500  4.500  4.379  5.500  7.000

> mean(BAWdataset$Ongelijkheid)

[1] 4.379063

> sd(BAWdataset$Ongelijkheid)

[1] 1.416057

> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = Ongelijkheid)) +
+   geom_histogram(bins = 10, colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Meningen ongelijkheid")
>

> summary(BAWdataset$Migratie)

  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.   Max.
 1.000  2.500  3.500  3.603  4.500  7.000

> mean(BAWdataset$Migratie)

[1] 3.602772

> sd(BAWdataset$Migratie)

[1] 1.228724

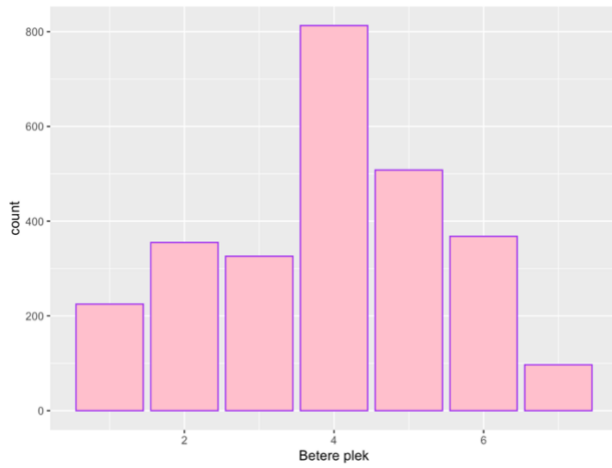
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = Migratie)) +
+   geom_histogram(bins = 10, colour = "purple", fill = "pink") +
+   xlab("Meningen migratie")

```

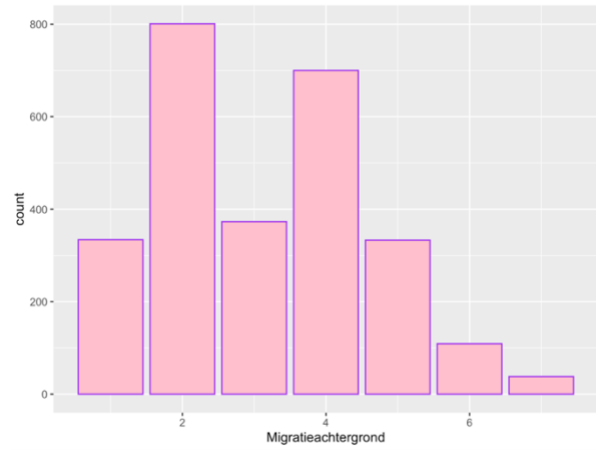
1.3 Grafieken variabelen

Oorspronkelijke variabelen

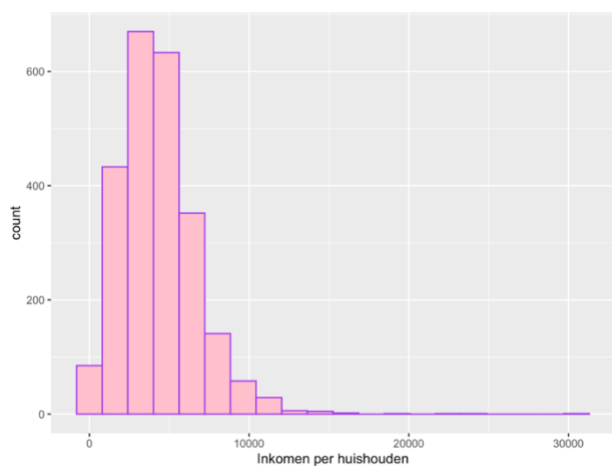
Etnocentr2



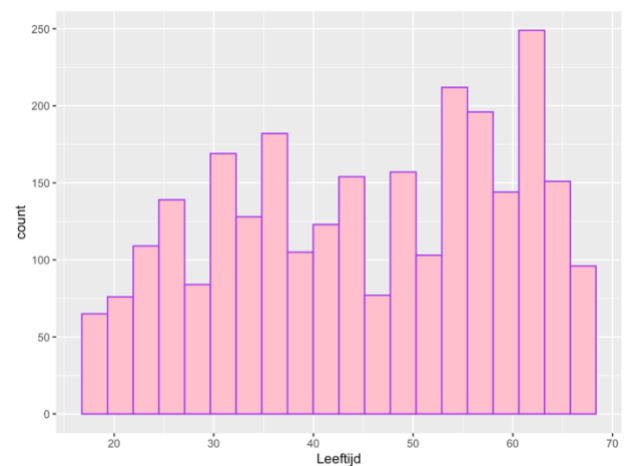
Marxmigr1



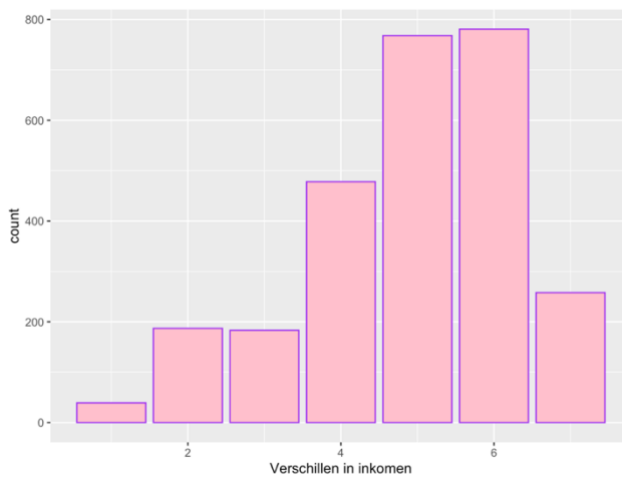
Nettohh_f



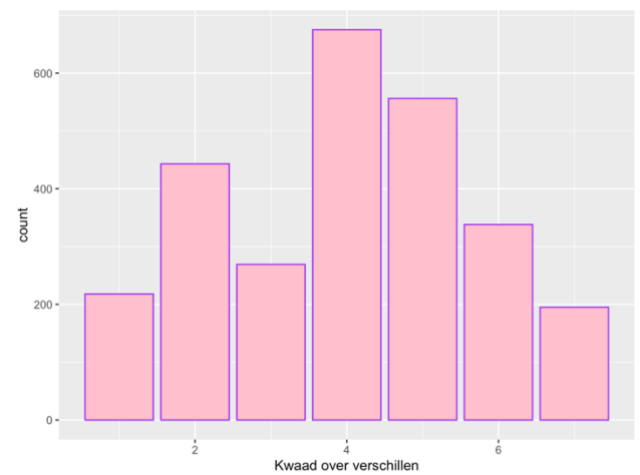
Oplcat



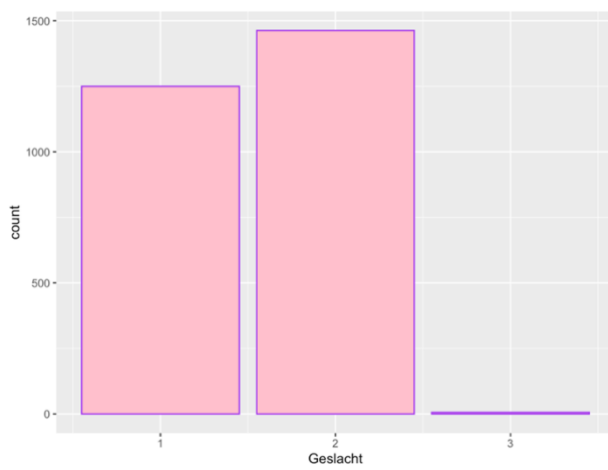
Ineq_1



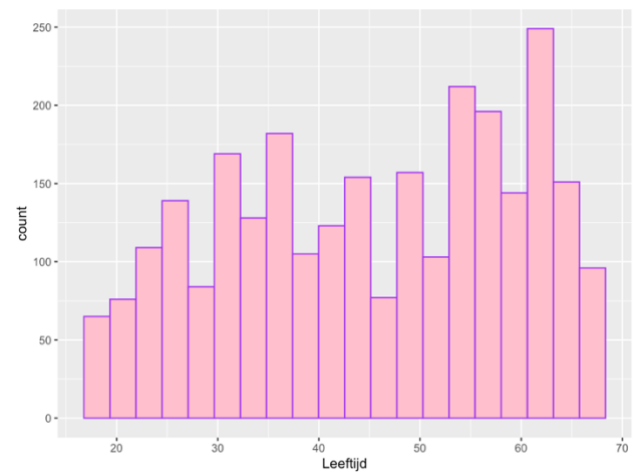
Ineq_5



Geslacht

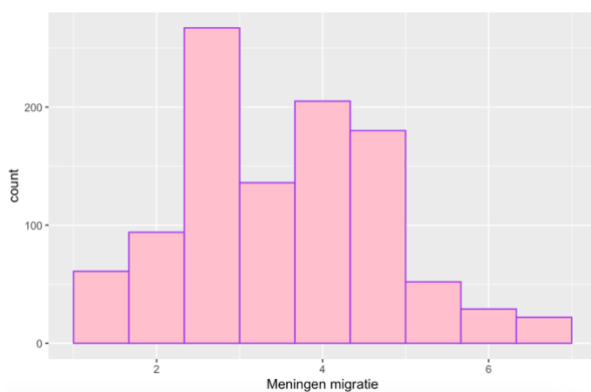


Leeftijd

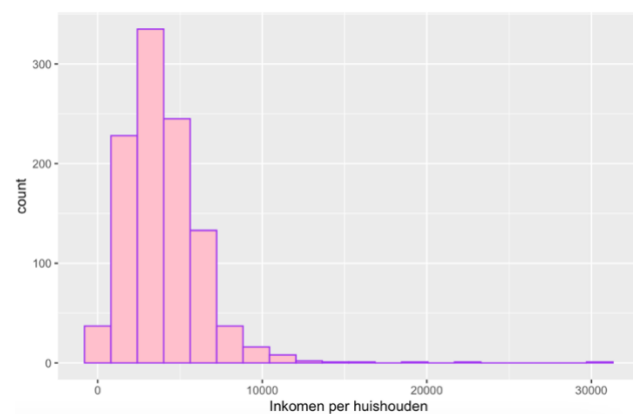


Nieuwe variabelen

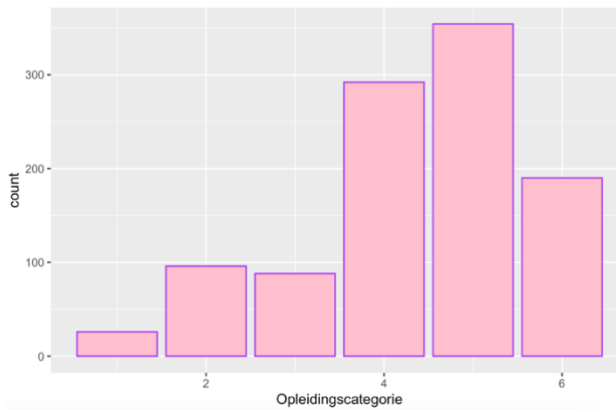
Migratie



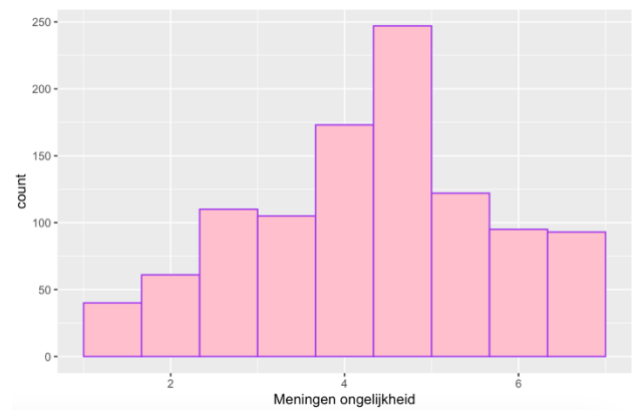
Inkomen



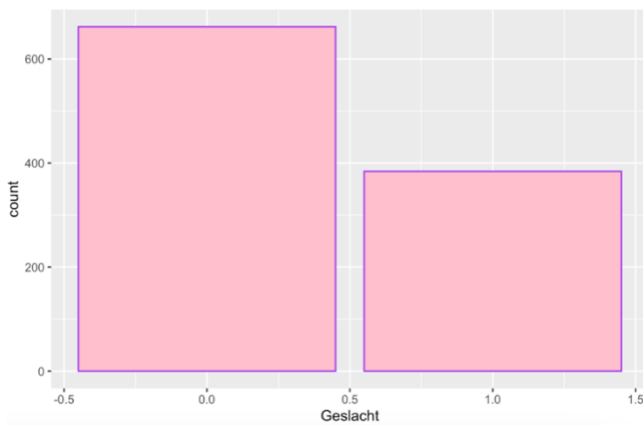
Opleidingsniveau



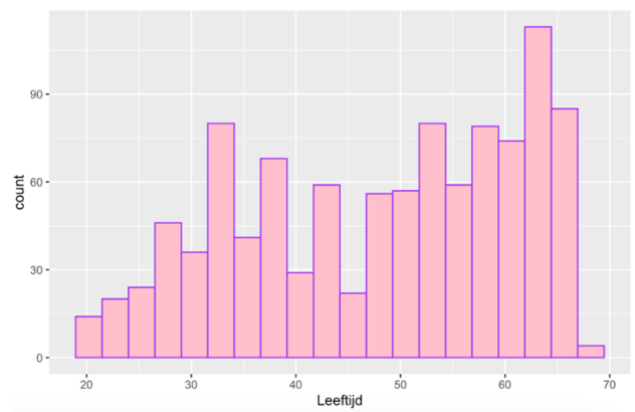
Ongelijkheid



Geslacht



Leeftijd



1.4 Toelichting bewerkingen

Om de schaal ongelijkheid te construeren, is gebruikgemaakt van twee indicatoren: ineq_1 en ineq_5. Deze variabelen meten verschillende aspecten van sociaaleconomische ongelijkheid. Voor elke respondent zijn deze twee scores bij elkaar opgeteld en vervolgens gedeeld door twee. Op deze manier ontstaat een schaal gebaseerd op het gemiddelde van beide items, waarmee een indicatie wordt verkregen van de algemene perceptie van ongelijkheid.

Voor de schaal migratie is eerst de variabele etnocentr_2 gespiegeld, zodat de schaal loopt van 1 (eens) tot 7 (oneens). Hiermee is de interpretatie in lijn gebracht met marx migr1, zodat beide variabelen op dezelfde manier scoren. Vervolgens zijn deze twee variabelen samengenomen door hun waarden op te tellen en te delen door twee.

Dit resulteert in een gemiddelde score per respondent, die de algemene houding ten aanzien van migratie weerspiegelt.

Vervolgens is een selectie gemaakt op basis van een aantal criteria om de analyses te kunnen beperken tot een relevante en consistente steekproef. Allereerst zijn respondenten met het geslacht "anders" uitgesloten, omdat deze groep te klein is om betrouwbare uitspraken over te doen. Daarnaast zijn alleen autochtonen meegenomen in de analyse, omdat migranten mogelijk een andere mening hebben over de behandelde thema's, wat tot vertekening kan leiden. Ook is gefilterd op huishoudpositie: enkel respondenten die zichzelf aanduiden als huishoudhoofd zijn meegenomen, omdat alleen voor deze groep onafhankelijke waarden beschikbaar zijn. Ten slotte zijn respondenten met missende waarden op de relevante variabelen uitgesloten van de analyses.

Na deze selectie is van de variabele geslacht een dummyvariabele gemaakt, waarbij de waarde 0 staat voor man en 1 voor vrouw. Deze dummy wordt vervolgens gebruikt in de verdere analyse.

Bijlage II

In deze bijlage wordt de statistische analyse weergegeven. Hierbij zijn eerst de correlaties tussen alle variabelen berekend. Daarna zijn modellen gemaakt, waarvan model 0 het lege model is en model 4 het volledige model. Deze modellen zijn geschat en hieruit zijn coëfficiënten, p-waarden, F-toetsen en R^2 waarden uitgehaald om de hypothesen te toetsen.

2.1 R-script

```
#resultaten
```

```
cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$Migratie)
cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$oplcac)
cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$Ongelijkheid)
cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$Ongelijkheid)
cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$oplcac)
cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$geslacht)
cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$leeftijd)
cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$geslacht)
cor(BAWdataset$oplcac, BAWdataset$geslacht)
cor(BAWdataset$Ongelijkheid, BAWdataset$geslacht)
cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$nettohh_f)
cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$oplcac)
cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$Ongelijkheid)
cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$geslacht)
```

```
#modellen
```

```
model0 <- (lm(Migratie ~ 1, data = BAWdataset))
model1 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd, data= BAWdataset))
model2 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcac, data = BAWdataset))
model3 <- (lm(Ongelijkheid ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcac, data = BAWdataset))
model4 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcac + Ongelijkheid , data = BAWdataset))
```

```
summary(model0)
```

```
summary(model1)
```

```
summary(model2)
```

```
summary(model3)
```

```
summary(model4)
```

```
anova(model0, model1)
```

```
anova(model1, model2)
```

```
anova(model2, model4)
```

2.2 R-output

```
> #resultaten
```

```
> cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$Migratie)
```

```
[1] -0.09693256
```

```
> cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$oplcat)
```

```
[1] -0.2846815
```

```
> cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$Ongelijkheid)
```

```
[1] -0.09569653
```

```
> cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$Ongelijkheid)
```

```
[1] -0.230634
```

```
> cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$oplcat)
```

```
[1] 0.2353927
```

```
> cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$geslacht)
```

```
[1] -0.09441738
```

```
> cor(BAWdataset$Migratie, BAWdataset$leeftijd)
```

```
[1] 0.04828946
```

```
> cor(BAWdataset$nettohh_f, BAWdataset$geslacht)
```

```
[1] -0.2069962
```

```
> cor(BAWdataset$oplcat, BAWdataset$geslacht)
```

```
[1] 0.06714481
```

```
> cor(BAWdataset$Ongelijkheid, BAWdataset$geslacht)
```

```

[1] 0.1939962
> cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$nettohh_f)
[1] 0.1016884
> cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$oplcatt)
[1] -0.2162851
> cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$Ongelijkheid)
[1] -0.004688483
> cor(BAWdataset$leeftijd, BAWdataset$geslacht)
[1] -0.1714522
>
> #modellen
> model0 <- (lm(Migratie ~ 1, data = BAWdataset))
> model1 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd, data= BAWdataset))
> model2 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcatt, data = BAWdataset))
> model3 <- (lm(Ongelijkheid ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcatt, data = BAWdataset))
> model4 <- (lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcatt + Ongelijkheid , data = BAWdataset))
>
> summary(model0)

```

Call:

```
lm(formula = Migratie ~ 1, data = BAWdataset)
```

Residuals:

```

    Min     1Q  Median     3Q     Max
-2.6028 -1.1028 -0.1028  0.8972  3.3972

```

Coefficients:

```

            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  3.60277    0.03799   94.83  <2e-16 ***
---

```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.229 on 1045 degrees of freedom

```
> summary(model1)
```

Call:

```
lm(formula = Migratie ~ geslacht + leeftijd, data = BAWdataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6856	-0.9066	0.0265	0.7793	3.5841

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.53622	0.15396	22.968	< 2e-16 ***
geslacht	-0.22612	0.07968	-2.838	0.00463 **
leeftijd	0.31129	0.29433	1.058	0.29048

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.224 on 1043 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.009976, Adjusted R-squared: 0.008078

F-statistic: 5.255 on 2 and 1043 DF, p-value: 0.00536

```
> summary(model2)
```

Call:

```
lm(formula = Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcat,  
    data = BAWdataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0036	-0.8164	-0.0074	0.7062	3.6772

Coefficients:

```
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 5.026e+00 2.153e-01 23.345 < 2e-16 ***
geslacht   -2.293e-01 7.825e-02 -2.931 0.00345 **
leeftijd    -1.960e-01 2.913e-01 -0.673 0.50122
nettohh_f   -2.512e-05 1.599e-05 -1.571 0.11638
oplcat      -2.627e-01 3.051e-02 -8.609 < 2e-16 ***
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.175 on 1041 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.08958, Adjusted R-squared: 0.08608

F-statistic: 25.61 on 4 and 1041 DF, p-value: < 2.2e-16

```
> summary(model3)
```

Call:

```
lm(formula = Ongelijkheid ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f +
    oplcat, data = BAWdataset)
```

Residuals:

```
      Min      1Q   Median      3Q      Max
-3.7230 -0.9236  0.0031  1.0097  3.3054
```

Coefficients:

```
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 4.774e+00 2.493e-01 19.148 < 2e-16 ***
geslacht    4.838e-01 9.063e-02 5.339 1.15e-07 ***
leeftijd     3.168e-01 3.373e-01 0.939 0.3480
nettohh_f   -1.082e-04 1.851e-05 -5.844 6.82e-09 ***
oplcat      -6.799e-02 3.534e-02 -1.924 0.0546 .
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.36 on 1041 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.08061, Adjusted R-squared: 0.07708

F-statistic: 22.82 on 4 and 1041 DF, p-value: < 2.2e-16

```
> summary(model4)
```

Call:

```
lm(formula = Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcat +  
    Ongelijkheid, data = BAWdataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9248	-0.8597	-0.0193	0.7381	3.9177

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.552e+00	2.484e-01	22.351	< 2e-16 ***
geslacht	-1.760e-01	7.870e-02	-2.236	0.0256 *
leeftijd	-1.610e-01	2.892e-01	-0.557	0.5777
nettohh_f	-3.705e-05	1.612e-05	-2.298	0.0217 *
oplcac	-2.702e-01	3.033e-02	-8.908	< 2e-16 ***
Ongelijkheid	-1.103e-01	2.656e-02	-4.153	3.55e-05 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.166 on 1040 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1044, Adjusted R-squared: 0.1001

F-statistic: 24.26 on 5 and 1040 DF, p-value: < 2.2e-16

```
>
```

```
> anova(model0, model1)
```

Analysis of Variance Table

Model 1: Migratie ~ 1

Model 2: Migratie ~ geslacht + leeftijd

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
1	1045	1577.7				
2	1043	1562.0	2	15.74	5.2551	0.00536 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> anova(model1, model2)
```

Analysis of Variance Table

Model 1: Migratie ~ geslacht + leeftijd

Model 2: Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcat

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
1	1043	1562.0				
2	1041	1436.4	2	125.59	45.511	< 2.2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> anova(model2, model4)
```

Analysis of Variance Table

Model 1: Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcat

Model 2: Migratie ~ geslacht + leeftijd + nettohh_f + oplcat + Ongelijkheid

	Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
1	1041	1436.4				
2	1040	1412.9	1	23.432	17.247	3.551e-05 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Bijlage III

In deze bijlage zijn de assumptie controles te zien. Hierbij zijn de assumpties voor lineaire regressie getoetst. Daarna is de multicollineariteit berekend. Verder zijn invloedrijke punten berekend en bekeken of deze invloed hadden op de resultaten. Hiervoor is gekeken naar het volledige model.

3.1 R-script

```
#Assumpties
```

```
BAWdataset <- BAWdataset %>%
```

```
  mutate (sresid = studres(model4))
```

```
BAWdataset <- BAWdataset %>%
```

```
  mutate(pred = predict(model4),
```

```
    zpred = (pred - mean(pred))/sd(pred))
```

```
BAWdataset %>%
```

```
  ggplot(mapping = aes(x= zpred, y= sresid)) +
```

```
  geom_point()
```

```
ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = zpred, y = sresid)) +
```

```
  geom_point() +
```

```
  geom_hline(yintercept = 0)+
```

```
  geom_smooth(method = "loess", se = FALSE)
```

```
ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = sresid))+
```

```
  geom_histogram()
```

```
ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(sample = sresid)) +
```

```
  stat_qq_line(linewidth = 1.25, color = "steelblue") +
```

```
  geom_qq(size = 2, color = "darkred")
```

```
vif(ols(Migratie ~ Ongelijkheid + nettohh_f + oplcat + geslacht + leeftijd, data= BAWdataset))
```

```

BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
                      lever = hatvalues(model4))
BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
                      cook = cooks.distance(model4))
BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
                      dffits = dffits(model4))

cooksD <- cooks.distance(model4)
n <- nrow(BAWdataset)
invloedrijke_punten <- which(cooksD > (4 / n))
nieuwe_data <- BAWdataset[-invloedrijke_punten, ]
nieuw_model <- lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + oplcat + nettohh_f + Ongelijkheid, data = nieuwe_data)
summary(nieuw_model)

```

3.2 R-output

```

> BAWdataset <- BAWdataset %>%
+   mutate (sresid = studres(model4))
>
> BAWdataset <- BAWdataset %>%
+   mutate(pred = predict(model4),
+     zpred = (pred - mean(pred))/sd(pred))
>
> BAWdataset %>%
+   ggplot(mapping = aes(x= zpred, y= sresid)) +
+   geom_point()
>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = zpred, y = sresid)) +
+   geom_point() +
+   geom_hline(yintercept = 0)+
+   geom_smooth(method = "loess", se = FALSE)
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'

```

```

>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(x = sresid))+
+   geom_histogram()
`stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
>
> ggplot(data = BAWdataset, mapping = aes(sample = sresid)) +
+   stat_qq_line(linewidth = 1.25, color = "steelblue") +
+   geom_qq(size = 2, color = "darkred")
>
> vif(ols(Migratie ~ Ongelijkheid + nettohh_f + oplcat + geslacht + leeftijd, data= BAWdataset))
Ongelijkheid  nettohh_f  oplcat  geslacht  leeftijd
1.087682  1.173827  1.141002  1.108060  1.096149
>
> BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
+   lever = hatvalues(model4))
> BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
+   cook = cooks.distance(model4))
> BAWdataset <- mutate(BAWdataset,
+   dffits = dffits(model4))
>
> cooksD <- cooks.distance(model4)
> n <- nrow(BAWdataset)
> invloedrijke_punten <- which(cooksD > (4 / n))
> nieuwe_data <- BAWdataset[-invloedrijke_punten, ]
> nieuw_model <- lm(Migratie ~ geslacht + leeftijd + oplcat + nettohh_f + Ongelijkheid, data =
  nieuwe_data)
> summary(nieuw_model)

```

Call:

```

lm(formula = Migratie ~ geslacht + leeftijd + oplcat + nettohh_f +
  Ongelijkheid, data = nieuwe_data)

```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.57489	-0.78816	-0.00105	0.68789	3.09662

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.95597963	0.23969474	24.848	< 0.0000000000000002 ***
geslacht	-0.20854449	0.07318459	-2.850	0.00447 **
leeftijd	-0.29129689	0.27271917	-1.068	0.28573
oplcac	-0.29256333	0.02943991	-9.938	< 0.0000000000000002 ***
nettohh_f	-0.00005149	0.00001619	-3.180	0.00152 **
Ongelijkheid	-0.15576467	0.02521889	-6.177	0.000000000957 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.049 on 987 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1493, Adjusted R-squared: 0.145

F-statistic: 34.63 on 5 and 987 DF, p-value: < 0.00000000000000022

3.3 Toelichting assumpties

Voor het uitvoeren van een regressieanalyse is het belangrijk om na te gaan of aan de klassieke assumpties van lineaire regressie is voldaan. Deze assumpties zijn: lineariteit, homoscedasticiteit, normaliteit van de residuen, onafhankelijkheid van de observaties en het ontbreken van multicollineariteit. In Bijlage III zijn deze aannames getoetst en visueel weergegeven. Hieronder worden de bevindingen kort toegelicht.

De eerste assumptie betreft lineariteit: de relatie tussen de onafhankelijke variabelen en de afhankelijke variabele moet lineair zijn. De scatterplot laat echter zien dat deze voorwaarde niet volledig wordt vervuld. De blauwe lijn in de grafiek volgt de nullijn niet strak, en de residuen zijn niet willekeurig verdeeld. In plaats daarvan clusteren de punten in enkele lijnen. Dit kan duiden op afhankelijkheid tussen observaties, bijvoorbeeld doordat meerdere respondenten uit hetzelfde huishouden

afkomstig zijn, of doordat sommige variabelen discreet gemeten zijn, zoals in het geval van opleidingsniveaus.

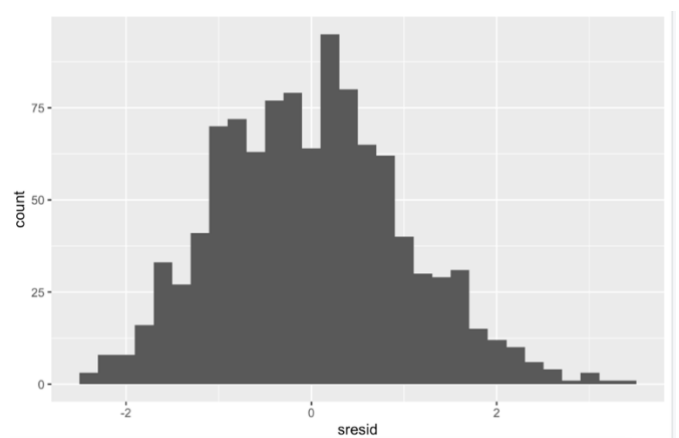
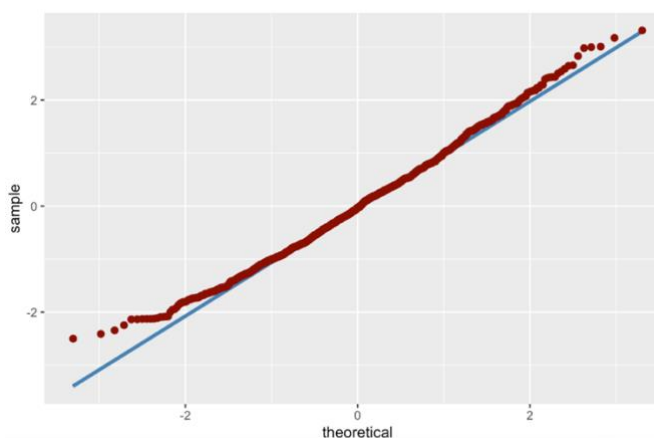
Wat betreft homoscedasticiteit – de aanname dat de spreiding van de residuen constant is over het hele bereik van de voorspellers – lijkt er geen probleem te zijn. De residuen vertonen geen duidelijk patroon of vorm, maar zijn redelijk gelijkmatig verspreid. Dit wijst erop dat de variantie van de fouten niet verandert afhankelijk van de waarden van de onafhankelijke variabelen.

De normaliteit van de residuen is eveneens beoordeeld. Uit de Q-Q plot blijkt dat de residuen grotendeels normaal verdeeld zijn: de punten volgen de diagonaal zonder sterke afwijkingen of s-vormige kromming. Ook het histogram bevestigt een symmetrische, klokvormige verdeling. Hiermee kan worden geconcludeerd dat deze assumptie grotendeels wordt nageleefd.

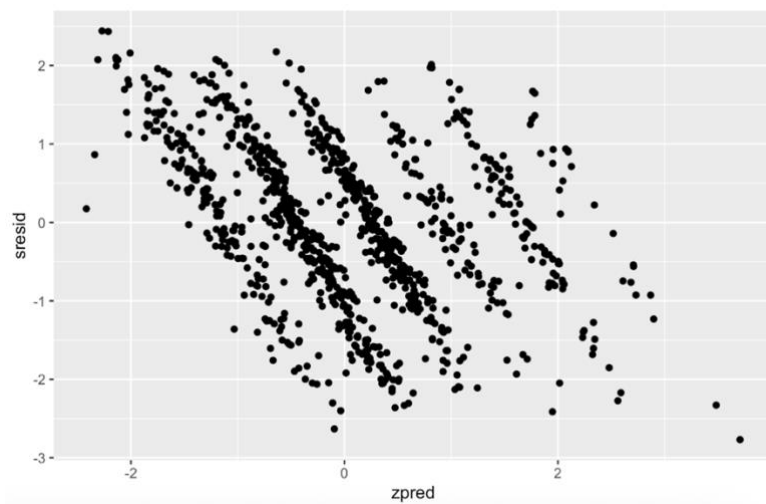
Verder is ook multicollineariteit onderzocht. De VIF-scores (Variance Inflation Factor) liggen allemaal ver onder de kritische grens van 5. De hoogste waarde is 1.174, wat aangeeft dat er geen sprake is van sterke overlap tussen de onafhankelijke variabelen. Dit betekent dat de modellen statistisch stabiel zijn en dat de schattingen als betrouwbaar kunnen worden beschouwd.

Tot slot zijn invloedrijke punten berekend. In de output is te zien dat het verwijderen van deze invloedrijke punten heel weinig effect heeft gehad op het nieuwe model vergeleken model 4. Daarom is gebruik gemaakt van de analyse met invloedrijke punten in de data.

Normaliteit:



Lineairteit en homoscedasticiteit



VIF-scores

	VIF-scores
Ongelijkheid	1.088
Nettohh_f	1.174
Oplcat	1.141
Geslacht	1.108
Leeftijd	1.096