

**ERASMUS UNIVERSITEIT ROTTERDAM**  
**Erasmus School of Economics**  
**Financial Economics**  
**Bachelor scriptie**

**Een overvloed aan invloed?**

**De invloed van Airbnb op de Rotterdamse huizenprijzen.**



<b>Auteur:</b>	J.W.P. van Doorn
<b>Studentnummer:</b>	402033 JD
<b>Scriptiebegeleider:</b>	Dr. J.J.G. Lemmen
<b>Tweede Beoordelaar:</b>	Dr. J. Zenhorst
<b>Datum eindversie:</b>	22 juli 2018

## Inhoud

<b>Voorwoord .....</b>	<b>3</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>4</b>
<b>1. Inleiding.....</b>	<b>5</b>
<b>2. Theoretisch Raamwerk .....</b>	<b>7</b>
<b>3. De invloeden van Airbnb.....</b>	<b>8</b>
3.1    Invloeden op de prijs.....	8
3.2    Invloed van Airbnb op gebruikers en omgeving.....	9
3.3    Invloed van Airbnb op huur en koop.....	10
3.4    Waarnemen van invloeden.....	12
<b>4. Hypotheses.....</b>	<b>13</b>
<b>5. Data.....</b>	<b>14</b>
<b>6. Methodologie.....</b>	<b>18</b>
Model 1 .....	19
Model 2 .....	19
Model 3 .....	20
Model 4 .....	20
Model 5 .....	20
<b>7. Resultaten.....</b>	<b>21</b>
7.1    Model 1 .....	21
7.2    Model 2 .....	22
7.3    Model 3 .....	25
7.4    Model 4 .....	26
7.5    Model 5 .....	29
<b>8. Conclusie, beperkingen en aanbevelingen .....</b>	<b>32</b>
8.1    Conclusie .....	32
8.2    Beperkingen.....	32
8.3    Aanbevelingen .....	33
<b>Bibliografie .....</b>	<b>34</b>
<b>Appendix .....</b>	<b>36</b>
Stata output Model 1 .....	36
Stata output Model 2 .....	37
Stata output Model 3 .....	38
Stata output Model 4 .....	39
Stata output Model 5 .....	40
Data bronnen.....	41

## **Voorwoord**

Het schrijven van mijn eerste scriptie is een leerzaam proces geweest, vooral het verzamelen van de data bleek erg lastig. Gelukkig heb ik uiteindelijk alle benodigde data kunnen verzamelen wat niet mogelijk was geweest zonder de hulp van de Nederlandse Vereniging van Makelaars en Taxateurs (NVM). Tevens zou ik graag mijn scriptiebegeleider Dr. J.J.G. Lemmen willen bedanken voor de begeleiding bij het schrijven van dit onderzoek.

## Abstract

In dit onderzoek is het effect van Airbnb op de Rotterdamse huizenprijzen geanalyseerd. Hierbij is vastgesteld dat het positieve effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> groter is dan het negatieve effect. Een verhoging van 1 procentpunt Airbnb's in een buurt heeft een verhoging van €169,38 per m<sup>2</sup> als gevolg. Tevens is er onderzocht of er sprake is van een interactie-effect tussen het relatieve aantal Airbnb's en meer koop- dan huurwoningen in een buurt. Dit leek bevestigd te worden, echter blijkt na te controleren voor *time fixed effects* dat het interactie-effect niet significant is.

Sleutelwoorden: Airbnb, huizenmarkt, deeleconomie, hotelindustrie, competitie

JEL Classificatie: R3

## 1. Inleiding

Airbnb is een uitermate succesvolle startup, die goed gebruik weet te maken van de *sharing economy*. Airbnb heeft vanaf haar eerste boeking in 2008 binnen tien jaar een waardering gekregen van \$30 miljard. Hedendaags kan er via Airbnb in meer dan 191 landen worden verbleven, in meer dan 81 duizend steden, in meer dan 5 miljoen woningen wereldwijd. Hierdoor komt het aantal boekingen via Airbnb over 10 jaar neer op meer dan 300 miljoen (Airbnb, 2018).

Deze getallen zijn erg indrukwekkend, maar het succes van Airbnb is niet tot stand gekomen zonder vijanden te maken, een voorbeeld hiervan is de hotelindustrie (Jefferson-Jone, 2015). Zij zijn bijzonder ontevreden met de manier waarop Airbnb te werk gaat. Dit is niet alleen het geval omdat de hoeveelheid hotelboekingen afneemt, in Texas was dat zelfs 8 tot 10%, maar ook omdat er geen belastingen worden betaald zoals de toeristenbelasting (Zervas, Proserpio, & Byers, 2017). Deze kosten moeten wel worden betaald door de bezoekers van hotels, waardoor de kosten van een hotelovernachting toenemen, terwijl deze kosten niet worden doorberekend aan de bezoekers van Airbnb's. Veel steden maken hierom afspraken met Airbnb, om de hotelindustrie tegemoet te komen en om extra inkomsten te genereren.

### Amsterdam

In Amsterdam is Airbnb ook erg hard aan het groeien en is het met een gemiddelde prijs van €136 per nacht kostbaarder om te verblijven dan in Londen (€109), Barcelona (€97), Rome (€89), Parijs (€88), Madrid (€71), Wenen (€67) en Berlijn (€59) (Nederlandse Omroep Stichting, 2017). Deze prijzen zijn ten opzichte van de rest van Europa aan de hoge kant en zullen nog hoger worden door de regelgeving die Amsterdam sinds 2017 heeft toegepast (Gemeente Amsterdam, 2017). Deze regelgeving reduceert het aantal dagen dat een woning via Airbnb verhuurd kan worden tot 60, wat een verlaagd aanbod als gevolg heeft. In combinatie met een groeiende vraag zorgt dit voor prijzen die met de dag stijgen en tot de hoogste van Europa zullen blijven behoren.

Toch blijkt het tot nu toe lastig om de 60 dagen wet te kunnen controleren, waardoor het voor de gemeente Amsterdam moeilijk blijft om ertegenop te treden. Het gevolg hiervan zijn hoge boetes en een meldplicht voor de verhuurders, waardoor het een stuk lastiger zal worden om meer dan 60 dagen per jaar te kunnen verhuren. Op het schenden van de meldplicht staat een boete van €6 duizend per geval. Hierdoor is er in 2017 door de gemeente Amsterdam al €4,2 miljoen aan boetes uitgedeeld (Nieuwe Rotterdamsche Courant, 2018). Dit is meer dan een verdubbeling ten opzichte van 2016.

### Invloed van Airbnb

De invloed van Airbnb lijkt positief te zijn op de toeristensector, door in een vreemde stad gemakkelijker een overnachting te kunnen boeken. De keerzijde is echter een negatieve invloed op de hotelsector, hierdoor zijn de meningen over Airbnb verdeeld. Airbnb heeft ook effect op de huizenprijzen, wat tweeledig is. Namelijk het positieve effect op de huizenprijzen door een verhoogde vraag naar huurwoningen en vooral koopwoningen, wat verhoogde huizenprijzen als gevolg heeft. Hier staan de negatieve externaliteiten tegenover. Het is dan ook bekend dat gebruikers van Airbnb voor veel

overlast kunnen zorgen. Waar voorheen de eventuele overlast van toeristen beperkt kon blijven tot hotels, is het effect ervan in woonwijken een stuk groter.

### **Rotterdam**

Er is gekozen voor een onderzoek van Airbnb in Rotterdam, omdat de prijzen in Rotterdam zelfs nog sneller stijgen dan in Amsterdam. Tevens is Rotterdam de op één na grootste markt voor Airbnb in Nederland na Amsterdam (RTV Rijnmond, 2018). Er is echter al onderzoek gedaan naar Airbnb in Amsterdam (van der Bijl, 2016), waardoor nogmaals onderzoek naar Amsterdam overbodig zou zijn.

Om vast te kunnen stellen of het positieve effect van Airbnb op de huizenprijzen in Rotterdam groter is dan het negatieve effect, zal in dit onderzoek getracht worden om de volgende hoofdvraag te beantwoorden:

*In welke mate beïnvloed Airbnb de prijs van huizen in Rotterdam?*

Om tot een antwoord op bovenstaande vraag te kunnen komen zal er antwoord moeten worden gegeven op de volgende deelvragen:

- 1. Welke factoren hebben invloed op de prijs van woningen in Rotterdam?*
- 2. Welke invloeden heeft Airbnb op haar gebruikers en de omgeving?*
- 3. Is de aanwezigheid van Airbnb's een grotere invloed op de prijs per m<sup>2</sup> in buurten met meer koop- dan huurwoningen?*
- 4. Hoe kunnen de factoren die van invloed zijn op de huizenprijzen gemeten worden?*

Aan de hand van de deelvragen zal er een literatuuronderzoek en een casestudy gedaan worden. De antwoorden hierop zullen de basis vormen voor het beantwoorden van de hoofdvraag.

## 2. Theoretisch Raamwerk

### Regressie

Door het maken van een regressie wordt er een poging gedaan om een model te maken van een werkelijke situatie. Aangezien dit een model betreft, zal de uitkomst hiervan een schatting blijven. Door zo veel mogelijk relevante variabelen toe te voegen, zal deze schatting zo waarheidsgetrouw mogelijk worden.

Deze lineaire regressie is als volgt opgesteld:

$$Y = C + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

Y is de afhankelijke variabele, zoals de prijs per m<sup>2</sup>

C is de constante, vanaf dit punt zal de lijn starten

$\beta_1$  is de bèta en geeft het gewicht aan van variabele  $X_1$

$X_1$  is een onafhankelijke variabele, zoals de oppervlakte van het huis in m<sup>2</sup>

$\varepsilon$  is de error term, aangezien een model slechts een benadering is van de werkelijkheid

### Multicollineariteit

Bij het gebruik van een regressie met meerdere onafhankelijke variabelen kunnen twee onafhankelijke variabelen gecorreleerd zijn met elkaar. Wanneer dit het geval is, is er sprake van multicollineariteit (Farrar & Glauber, 1967).

### Externaliteiten

Externaliteiten zijn door Coase beschreven als een extern effect die niet geïncorporeerd worden in de prijs van een product (Coase, 1981). Negatieve externaliteiten zijn bijvoorbeeld de effecten van het raffineren van olie, waarbij chemicaliën in een rivier worden geloosd. Voor het lozen van het afval wordt er niet betaald door de vervuiler. Degene die er de dupe van is, is de boer die verderop uit de rivier water onttrekt voor zijn gewassen, dit zijn de negatieve externe effecten van het raffineren van olie.

### Monotoniciteit

Dit is een van de aannames die geldt bij het begrip: "homo economicus". Volgens monotoniciteit zal er worden geoptimaliseerd naar een bepaalde waarde, zoals hoeveelheid euro's. Hierbij geldt dat meer euro's beter zijn dan minder. (Pendharkar & Rodger, 2003)

### 3. De invloeden van Airbnb

#### 3.1 Invloeden op de prijs

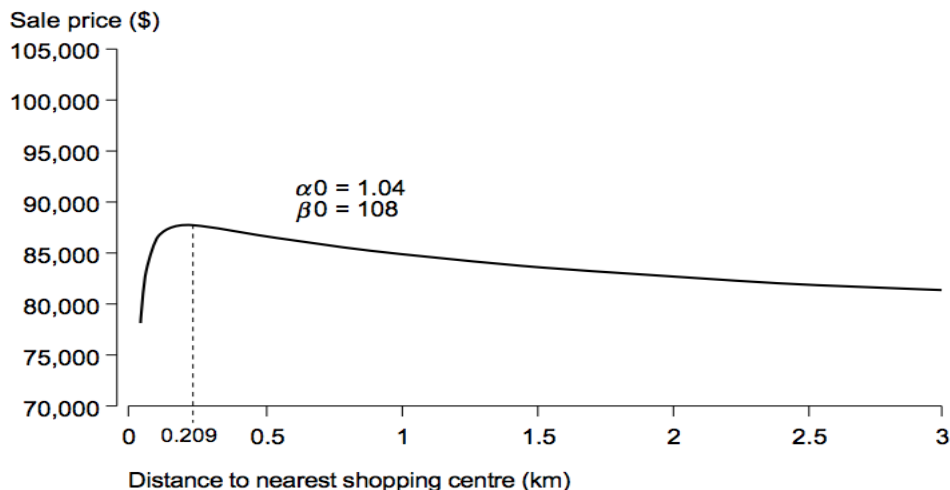
Aan de hand van de eerste deelvraag zal er besproken worden welke factoren invloed hebben op de prijs van woningen in Rotterdam:

*Welke factoren hebben invloed op de prijs van woningen in Rotterdam?*

Er zijn legio factoren die invloed hebben op de prijs van een woning, zoals: de oppervlakte, de ligging en het aantal kamers. Dit zijn verscheidene factoren die van invloed zijn op het huis zelf. Er zijn echter ook een aantal externe factoren die van belang zijn bij het bepalen van de prijs van een woning zoals het aantal migranten en het aantal basisscholen in de directe omgeving.

#### Winkelend Publiek

Veel inwoners van een grote stad als Rotterdam hechten waarde aan het gemak waarmee zij inkopen kunnen doen. Dit gemak zal onder anderen groter worden zodra er meer winkels in de buurt komen. Uit Canadees onderzoek blijkt dat de prijzen van huizen in de directe omgeving stijgen naarmate er meer winkelcentra komen en deze groter zijn (Des Rosiers, Antonio, Thériault, & Beaudoin, 1996).



Figuur 1. De prijsontwikkeling op basis van de afstand tot het dichtstbijzijnde winkelcentrum in kilometers. (Des Rosiers, Antonio, Thériault, & Beaudoin, 1996)

In bovenstaand figuur is een grafische weergave te zien van een hogere huizenprijs die piekt op 209 meter afstand tot een winkelcentrum, waarna de prijs van de gemiddelde woning weer daalt. Dit effect werd ook waargenomen in Guangzhou, China, waarbij de prijs van een woning gemiddeld daalt met meer dan 37 duizend Yuan als de hemelsbrede afstand tot een winkelcentrum met één kilometer stijgt (Jim & Chen, 2006).

#### Recreatiegebieden

De prijs van een huis is hoger in gebieden waarbij inwoners groene gebieden zoals parkjes of bossen op kunnen zoeken. In Guangzhou, China bleek er een significant effect te zijn. Als een woning binnen 500 meter van een park ligt, dan stijgt de prijs van deze woning met bijna 6,5 duizend Yuan ten opzichte van woningen die hierbuiten



liggen. Tevens geeft het zicht op een park zelfs een stijging van bijna 50 duizend Yuan (Jim & Chen, 2006).

### **Gezondheid**

Uit onderzoek in China blijkt dat de afstand tot een ziekenhuis een significant negatief effect heeft op de prijs. Wat inhoudt dat als de afstand tot een ziekenhuis met 1 kilometer toeneemt, de prijs van een huis per m<sup>2</sup> gemiddeld met 769 Yuan toeneemt (Jim & Chen, 2006). Dit negatieve effect is ook geconstateerd in Seoul in Zuid-Korea, wat bijzonder opvallend is, aangezien de verwachting is dat de prijs juist zal stijgen naarmate de afstand tot een ziekenhuis kleiner is. Wat blijkt is dat de prijs daalt omdat er in Azië er een groot verschil is tussen een ziekenhuis en een kliniek (Agostini & Palmucci, 2008; Airbnb, 2018). Een ziekenhuis is openbaar en een kliniek is particulier. Het gevolg hiervan is dat een kliniek meer welvarende mensen aantrekt en een ziekenhuis juist de armere bevolking aantrekt, wat een daling in prijs van de woningen kan verklaren.

In Nederland is de zorg in ziekenhuizen echter bijzonder goed, waardoor de verwachting is dat een kleinere afstand tot een ziekenhuis de prijs van een woning juist zal laten stijgen. Dit vermoeden blijkt te kloppen volgens Nederlands onderzoek (Debrezion, Pels, & Rietveld, 2010).

### **Onderwijs**

In Nederland blijkt dat een kleinere afstand tot een school een hogere huizenprijs zal opleveren (Debrezion, Pels, & Rietveld, 2010). In de Verenigde Staten blijkt dit ook het geval, waar er een hogere prijs voor een huis betaald zal worden, naarmate men dichterbij een school van hogere kwaliteit wilt wonen (Kane, Riegg, & Staiger, 2006; Nederlandse Omroep Stichting, 2017).

## **3.2 Invloed van Airbnb op gebruikers en omgeving**

Aan de hand van de tweede deelvraag zal er besproken worden welke invloeden Airbnb heeft op haar gebruikers en de omgeving:

*Welke invloeden heeft Airbnb op haar gebruikers en de omgeving?*

### **Verhuur**

Voor verhuurders is Airbnb een uitermate lucratief platform, waarbij de inkomsten gebruikt kunnen worden voor verschillende doelen. In Nederland kan een nacht verhuur namelijk al snel 100 euro opleveren. Een van de vaak gegeven doelen voor de extra inkomsten is het afbetalen van de hypotheek. Wat veel mensen niet weten, is dat verhuur van een huis waar een hypotheek op rust in welke vorm dan ook niet mag. Dit is namelijk een schending van het contract, het blijkt echter dat veel hypotheekverstrekkers dit niet handhaven (Nieuwe Rotterdamse Courant, 2016).

De inkomsten uit Airbnb mogen 30% onbelast geïncasseerd worden, de resterende 70% procent moet na aftrek van eventuele kosten wel opgegeven worden voor de inkomstenbelasting. Dit blijkt vaak nog niet gedaan te worden, wat belastingontduiking is.

## Huur

Huur via Airbnb is erg populair aangezien het een stuk goedkoper kan zijn dan een hotelkamer. Tevens zijn de locaties van Airbnb's vaak beter, omdat het in een woonwijk ligt, wat een betere weerspiegeling geeft van het lokale leven. Ook de verzekering voor de verhuur door Airbnb spreekt ook veel mensen aan. Elke verhuurder is namelijk gratis verzekerd tot €800 duizend voor schade die door de huurder wordt veroorzaakt aan het huis. Dit zorgt voor een gemoedelijke sfeer, wat de verhuur alleen maar ten goede komt.

## Omgeving

De omgeving van de verhuurde woningen is verdeeld over de effecten van verhuur via Airbnb, naast de inkomsten voor de verhuurder is er namelijk sprake van negatieve en positieve externaliteiten.

### Negatieve externaliteiten

Verhuur via Airbnb trekt een grote verscheidenheid van huurders aan, hiervan passen sommigen zich beter aan dan anderen. Helaas komt het nog te vaak voor dat er overlast wordt veroorzaakt. Om te huren via Airbnb is er een erg lage barrière; na het aanmaken van een account kan je na kort contact en de betaling zo bij iemand naar binnen lopen. Dit is natuurlijk een groot voordeel voor de huurders en voor Airbnb. Het zorgt er echter ook voor dat er gemakkelijk misbruik gemaakt kan worden van de verhuurders. Hierom is er door de gemeente Amsterdam een taks van maximaal 60 dagen verhuur ingevoerd (Nederlandse Omroep Stichting, 2017). Deze maximale verhuurperiode moet ervoor zorgen dat investeerders geen huizen opkopen met louter verhuur via Airbnb als bestemmingsplan. Zo kan de gemiddelde huiseigenaar toch een extra inkomen genieten door een kamer een aantal dagen in het jaar te verhuren. Door de verhoogde vraag naar woonruimte zorgen Airbnb's voor hogere huizenprijzen. In Boston zorgt een verhoging van één standaarddeviatie in het aantal Airbnb's voor een verhoogde huurprijs van 0,4% (Horn & Merante, 2017).

### Positieve externaliteiten

Naast negatieve externaliteiten is er ook sprake van positieve externaliteiten, namelijk de stijgende huizenprijzen. Door de verhoogde vraag naar woningen, stijgen de huizenprijzen, wat de huidige huiseigenaren ten goede komt. Helaas is dit voor veel potentiële kopers een groot probleem, aangezien deze huizen in een hogere prijsklasse komen waardoor het onbetaalbaar wordt. In de Verenigde Staten zorgt de komst van Airbnb voor aanzienlijk hogere huizenprijzen. Een verhoging van 10% in de hoeveelheid Airbnb's in de buurt zorgt voor een verhoging van 0,39% in de huur en een verhoging van 0,64% van de huizenprijzen (Barron, Kung, & Proserpio, 2017).

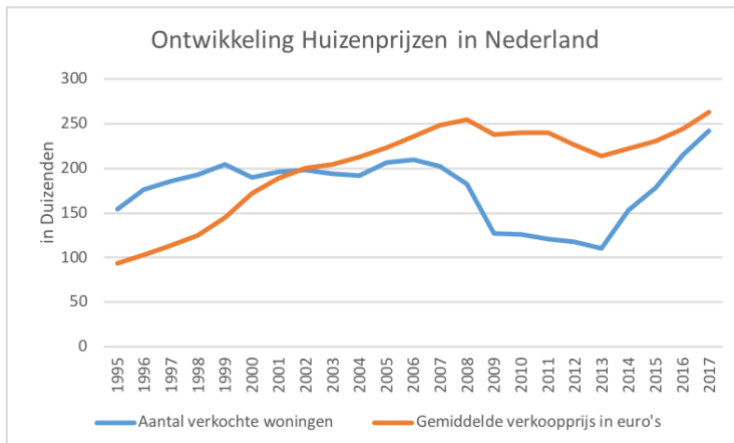
## 3.3 Invloed van Airbnb op huur en koop

In deze paragraaf zal antwoord gegeven worden op de vraag:

*Is de aanwezigheid van Airbnb's een grotere invloed op de prijs per m<sup>2</sup> in buurten met meer koop- dan huurwoningen?*

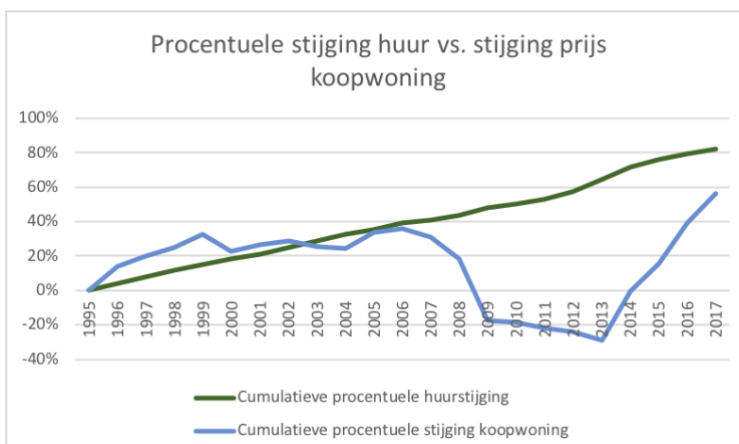
Er bestaan veel verschillen tussen huurders van woningen en kopers van woningen. Een van de verschillen is dat iemand sneller zal kiezen om een woning te huren, dan om deze te kopen. Een koopwoning is vaak een toezegging om langer te verblijven op

de desbetreffende plek omdat het verkopen van een woning tijdsintensiever is dan het opzeggen van de huur.



Figuur 2. De ontwikkeling van huizenprijzen in Nederland.

Bovenstaand figuur geeft de ontwikkeling van het aantal verkochte woningen en de gemiddelde verkoopprijs van deze woningen per jaar weer. Er is een duidelijke tendens omhoog te zien waarbij de prijzen verdubbelen over een periode van 20 jaar. Een homo economicus zou hierbij moeten kiezen voor een koopwoning door monotoniciteit. Dit is voordelig ten opzichte van huren, waarbij er alleen maar geld uitstroomt (Fortin, Lemieux, & Firpo, 2011).



Figuur 3. De ontwikkeling van de cumulatieve procentuele prijsstijgingen van koop- ten opzichte van huurwoningen.

Figuur 3 geeft de gemiddelde stijging van huurprijzen in Nederland weer ten opzichte van de gemiddelde stijging van de prijs van koopwoningen. Hier is te zien dat de prijs van huur ten opzichte van de prijs van kopen harder stijgt, waardoor huren steeds minder aantrekkelijk wordt.

### Invloed van Airbnb's op huur- en koopwoningen

Airbnb's worden vooral gebruikt door toeristen, waardoor ze vaak dicht bij het centrum van de stad liggen. Doordat de inkomsten van korte termijn verhuur hoger zijn dan die van lange termijn verhuur, zal de vraag naar deze woningen stijgen. Het gevolg hiervan is dat de huizenprijzen stijgen. Hierdoor zullen deze woningen onbetaalbaar worden voor de lokale bevolking wat gentrificatie stimuleert (Wachsmuth & Weisler, 2018; Zervas, Proserpio, & Byers, 2017). Gentrificatie zorgt door de hogere prijzen dat de

welvarende bevolking naar deze plek trekt. Het nadeel is echter dat de minder welvarende bevolking zich deze woningen niet meer kunnen veroorloven. Dit heeft als gevolg dat de welvarende mensen zich zullen vestigen op deze plekken en de armen moet verhuizen. Gentrificatie heeft een opmerkelijk effect, namelijk dat het zorgt voor een reductie in criminaliteit. Deze reductie spreekt gemeentes vaak aan, waardoor gentrificatie gestimuleerd wordt en de oorspronkelijke bewoners zullen worden verdreven.

### **Gentrificatie in Rotterdam**

Ook in Rotterdam is dit effect waar te nemen: voor 2030 moeten er 20 duizend sociale huurwoningen verdwijnen. Hiervoor zullen er 35 duizend nieuwe duurdere woningen voor in de plaats komen. Het doel is om extra woningen te creëren, maar ook om een deel van de huidige arme bewoners naar andere gemeenten te laten verhuizen (Nieuwe Rotterdamsche Courant, 2016).

### **3.4 Waarnemen van invloeden**

In deze paragraaf zal antwoord gegeven worden op de vraag:

*Hoe kunnen de factoren die van invloed zijn op de huizenprijzen gemeten worden?*

Er zijn verschillende factoren die invloed hebben op de huizenprijzen, zoals de aanwezigheid van natuur, de omvang van het huis en de afstand tot een supermarkt of school. Deze onafhankelijke variabelen hebben allemaal invloed op de afhankelijke variabele, de prijs per m<sup>2</sup>. Het effect kan ook tussen de onafhankelijke variabelen zijn, hierdoor kan er sprake zijn van multicollineariteit, waarvoor gecorrigeerd moet worden.

### **Hedonisch prijsmodel**

Het model dat gebruikt zal worden om de invloeden van de onafhankelijke variabelen waar te nemen is een hedonisch prijsmodel. Dit model is in 1974 opgesteld door Sherwin Rosen (Rosen, 1974). Dit soort model wordt vaak gebruikt om de waarde van vastgoed te benaderen, waarbij rekening wordt gehouden met milieufactoren zoals vervuiling, de aanwezigheid van natuur of Airbnb's.

## 4. Hypotheses

Huizenprijzen worden bepaald aan de hand van woning- en buurtkenmerken. Voorbeelden van buurtkenmerken zijn: de afstand tot scholen of supermarkten en de hoeveelheid personen die een uitkering genieten.

### Woningkenmerken

Er bestaan veel verschillende soorten woningen bijvoorbeeld: gezinswoningen, villa's en landgoederen. Het is vanzelfsprekend, ceteris paribus, dat een groter huis zoals een villa hoger geprijsd zal worden dan een appartement. Tevens zorgen meer kamers, badkamers of een grotere oppervlakte voor een hogere prijs. Hierdoor zullen deze factoren mee worden genomen in het benaderen van de prijs van een woning.

### Buurtkenmerken

De buurt waarin een woning staat is ook van grote invloed op de prijs, bijvoorbeeld de hoeveelheid Airbnb's, geboorten of sterfgevallen en de hoeveelheid westerse- of niet-westerse migranten.

### Afstanden

Voor velen is het belangrijk om snel boodschappen te kunnen doen, dichtbij de kinderen op te kunnen halen of in het geval van nood, dichtbij een huisarts te zitten. In Rotterdam zijn de afstanden relatief miniem. Er zijn echter verschillen per buurt waardoor er verscheidene preferenties voor buurten kunnen ontstaan.

### Uitkeringen

Buurten met veel 65-plussers zullen naar alle waarschijnlijkheid veel mensen met een AOW-uitkering bevatten. Deze 65-plussers hebben vaak meer behoefte aan rust dan buurten met veel jonge kinderen, waardoor een verschil in huizenprijzen zou kunnen ontstaan.

### Interactie-effecten

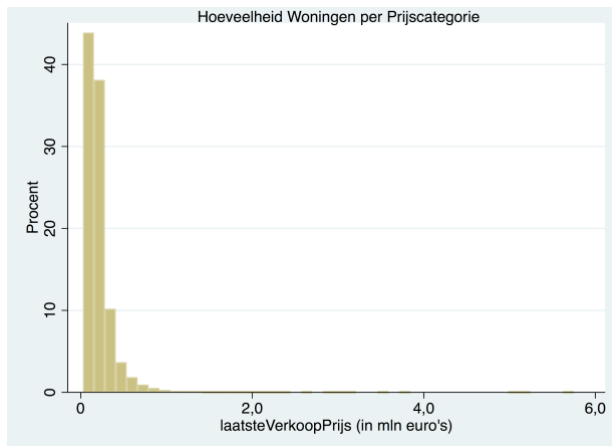
Er zou sprake kunnen zijn van een interactie-effect in buurten waar het aantal koopwoningen groter is dan het aantal huurwoningen, samen met het relatieve aantal Airbnb's. Dit zou verklaard kunnen worden doordat huurders hun woning niet mogen onderhuren zonder toestemming van de verhuurder. Hierdoor zou het makkelijker moeten zijn voor bezitters van koopwoningen om te kunnen verhuren via Airbnb.

Aan de hand hiervan kunnen de volgende twee hypothesen worden opgesteld:

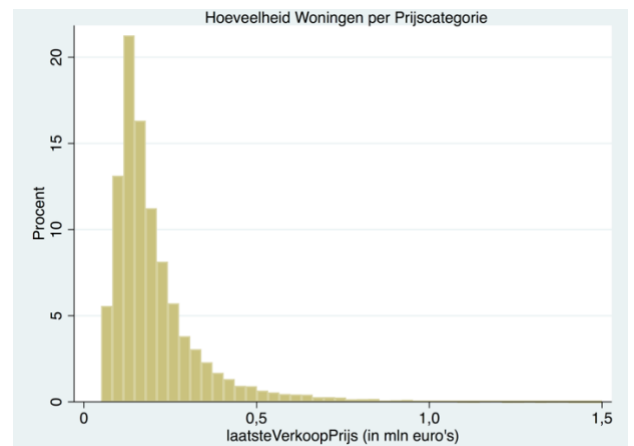
1. *H<sub>0</sub>: Er is een positief effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*  
*H<sub>a</sub>: Er is geen effect, van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*
2. *H<sub>0</sub>: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*  
*H<sub>a</sub>: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is niet groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*

## 5. Data

De huizendata is verzameld over een periode van 10 jaar van 2008 tot en met 2017. De data die is verkregen van de NVM is schoongemaakt door irrelevante variabelen te verwijderen en rekening te houden met multicollineariteit. De ligging van de tuin en de huisklasse waren bijvoorbeeld gecorreleerd waardoor een van de twee verwijderd moest worden.



Figuur 4. Aantal verkochte koopwoningen inclusief outliers.



Figuur 5. Aantal verkochte koopwoningen exclusief outliers.

In het linker histogram is te zien dat er sprake is van *outliers*. Deze *outliers* zijn woningen die minder dan €50 duizend of meer dan €1.5 miljoen kosten. Het gevaar van de *outliers* is dat de regressie minder accuraat is voor het overgrote deel van de woningen. De 170 woningen die buiten dit interval liggen zijn verwijderd wat resulteert in 99,55% van de oorspronkelijke dataset. Hierdoor zal het resultaat voor de woningen binnen deze grenzen aanzienlijk accurater worden. Na het verwijderen van deze uitersten is het rechter histogram gemaakt, waarbij het meer lijkt op een normaalverdeling.

Bij het maken van de regressie is er gebruik gemaakt van de volgende variabelen:

Categorie	Naam variabele	Uitleg
Woningkenmerk	prijsPerM2	Prijs per vierkante meter
	woonOpp	De oppervlakte in m <sup>2</sup>
	aantalKamers	Het aantal kamers
	aantalVerdiepingen	Het aantal verdiepingen
	aantalBalkons	Het aantal balkons
	aantalDakKapellen	Het aantal dakkapellen
	aantalDakTerrassen	Het aantal dakterrassen
	aantalKeukens	Het aantal keukens
	aantalBijkeukens	Het aantal bijkeukens
	aantalBadkamers	Het aantal badkamers
	zolderDummy	Zolder dummy
vlieringDummy	Vliering dummy	

	permanenteBewoningDummy	Permanente bewoning dummy
	monumentDummy	Monument dummy
	i.soortDrukkeLigging	Geeft de ligging ten opzichte van de weg aan 0 Aan rustige weg 1 Niet opgegeven 2 Aan drukke weg
	i.soortParkeerPlaats	Geeft het soort parkeergelegenheid aan 0 Geen parkeergelegenheid 2 Parkeerplaats 3 Carport en geen garage 4 Garage en geen carport 6 Garage en carport 8 Garage bestemd voor meer auto's
	i.locatieTovCentrum	Geeft de ligging ten opzichte van het centrum aan 0 Buiten bebouwde kom 1 Niet opgegeven 2 In een woonwijk 3 In het centrum
	i.soortLigging	Geeft de ligging aan 0 Niet opgegeven 1 Aan bosrand 2 Aan water 3 Aan park 4 Vrij uitzicht
	i.soortWoning	Geeft het soort woning aan 0 Ander soort huis 1 Eenvoudige woning 2 Eengezinswoning, woonboot of recreatiewoning 3 Herenhuis of grachtenpand 4 Woonboerderij of bungalow 5 Villa 6 Landhuis/landgoed
<b>Buurtkenmerk</b>	RAAirbnbs	Aantal Airbnb's als percentage van het aantal huishoudens in de buurt
	interactieMKDHAir	Het interactie-effect tussen meerKoopDanHuur en RAAirbnbs
	geboortePer1000inwoners	Geboorten per 1000 inwoners
	sterftePer1000Inwoners	Sterftes per 1000 inwoners
	aantalInwonersPerKM2	Aantal inwoners per km <sup>2</sup>
	percBewoond	Percentage bewoonde woningen
	percKoopWoningen	Percentage koopwoningen

	gemElektriciteitsVerbruikKWH	Gemiddeld elektriciteitsverbruik per KWH
	gemiddeldGasVerbruikM3	Gemiddeld gasverbruik in m <sup>3</sup>
	RAwesterseMetMA	Aantal westerse mensen met een migratie achtergrond als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
	RAnietWestersMA	Aantal niet-westerse mensen met een migratie achtergrond als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
	RAHuishoudens	Aantal huishoudens als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
	RAwoningenGeschiktVoorBewoning	Aantal woningen dat geschikt is voor bewoning als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
	i.numWijk	De verschillende wijken, om het effect per wijk te kunnen analyseren
<b>Afstanden</b>	afstandTotHuisartsKM	Het aantal KM afstand tot de dichtstbijzijnde huisarts
	afstandTotGroteSupermarktKM	Het aantal KM afstand tot de dichtstbijzijnde grote supermarkt (groter dan 150 m <sup>2</sup> )
	afstandTotKinderdagVerblijfKM	Het aantal KM afstand tot het dichtstbijzijnde kinderdagverblijf
	aantalBasisScholenBinnen3KM	Het aantal basisscholen in een straal van 3 KM
<b>Uitkering</b>	RAWAO	Aantal personen met een WAO-uitkering als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
	RAAOW	Aantal personen met een AOW-uitkering als percentage van het totaal aantal bewoners van de buurt
<b>Tijd Effecten</b>	QuarterID	Kwartaalnummer met 2008 Q1 als Q1 en 2017 Q4 als Q40. Hiermee kunnen tijdeffecten gemeten worden

Tabel 1. De gebruikte variabelen inclusief uitleg.

De data voor deze variabelen is verkregen uit drie bronnen:

- De Nederlandse Vereniging van Makelaars en Taxateurs in onroerende goederen (NVM), voor de data van de woningen.
- CBS Statline voor de Gemeente Rotterdam, voor de data van de buurten.



- Airbnb data, verkregen van de site van Airbnb, door het aantal woningen per wijk handmatig te tellen aangezien deze data op geen andere manier beschikbaar is.

De NVM-data zonder *outliers* bestaat uit 37.345 woningen die in Rotterdam zijn verkocht. Deze informatie is gecombineerd met data van de gemeente Rotterdam die per buurt een weergave geeft van een aantal buurtkenmerken. Hieraan is het aantal Airbnb's per buurt toegevoegd, om zo de dataset compleet te maken.

## 6. Methodologie

Met behulp van een hedonisch prijsvormingsmodel is er een lineaire regressie gemaakt op basis van *ordinary least squares*. Tevens is er gebruik gemaakt van een *time fixed effects* model om te controleren voor de groei van huizenprijzen over de tijd. De regressies maken gebruik van een dataset met 37.345 observaties

Om de eerste hypothese te kunnen beantwoorden is er gebruik gemaakt van een model met de prijs per m<sup>2</sup> als afhankelijke variabele. De onafhankelijke variabele is het aantal Airbnb's als percentage van het aantal huishoudens in de buurt, in combinatie met een aantal controlevariabelen. Er is gekozen voor het relatieve aantal Airbnb's omdat er grote verschillen zijn in omvang van de buurten. Tevens is gebruik gemaakt van controlevariabelen, aangezien de prijs per m<sup>2</sup> van een woning afhankelijk is van meerdere factoren.

Door het maken van een scatterplot is het vermoeden van heteroscedasticiteit ontstaan, waardoor dit getoetst moet worden. Door een Breusch-Pagan/Cook-Weisberg test, kan er homoscedasticiteit of heteroscedasticiteit worden vastgesteld. De P-waarde van 0,000 is lager dan de grenswaarde van 0,05 waardoor de nulhypothese van homoscedasticiteit kan worden verworpen. Om hiervoor te controleren zijn de *standard errors robust* gemaakt.

Breusch-Pagan/Cook-Weisberg test	
Chi <sup>2</sup> (1)	9245,620
Probability > Chi <sup>2</sup>	0,000

Tabel 2. Toets op homoscedasticiteit, heteroscedasticiteit is vastgesteld.

Tevens zijn er een groot aantal controlevariabelen verwijderd, omdat er sprake was van multicollineariteit. Dit is vastgesteld aan de hand van een correlatiematrix. Er is hier gekeken naar hoge correlaties tussen onafhankelijke variabelen. Om er zeker van te zijn dat de geselecteerde variabelen correct waren, is ervoor gekozen om ook te kijken naar *variance inflation factors*. Wanneer beide benaderingen een indicatie voor multicollineariteit geven, is ervoor gekozen om de desbetreffende variabele te verwijderen.

Als onderdeel van de *robustness check* is er in model 2 en 4 gecontroleerd voor *time fixed effects*. Hiervoor is de variabele *i.quarterID* toegevoegd, waarmee er gecontroleerd zal worden voor *time fixed effects*, wat een proxy is voor BBP-groei.

### Hypothese 1:

*H0: Er is een positief effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*

*Ha: Er is geen effect, van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*

Hypothese 1 zal beantwoord worden aan de hand van model 1 en 2, die hieronder zullen worden doorgenomen. Model 1 zal het effect van het relatieve aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> bepalen aan de hand van het hieronder weergegeven model.

## Model 1

$$\begin{aligned} \text{prijsPerM2 (Y)} = & C + \beta_1 * \mathbf{RAAirbnbs (X1)} + \beta_2 * \text{woonOpp (C1)} + \beta_3 * \text{aantalKamers (C2)} + \beta_4 \\ & * \text{aantalVerdiepingen (C3)} + \beta_5 * \text{aantalBalkons (C4)} + \beta_6 * \text{aantalDakKapellen (C5)} \\ & + \beta_7 * \text{aantalDakTerrassen (C6)} + \beta_8 * \text{aantalKeukens (C7)} + \beta_9 \\ & * \text{aantalBijkeukens (C8)} + \beta_{10} * \text{aantalBadkamers (C9)} + \beta_{11} * \text{zolderDummy (C10)} \\ & + \beta_{12} * \text{vlieringDummy (C11)} + \beta_{13} * \text{permanenteBewoningDummy (C12)} + \beta_{14} \\ & * \text{monumentDummy (C13)} + \beta_{15} * \text{i.soortDrukteLigging (C14)} + \beta_{16} \\ & * \text{i.soortParkeerPlaats (C15)} + \beta_{17} * \text{i.locatieTovCentrum (C16)} + \beta_{18} \\ & * \text{i.soortLigging (C17)} + \beta_{19} * \text{i.soortWoning (C18)} + \beta_{20} \\ & * \text{geboortePer1000inwoners (C19)} + \beta_{21} * \text{sterftePer1000Inwoners (C20)} + \beta_{22} \\ & * \text{aantalInwonersPerKM2 (C21)} + \beta_{23} * \text{percBewoond (C22)} + \beta_{24} \\ & * \text{percKoopWoningen (C23)} + \beta_{25} * \text{gemElektriciteitsVerbruikKWH (C24)} + \beta_{26} \\ & * \text{gemiddeldGasVerbruikM3 (C25)} + \beta_{27} * \text{RAwesterseMetMA (C26)} + \beta_{28} \\ & * \text{RAnietWestersMA (C27)} + \beta_{29} * \text{RAwoningenGeschiktVoorBewoning (C28)} + \beta_{30} \\ & * \text{afstandTotHuisartsKM (C29)} + \beta_{31} * \text{afstandTotKinderdagVerblijfKM (C30)} + \beta_{32} \\ & * \text{aantalBasisScholenBinnen3KM (C31)} + \beta_{33} * \text{RAWAO (C32)} + \beta_{34} * \text{RAAOW (C33)} \\ & + \varepsilon \end{aligned}$$

Model 1. Effect Relatief aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup>, exclusief tijdseffect.

Onderstaand model is model 2, waarbij er aan de hand van de variabele *i.quarterID* rekening zal worden gehouden met *time fixed effects*.

## Model 2

$$\begin{aligned} \text{prijsPerM2 (Y)} = & C + \beta_1 * \mathbf{RAAirbnbs (X1)} + \beta_2 * \mathbf{i.quarterID (X2)} + \beta_3 * \text{woonOpp (C1)} \\ & + \beta_4 * \text{aantalKamers (C2)} + \beta_5 * \text{aantalBalkons (C4)} + \beta_6 \\ & * \text{aantalDakKapellen (C5)} + \beta_7 * \text{aantalDakTerrassen (C6)} + \beta_8 \\ & * \text{aantalKeukens (C7)} + \beta_9 * \text{aantalBijkeukens (C8)} + \beta_{10} \\ & * \text{aantalBadkamers (C9)} + \beta_{11} * \text{zolderDummy (C10)} + \beta_{12} \\ & * \text{vlieringDummy (C11)} + \beta_{13} * \text{permanenteBewoningDummy (C12)} + \beta_{14} \\ & * \text{monumentDummy (C13)} + \beta_{15} * \text{i.soortDrukteLigging (C14)} + \beta_{16} \\ & * \text{i.soortParkeerPlaats (C15)} + \beta_{17} * \text{i.locatieTovCentrum (C16)} + \beta_{18} \\ & * \text{i.soortLigging (C17)} + \beta_{19} * \text{i.soortWoning (C18)} + \beta_{20} \\ & * \text{geboortePer1000inwoners (C19)} + \beta_{21} * \text{sterftePer1000Inwoners (C20)} + \beta_{22} \\ & * \text{aantalInwonersPerKM2 (C21)} + \beta_{23} * \text{percBewoond (C22)} + \beta_{24} \\ & * \text{percKoopWoningen (C23)} + \beta_{25} * \text{gemElektriciteitsVerbruikKWH (C24)} + \beta_{26} \\ & * \text{gemiddeldGasVerbruikM3 (C25)} + \beta_{27} * \text{RAwesterseMetMA (C26)} + \beta_{28} \\ & * \text{RAnietWestersMA (C27)} + \beta_{29} * \text{RAwoningenGeschiktVoorBewoning (C28)} \\ & + \beta_{30} * \text{afstandTotHuisartsKM (C29)} + \beta_{31} \\ & * \text{afstandTotKinderdagVerblijfKM (C31)} + \beta_{32} \\ & * \text{aantalBasisScholenBinnen3KM (C32)} + \beta_{33} * \text{RAWAO (C33)} + \beta_{34} \\ & * \text{RAAOW (C34)} + \varepsilon \end{aligned}$$

Model 2. Effect Relatief aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup>, inclusief tijdseffect.

### Hypothese 2:

*H0: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*

*Ha: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is niet groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*

De tweede hypothese zal beantwoord worden aan de hand van model 3 en 4. In model 3 zal het interactie-effect van meer koop- dan huurwoningen in een buurt samen met het relatieve aantal Airbnb's worden gemeten.

### Model 3

prijsPerM2 (Y)

$$\begin{aligned} &= C + \beta_1 * \mathbf{RAAirbnbs} (X1) + \beta_2 * \mathbf{interactieMKDHAir} (X2) + \beta_3 \\ &* \mathbf{woonOpp} (C1) + \beta_4 * \mathbf{aantalKamers} (C2) + \beta_5 * \mathbf{aantalVerdiepingen} (C3) \\ &+ \beta_6 * \mathbf{aantalBalkons} (C4) + \beta_7 * \mathbf{aantalDakKapellen} (C5) + \beta_8 \\ &* \mathbf{aantalDakTerassen} (C6) + \beta_9 * \mathbf{aantalKeukens} (C7) + \beta_{10} \\ &* \mathbf{aantalBijkeukens} (C8) + \beta_{11} * \mathbf{aantalBadkamers} (C9) + \beta_{12} \\ &* \mathbf{zolderDummy} (C10) + \beta_{13} * \mathbf{vlieringDummy} (C11) + \beta_{14} \\ &* \mathbf{permanenteBewoningDummy} (C12) + \beta_{15} * \mathbf{monumentDummy} (C13) + \beta_{16} \\ &* \mathbf{i.soortDrukteLigging} (C14) + \beta_{17} * \mathbf{i.soortParkeerPlaats} (C15) + \beta_{18} \\ &* \mathbf{i.locatieTovCentrum} (C16) + \beta_{19} * \mathbf{i.soortLigging} (C17) + \beta_{20} \\ &* \mathbf{i.soortWoning} (C18) + \beta_{21} * \mathbf{geboortePer1000inwoners} (C19) + \beta_{22} \\ &* \mathbf{sterftePer1000Inwoners} (C) + \beta_{23} * \mathbf{aantalInwonersPerKM2} (C20) + \beta_{24} \\ &* \mathbf{percBewoond} (C21) + \beta_{25} * \mathbf{percKoopWoningen} (C22) + \beta_{26} \\ &* \mathbf{gemElektriciteitsVerbruikKWH} (C23) + \beta_{27} * \mathbf{gemiddeldGasVerbruikM3} (C24) \\ &+ \beta_{28} * \mathbf{RAwesterseMetMA} (C25) + \beta_{29} * \mathbf{RAnietWestersMA} (C26) + \beta_{30} \\ &* \mathbf{RAwoningenGeschiktVoorBewoning} (C27) + \beta_{31} \\ &* \mathbf{afstandTotHuisartsKM} (C28) + \beta_{32} * \mathbf{afstandTotGroteSupermarktKM} (C29) \\ &+ \beta_{33} * \mathbf{afstandTotKinderdagVerblijfKM} (C30) + \varepsilon \end{aligned}$$

Model 3. Interactie effect meer koop dan huur en relatieve aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup>, exclusief tijdseffect.

Onderstaand model is model 4, waarbij er rekening zal worden gehouden met *time fixed effects*, aan de hand van variabele *i.quarterID*.

### Model 4

$$\begin{aligned} \text{prijsPerM2 (Y)} &= C + \beta_1 * \mathbf{RAAirbnbs} (X1) + \beta_2 * \mathbf{interactieMKDHAir} (X2) + \beta_3 \\ &* \mathbf{i. quarterID} (X3) + \beta_4 * \mathbf{woonOpp} (C1) + \beta_5 * \mathbf{aantalKamers} (C2) + \beta_6 \\ &* \mathbf{aantalVerdiepingen} (C3) + \beta_7 * \mathbf{aantalBalkons} (C4) + \beta_8 \\ &* \mathbf{aantalDakKapellen} (C5) + \beta_9 * \mathbf{aantalDakTerassen} (C6) + \beta_{10} \\ &* \mathbf{aantalKeukens} (C7) + \beta_{11} * \mathbf{aantalBijkeukens} (C8) + \beta_{12} \\ &* \mathbf{aantalBadkamers} (C9) + \beta_{13} * \mathbf{zolderDummy} (C10) + \beta_{14} \\ &* \mathbf{vlieringDummy} (C11) + \beta_{15} * \mathbf{permanenteBewoningDummy} (C12) + \beta_{16} \\ &* \mathbf{monumentDummy} (C13) + \beta_{17} * \mathbf{i.soortDrukteLigging} (C14) + \beta_{18} \\ &* \mathbf{i.soortParkeerPlaats} (C15) + \beta_{19} * \mathbf{i.locatieTovCentrum} (C16) + \beta_{20} \\ &* \mathbf{i.soortLigging} (C17) + \beta_{21} * \mathbf{i.soortWoning} (C18) + \beta_{22} \\ &* \mathbf{geboortePer1000inwoners} (C19) + \beta_{23} * \mathbf{sterftePer1000Inwoners} (C) + \beta_{24} \\ &* \mathbf{aantalInwonersPerKM2} (C20) + \beta_{25} * \mathbf{percBewoond} (C21) + \beta_{26} \\ &* \mathbf{percKoopWoningen} (C22) + \beta_{27} * \mathbf{gemElektriciteitsVerbruikKWH} (C23) + \beta_{28} \\ &* \mathbf{gemiddeldGasVerbruikM3} (C24) + \beta_{29} * \mathbf{RAwesterseMetMA} (C25) + \beta_{30} \\ &* \mathbf{RAnietWestersMA} (C26) + \beta_{31} * \mathbf{RAwoningenGeschiktVoorBewoning} (C27) \\ &+ \beta_{32} * \mathbf{afstandTotHuisartsKM} (C28) + \beta_{33} \\ &* \mathbf{afstandTotGroteSupermarktKM} (C29) + \beta_{34} \\ &* \mathbf{afstandTotKinderdagVerblijfKM} (C30) + \varepsilon \end{aligned}$$

Model 4. Interactie effect meer koop dan huur en relatieve aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup>, inclusief tijdseffect.

Het effect van de locatie op de prijs van een huis kan geanalyseerd worden aan de hand van model 5, waarbij er gekeken zal worden naar verschillen tussen buurten.

### Model 5

$$\text{prijsPerM2 (Y)} = C + \beta_1 * \mathbf{i.numWijk} (X1) + \varepsilon$$

Model 5. Effect van de wijk op de prijs per m<sup>2</sup>, exclusief tijdseffect.

## 7. Resultaten

In dit hoofdstuk zal er aan de hand van de hypothesen en de bijbehorende modellen de resultaten besproken worden.

### Hypothese 1:

*H0: Er is een positief effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*

*Ha: Er is geen effect, van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam.*

### 7.1 Model 1

Voor hypothese 1 is er onderzoek gedaan naar het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam. Het effect van het relatieve aantal Airbnb's ten opzichte van het aantal huishoudens per buurt op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam is positief met een coëfficiënt van 141,41. Dit houdt in dat de prijs per m<sup>2</sup> van deze woningen €141,41 hoger zal worden wanneer het aantal Airbnb's ten opzichte van het aantal huishoudens in een buurt met één procentpunt toeneemt. Het is significant met een P-waarde van 0,033 die lager is dan het significantieniveau van 5%. Hierdoor kan H0 niet verworpen worden, waardoor gesteld kan worden dat het effect van het relatieve aantal Airbnb's op de prijs van woningen in Rotterdam per m<sup>2</sup> positief is.

Model 1 heeft een *R-squared* van 0,0355. Dit is voor een hedonisch prijsmodel relatief laag. In het boek: "*Hedonic Methods in Housing Markets*" worden modellen beschreven met een *R-squared* rond 0,75 (Baranzini, Ramirez, Schaerer, & Thalmann, 2008). Hierdoor is de verklarende kracht van het model op de onafhankelijke variabele prijsPerM2 relatief laag. Bij alle gebruikte modellen is de *adjusted R-squared* hetzelfde als de *R-squared* aangezien er gebruik is gemaakt van *robust standard errors*. De F-waarde van het model is 409,38, met een P-waarde van 0,000, wat aangeeft dat de onafhankelijke variabelen de afhankelijke variabele goed kunnen schatten.

Aan de hand van model 1 is de volgende *output* verkregen:

prijsPerM2	Coëfficiënt
RAAirbnbs	141,413*
woonOpp	-0,027**
aantalKamers	-80,253*
aantalBalkons	-45,302**
aantalDakKapellen	49,942*
aantalDakTerassen	76,570**
aantalKeukens	-0,577
aantalBijkeukens	131,901**
aantalBadkamers	25,496
zolderDummy	-59,594
vlieringDummy	103,388
permanenteBewoningDummy	140,837
monumentDummy	345,124**
soortDrukkeLigging (0, rustige een weg)	
1 (Niet opgegeven)	-13,289
2 (Aan een drukke weg)	-107,241**
soortParkeerPlaats (0, geen parkeerplaats)	

2 (Parkeerplaats)	309,780**
3 (Carport en geen garage)	407,703**
4 (Garage en geen carport)	293,753**
6 (Garage en carport)	569,442**
8 (Garage bestemd voor meerdere auto's)	593,093**
locatieTovCentrum (0, buiten bebouwde kom)	
1 (Niet opgegeven)	-702,207**
2 (In een woonwijk)	-772,870**
3 (In het centrum)	-675,153*
soortLigging (0, niet opgegeven)	
1 (Aan een bosrand)	183,809**
2 (Aan het water)	254,111**
3 (Aan een park)	37,489
4 (Vrij uitzicht)	55,665**
soortWoning (0, ander soort woning)	
5 (Eengezinswoning)	350,556**
6 (Grachtenpand)	690,958
7 (Herenhuis)	737,324**
8 (Woonboerderij)	1027,537**
9 (Bungalow)	877,352**
10 (Villa)	1271,835**
11 (Landhuis)	1214,742**
21 (Benedenwoning)	160,856**
22 (Bovenwoning)	20,575
23 (Maisonnette)	-43,519
24 (Portiekflat)	44,564
25 (Galerijflat)	-8,950
26 (Verzorgingsflat)	233,877
27 (Beneden- en bovenwoning)	274,289**
geboortePer1000inwoners	-24,601**
sterftePer1000Inwoners	36,596**
aantalInwonersPerKM2	-0,019
percBewoond	7,864
percKoopWoningen	-11,874
gemElektriciteitsVerbruikKWH	0,365**
gemiddeldGasVerbruikM3	0,0656
RAwesterseMetMA	-10,649**
RAnietWestersMA	-4,758
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	15,345
afstandTotHuisartsKM	229,107*
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-494,148**
aantalBasisScholenBinnen3KM	5,403
RAWAO	-191,751**
RAAOW	-26,787**
Constante	2199,171
<b>Aantal observaties</b>	<b>37.345</b>
<b>F-test (56, 37.288)</b>	<b>409,38</b>
<b>Probability &gt; F</b>	<b>0,0000</b>
<b>R-squared</b>	<b>0,0355</b>
<b>Adjusted R-squared</b>	<b>0,0355</b>

Tabel 3. Output van model 1,  $P < 0,01 = **$  &  $P < 0,05 = *$

## 7.2 Model 2

Aan de hand van model 2 is de onderstaande *output* verkregen. Dit is een *time fixed effects* model. Waarbij er rekening wordt gehouden met de variërende waarde van

de prijs per m<sup>2</sup> over de tijd. In de resultaten is dit goed te zien; de prijzen per m<sup>2</sup> dalen aanzienlijk naar de top van de financiële crisis. Vanaf 2016 Q1 stijgen de prijzen weer, waardoor het optimaal was om een woning in 2015 Q4 aan te schaffen in Rotterdam. De stijging is hierna ingezet en is vooralsnog niet gestopt, wat een krappe woningmarkt als gevolg heeft.

De coëfficiënt van RAAirbnbs is 169,38 met een P-waarde van 0,039 en is hiermee significant op 5%. De *R-squared* van model 2 is 0,0405 en heeft hierdoor een grotere verklarende kracht dan model 1 zonder *time fixed effects*. De F-waarde van het model is 409,38, met een P-waarde van 0,000, wat aangeeft dat de onafhankelijke variabelen de afhankelijke variabele goed kunnen verklaren.

prijsPerM2	Coëfficiënt
RAAirbnbs	169,38*
quarterID (2008, Q1)	
2 (2008, Q2)	44,615*
3 (2008, Q3)	36,311*
4 (2008, Q4)	274,286
5 (2009, Q1)	164,561
6 (2009, Q2)	530,390
7 (2009, Q3)	12,670
8 (2009, Q4)	-6,997
9 (2010, Q1)	-8,943
10 (2010, Q2)	18,110
11 (2010, Q3)	-30,712
12 (2010, Q4)	25,903
13 (2011, Q1)	25,275
14 (2011, Q2)	-3,138
15 (2011, Q3)	-8,296
16 (2011, Q4)	-15,302
17 (2012, Q1)	-29,857
18 (2012, Q2)	-80,153**
19 (2012, Q3)	-94,709**
20 (2012, Q4)	-119,398**
21 (2013, Q1)	-140,461**
22 (2013, Q2)	-149,918**
23 (2013, Q3)	-166,473**
24 (2013, Q4)	-170,014**
25 (2014, Q1)	-185,779**
26 (2014, Q2)	-141,795**
27 (2014, Q3)	-113,078**
28 (2014, Q4)	-112,827**
29 (2015, Q1)	-72,263*
30 (2015, Q2)	-73,360
31 (2015, Q3)	-49,915
32 (2015, Q4)	-10,832
33 (2016, Q1)	27,781
34 (2016, Q2)	88,334*
35 (2016, Q3)	132,424**
36 (2016, Q4)	201,334**
37 (2017, Q1)	265,042**
38 (2017, Q2)	369,486**
39 (2017, Q3)	460,167**
40 (2017, Q4)	493,507**
woonOpp	-0,027**
aantalKamers	-81,036*

aantalBalkons	-50,615**
aantalDakKapellen	39,799
aantalDakTerassen	67,741**
aantalKeukens	16,732
aantalBijkeukens	134,619**
aantalBadkamers	45,766
zolderDummy	-54,147
vlieringDummy	110,035
permanenteBewoningDummy	118,380
monumentDummy	347,710**
soortDrukkeLigging (0, rustige een weg)	
1 (Niet opgegeven)	-11,875
2 (Aan een drukke weg)	-122,603**
soortParkeerPlaats (0, geen parkeerplaats)	
2 (Parkeerplaats)	296,260**
3 (Carport en geen garage)	404,831**
4 (Garage en geen carport)	290,826**
6 (Garage en carport)	564,385**
8 (Garage bestemd voor meerdere auto's)	612,916**
locatieTovCentrum (0, buiten bebouwde kom)	
1 (Niet opgegeven)	-641,867**
2 (In een woonwijk)	-706,728**
3 (In het centrum)	-625,185**
soortLigging (0, niet opgegeven)	
1 (Aan een bosrand)	174,830
2 (Aan het water)	263,102**
3 (Aan een park)	37,183
4 (Vrij uitzicht)	61,884**
soortWoning (0, ander soort woning)	
5 (Eengezinswoning)	350,831**
6 (Grachtenpand)	692,867**
7 (Herenhuis)	724,327**
8 (Woonboerderij)	988,688**
9 (Bungalow)	870,807**
10 (Villa)	1240,662**
11 (Landhuis)	1249,393**
21 (Benedenwoning)	154,270
22 (Bovenwoning)	9,696
23 (Maisonnette)	-43,670
24 (Portiekflat)	27,306
25 (Galerijflat)	-20,417
26 (Verzorgingsflat)	190,664
27 (Beneden- en bovenwoning)	264,065**
geboortePer1000inwoners	-24,616
sterftePer1000Inwoners	37,388*
aantalInwonersPerKM2	-0,018
percBewoond	6,621
percKoopWoningen	-12,548*
gemElektriciteitsVerbruikKWH	0,345*
gemiddeldGasVerbruikM3	0,068
RAwesterseMetMA	-11,937
RAnietWestersMA	-5,105
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	13,952
afstandTotHuisartsKM	224,937
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-481,560*
aantalBasisScholenBinnen3KM	5,317
RAWAO	-200,65**
RAAOW	-26,748



Constante	2385,331
<b>Aantal observaties</b>	<b>37.345</b>
<b>F-test (95, 37.249)</b>	<b>295,17</b>
<b>Probability &gt; F</b>	<b>0,000</b>
<b>R-squared</b>	<b>0,041</b>
<b>Adjusted R-squared</b>	<b>0,041</b>

Tabel 4, Output van model 2,  $P < 0,01 = **$  &  $P < 0,05 = *$

### Hypothese 2:

*H<sub>0</sub>: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*

*H<sub>a</sub>: Het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is niet groter in buurten met meer koop- dan huurwoningen.*

Hypothese 2 zal aan de hand van model 3 en 4 besproken worden.

### 7.3 Model 3

Hypothese 2 is getoetst aan de hand van het derde model. Het interactie-effect van meerKoopDanHuurDummy op RAAirbnbs zal gemeten worden via de variabele interactieMKDHAir. Deze variabele zal tot stand komen door de berekening: meerKoopDanHuurDummy \* RAAirbnb. Hierbij is het effect van RAAirbnbs positief met een coëfficiënt van 302,43 en is significant met een P-waarde van 0,000. Het effect van de variabele meerKoopDanHuurDummy is positief, heeft coëfficiënt van 81,24, maar is niet significant met een P-waarde van 0,475. Het interactie-effect gemeten door de variabele interactieMKDHAir, is positief met een coëfficiënt van 202,93 en is significant met een P-waarde van 0,007. Hierdoor kan H<sub>0</sub> niet verworpen worden, waardoor het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen significant groter is in buurten met meer koop- dan huurwoningen.

Model 3 heeft een *R-squared* waarde van 0,0347, wat relatief laag is. Hiermee is de verklarende kracht van het model op de afhankelijke variabele prijsPerM2 laag ten opzichte van andere hedonische prijsmodellen. De F-waarde van het model is 403,70, met een P-waarde van 0,000. Dit geeft aan dat de onafhankelijke variabelen de afhankelijke variabele goed kunnen schatten.

Aan de hand van model 3 is de volgende *output* verkregen:

prijsPerM2	Coëfficiënt
RAAirbnbs	302,431**
meerKoopDanHuurDummy	81,244
interactieMKDHAir	202,927**
woonOpp	-0,029**
aantalKamers	-56,229*
aantalVerdiepingen	-111,549*
aantalBalkons	-30,198
aantalDakKapellen	79,073**
aantalDakTerasen	111,852**
aantalKeukens	-11,079
aantalBijkeukens	131,826**
aantalBadkamers	22,323
zolderDummy	6,503
vlieringDummy	117,772**
permanenteBewoningDummy	136,060
monumentDummy	348,757**
soortDrukkeLigging (0, rustige een weg)	

1 (Niet opgegeven)	-1,274
2 (Aan een drukke weg)	-77,993**
soortParkeerPlaats (0, geen parkeerplaats)	
2 (Parkeerplaats)	332,113**
3 (Carport en geen garage)	423,777**
4 (Garage en geen carport)	299,325**
6 (Garage en carport)	584,398**
8 (Garage bestemd voor meerdere auto's)	599,851**
soortLigging (0, niet opgegeven)	
1 (Aan een bosrand)	173,840**
2 (Aan het water)	267,691**
3 (Aan een park)	35,565
4 (Vrij uitzicht)	53,184**
soortWoning (0, ander soort woning)	
5 (Eengezinswoning)	358,801**
6 (Grachtenpand)	729,798*
7 (Herenhuis)	790,88**
8 (Woonboerderij)	1091,96**
9 (Bungalow)	774,976**
10 (Villa)	1283,609**
11 (Landhuis)	1310,309**
21 (Benedenwoning)	92,690
22 (Bovenwoning)	-50,302
23 (Maisonnette)	-79,939
24 (Portiekflat)	-61,360
25 (Galerijflat)	-127,666
26 (Verzorgingsflat)	132,364
27 (Beneden- en bovenwoning)	268,225**
geboortePer1000inwoners	-4,256
sterftePer1000Inwoners	5,903
aantalInwonersPerKM2	-0,008*
percBewoond	6,280*
percKoopWoningen	-9,696
gemElektriciteitsVerbruikKWH	0,631**
gemiddeldGasVerbruikM3	0,049
RAwesterseMetMA	1,847
RAnietWestersMA	-8,562
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	16,524
afstandTotHuisartsKM	268,102**
afstandTotGroteSupermarktKM	-314,321**
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-652,935**
Constante	-19,428
<b>Aantal observaties</b>	<b>37.345</b>
<b>F-test (54, 37.290)</b>	<b>403,70</b>
<b>Probability &gt; F</b>	<b>0,000</b>
<b>R-squared</b>	<b>0,035</b>
<b>Adjusted R-squared</b>	<b>0,035</b>

Tabel 5. Output van model 3,  $P < 0,01 = **$  &  $P < 0,05 = *$ .

## 7.4 Model 4

Het relatieve aantal Airbnb's in model 4 is positief en significant met een waarde van 327,12. Helaas zijn de variabelen meerKoopDanHuurDummy en het interactie-effect beide niet significant met respectievelijke P-waarden van 0,703 en 0,410. Aangezien er in model 4 is gecontroleerd voor *time fixed effects* en het een

*robustness check* is, kan er geconstateerd worden dat het interactie-effect niet significant is.

Model 4 heeft een *R-squared* een waarde van 0,0399, wat wederom relatief laag is. Hiermee is de verklarende kracht van dit model ten opzichte van andere hedonische prijsmodellen laag. De F-waarde van het model is 294,60, met een P-waarde van 0,000. De onafhankelijke variabelen kunnen de afhankelijke variabele goed verklaren.

Aan de hand van model 4 is onderstaande *output* verkregen:

prijsPerM2	Coëfficiënt
RAAirbnbs	327,115**
interactieMKDHAir	93,580
meerKoopDanHuurDummy	227,883
quarterID (2008, Q1)	
2 (2008, Q2)	52,263**
3 (2008, Q3)	39,741*
4 (2008, Q4)	269,896
5 (2009, Q1)	162,669
6 (2009, Q2)	536,796
7 (2009, Q3)	14,615
8 (2009, Q4)	0,0641
9 (2010, Q1)	-13,065
10 (2010, Q2)	16,395
11 (2010, Q3)	-40,389
12 (2010, Q4)	19,898
13 (2011, Q1)	22,951
14 (2011, Q2)	-17,293
15 (2011, Q3)	-18,406
16 (2011, Q4)	-18,225
17 (2012, Q1)	-40,314
18 (2012, Q2)	-88,886**
19 (2012, Q3)	-97,074**
20 (2012, Q4)	-106,466**
21 (2013, Q1)	-131,193**
22 (2013, Q2)	-144,995**
23 (2013, Q3)	-165,798**
24 (2013, Q4)	-174,144**
25 (2014, Q1)	-186,624**
26 (2014, Q2)	-138,858**
27 (2014, Q3)	-111,165**
28 (2014, Q4)	-100,098**
29 (2015, Q1)	-64,030*
30 (2015, Q2)	-60,479
31 (2015, Q3)	-39,070
32 (2015, Q4)	-0,280
33 (2016, Q1)	38,253
34 (2016, Q2)	104,874**
35 (2016, Q3)	152,456**
36 (2016, Q4)	219,444**
37 (2016, Q1)	279,358**
38 (2017, Q2)	381,810**
39 (2017, Q3)	478,035**
40 (2017, Q4)	508,939**
woonOpp	-0,029**

aantalKamers	-53,061
aantalVerdiepingen	-129,705*
aantalBalkons	-34,317
aantalDakKapellen	73,019*
aantalDakTerassen	107,917**
aantalKeukens	-0,100
aantalBijkeukens	132,905**
aantalBadkamers	48,076
zolderDummy	22,658
vlieringDummy	124,452
permanenteBewoningDummy	118,495
monumentDummy	349,377**
soortDrukkeLigging (0, rustige een weg)	
1 (Niet opgegeven)	-0,591
2 (Aan een drukke weg)	-97,190*
soortParkeerPlaats (0, geen parkeerplaats)	
2 (Parkeerplaats)	318,134**
3 (Carport en geen garage)	420,848**
4 (Garage en geen carport)	296,674**
6 (Garage en carport)	575,333**
8 (Garage bestemd voor meerdere auto's)	617,184**
soortLigging (0, niet opgegeven)	
1 (Aan een bosrand)	162,792
2 (Aan het water)	277,771**
3 (Aan een park)	35,298
4 (Vrij uitzicht)	60,036**
soortWoning (0, ander soort woning)	
5 (Eengezinswoning)	361,808**
6 (Grachtenpand)	724,957**
7 (Herenhuis)	783,187**
8 (Woonboerderij)	1039,309**
9 (Bungalow)	749,302**
10 (Villa)	1246,492**
11 (Landhuis)	1338,252**
21 (Benedenwoning)	72,095
22 (Bovenwoning)	-75,474
23 (Maisonnette)	-85,864
24 (Portieflat)	-97,738
25 (Galerijflat)	-159,130
26 (Verzorgingsflat)	80,591
27 (Beneden- en bovenwoning)	253,325**
geboortePer1000inwoners	-4,570
sterftePer1000Inwoners	6,267
aantalInwonersPerKM2	-0,007
percBewoond	4,143
percKoopWoningen	-10,514
gemElektriciteitsVerbruikKWH	0,623**
gemiddeldGasVerbruikM3	0,049
RAwesterseMetMA	0,344
RAnietWestersMA	-9,209
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	15,178
afstandTotHuisartsKM	271,251*
afstandTotGroteSupermarktKM	-337,196**
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-644,511**
Constante	292,006
<b>Aantal observaties</b>	<b>37.345</b>
<b>F-test (93, 37.251)</b>	<b>294,60</b>
<b>Probability &gt; F</b>	<b>0,000</b>

<b>R-squared</b>	<b>0,040</b>
<b>Adjusted R-squared</b>	<b>0,040</b>

Tabel 6. Output van model 4,  $P < 0,01 = **$  &  $P < 0,05 = *$

## 7.5 Model 5

Aan de hand van model 5 kunnen verschillen tussen buurten benaderd worden, hierdoor kan geconstateerd worden wat het effect is van de locatie van een woning op de prijs per m<sup>2</sup>. De constante is 2836,44 en is significant. De hoge constante heeft als gevolg dat veel coëfficiënten negatief zijn. Opvallend is dat alleen de duurste buurten zoals Hillegersberg-Noord en Kralingen-Oost positief zijn.

prijsPerM2	Coëfficiënt
Afrikaanderwijk	-881,273**
Agniesebuurt	-944,033**
Bergpolder	-858,957**
Beverwaard	-1045,362**
Blijdorp	-726,505**
Bloemhof	-1324,647**
Bospolder	-1127,626**
Carnisse	-1426,863**
Cool	-442,902**
Cs-Kwartier	-774,844**
De Esch	-715,782**
Delfshaven	-996,967**
Dijkzigt	-794,306**
Feijenoord	-1195,172**
Groot-IJsselmonde	-1021,485**
Heijplaat	-1264,807**
Het Lage Land	-1115,423**
Hillegersberg-Noord	91,447
Hillegersberg-Zuid	-664,213**
Hillesluis	-1581,086**
Hoogvliet-Noord	-1227,563**
Hoogvliet-Zuid	-1226,418**
Katendrecht	-749,740**
Kleinpolder	-1164,726**
Kop van Zuid	-145,036
Kop van Zuid - Entrepot	-9,38**
Kralingen-Oost	107,089
Kralingen-West	-716,062**
Kralingseveer	-1009,038**
Landzicht	-965,338**
Liskwartier	-797,543**
Lombardijen	-1191,911**
Middelland	-949,632**
Molenlaankwartier	255,929**
Nesselande	-321,705**
Nieuw-Crooswijk	-823,940**
Nieuwe Werk	535,879**
Nieuwe Westen	-1081,433**
Noord-Kethel	286,363
Noordereiland	-679,558**
Ommoord	-1077,407**
Oosterflank	-1066,518**

Oud-Charlois	-1306,58**
Oud-Crooswijk	-1037,824**
Oud-IJsselmonde	-833,131**
Oud-Mathenesse	-1372,791**
Oude Noorden	-1035,344**
Oude Westen	-926,224**
Overschie	-869,166**
Pendrecht	-1381,876**
Prinsenland	-688,763**
Provenierswijk	-832,91**
Rubroek	-703,096**
Schiebroek	-594,968**
Schiemond	-495,521**
Spangen	-1325,165**
Stadsdriehoek	-329,978**
Struisenburg	-525,589**
Tarwewijk	-1559,464**
Terbregge	-252,480**
Tussendijken	-1473,888**
Vreewijk	324,446
Witte Dorp	-1131,442**
Zestienhoven	-76,907
Zevenkamp	-1085,163**
Zuidplein	-1242,154**
Zuidwijk	-1215,299**
Constante	2836,444**
<b>Aantal observaties</b>	37.721
<b>F-test (67, 37.653)</b>	368,37
<b>Probability &gt; F</b>	0,000
<b>R-squared</b>	0,032
<b>Adjusted R-squared</b>	0,032

Tabel 7. Output van model 5,  $P < 0,01 = **$  &  $P < 0,05 = *$

### Interne validiteit

Aangezien het onderzoek is gericht op de huizenmarkt is ervoor gekozen om buurten zoals Pernis, waar uitsluitend industrie zit, te verwijderen uit het onderzoek. Hierdoor zal de interne validiteit verbeteren, waardoor het onderzoek beter toepasbaar is op de huizenmarkt.

### Externe validiteit

Door een aantal buurten te verwijderen is de interne validiteit verbeterd. Dit komt echter de externe validiteit niet ten goede. Het onderzoek is namelijk niet meer op de gehele gemeente van toepassing. Het voordeel hiervan is dat het onderzoek beter toepasbaar is op steden indien de industrie niet zal worden meegerekend.

### Multicollineariteit

In de oorspronkelijke modellen was er sprake van multicollineariteit, wat een veel voorkomend probleem is. Hierom zijn er variabelen verwijderd wanneer er sprake is van te hoge correlaties in combinatie met hoge *variance inflation factors* tussen twee onafhankelijke variabelen.

### **Omitted Variable Bias (OVB)**

Bij het construeren van een model dreigt er gevaar dat er te weinig of te veel variabelen worden toegevoegd, waardoor het model minder accuraat wordt. Er is sprake van OVB als er te weinig verklarende variabelen aan het model worden toegevoegd, waardoor de variabelen die het model bevat niet genoeg verklarende kracht hebben. Hiervoor is gecontroleerd door veel relevante controlevariabelen toe te voegen aan de modellen waardoor de kans op OVB aanzienlijk is gereduceerd.

## 8. Conclusie, beperkingen en aanbevelingen

### 8.1 Conclusie

De eerste hypothese heeft het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen in Rotterdam getoetst. Het effect van het relatieve aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen bleek positief en het effect is significant. Hierdoor kan gesteld worden dat een verhoging van het relatieve aantal Airbnb's een positief effect heeft op de huizenprijzen per m<sup>2</sup>. Dit is aan de hand van een *robustness check* bevestigd, waarbij er is gecontroleerd voor *time fixed effects*. De eerste hypothese kan hierdoor worden geaccepteerd.

De tweede hypothese heeft het interactie-effect van het relatieve aantal Airbnb's in buurten met meer koop- dan huurwoningen op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen gemeten. Dit effect bleek significant te zijn, waardoor het lijkt alsof het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen significant groter is in buurten met meer koop- dan huurwoningen. In het vierde model is er echter een *robustness check* uitgevoerd, waarbij er is gecontroleerd voor *time fixed effects*. Hier bleek het interactie-effect niet significant, waardoor er niet geconcludeerd kan worden dat het effect van Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen significant groter is in buurten met meer koop- dan huurwoningen. De tweede hypothese kan hierdoor niet geaccepteerd worden en zal worden verworpen, ten gunste van de alternatieve hypothese.

In dit onderzoek is er aan de hand van deelvragen en hypothesen informatie verzameld om antwoord te kunnen geven op de volgende hoofdvraag:

*In welke mate beïnvloed Airbnb de prijs van huizen in Rotterdam?*

De invloed van het relatieve aantal Airbnb's op de prijs per m<sup>2</sup> in Rotterdam is positief en significant. Het interactie-effect van de relatieve hoeveelheid Airbnb's in buurten met meer koop- dan huurwoningen op de prijs per m<sup>2</sup> van koopwoningen is insignificant. Hierdoor is het vermoeden dat Airbnb's een positief effect hebben op de huizenprijzen bevestigd.

Tevens blijkt de invloed van locatie groot te zijn op de prijs per m<sup>2</sup>, wat te zien is aan het vijfde model. In dit model is te zien dat populaire wijken een hogere prijs per m<sup>2</sup> teweegbrengen dan in minder populaire wijken.

### 8.2 Beperkingen

Een grote beperking van dit onderzoek is het verzamelen van data over Airbnb. Dat is het geval, omdat Airbnb actief bezig is met het implementeren van maatregelen om *webscraping* tegen te gaan. Dit vermoeilijkt het verzamelen van data over Airbnb's, waardoor de Airbnb data voor dit onderzoek met de hand verzameld moest worden om het nauwkeurig te kunnen gebruiken.

Een gebrek aan Airbnb's in Rotterdam is ook problematisch, doordat er slechts net meer dan 2 duizend zijn. In Amsterdam zijn er bijna 1,7 miljoen boekingen gedaan in 2016, terwijl er in Rotterdam slechts 116 duizend overnachtingen zijn geboekt (Nederlandse Omroep Stichting, 2017).



### 8.3 Aanbevelingen

Voor vervolgonderzoek is het aan te raden de tijd te nemen totdat er genoeg data voor Rotterdam beschikbaar is. De hoeveelheid Airbnb's in Rotterdam is nu helaas nog niet op het gewenste niveau. Door het uitbreiden van de hoeveelheid data zou er ook gekeken kunnen worden naar buurten die in het bijzonder interessant zijn voor Airbnb's. Hierbij kan er gedacht worden aan bijvoorbeeld toeristische buurten, die met een dummyvariabele aangegeven zouden kunnen worden. Ook zou het handig zijn om informatie per Airbnb te verzamelen op basis van gps-locatie. Hierdoor kunnen de afstanden tussen de verschillende Airbnb's eenvoudig worden vergeleken. Bovendien zou er onderscheid gemaakt kunnen worden tussen verschillen in grootte van de Airbnb's en de frequentie waarmee ze geboekt worden, om zo de preferenties van de huurders nauwkeuriger vast te kunnen leggen. Tevens zou de Airbnb data verzameld kunnen worden over een lange periode, waardoor er hiervoor ook een *time fixed effects* regressie gedaan zou kunnen worden.

De invloed van inkomen op de prijs per m<sup>2</sup> in wijken is niet onderzocht omdat deze data niet beschikbaar zijn. Voor verder onderzoek zou het vermoeden dat hogere inkomens invloed hebben op de prijs per m<sup>2</sup>, onderzocht kunnen worden.

De gemeente Rotterdam zou op basis van dit onderzoek aangeraden kunnen worden om de maximale hoeveelheid dagen dat een woning via Airbnb kan worden verhuurd vast te leggen. Dit zal zorgen voor minder investeringen die bedoeld zijn voor de verhuur van woningen via Airbnb. Een lagere hoeveelheid investeringen zal een lagere prijs per m<sup>2</sup> als gevolg hebben. Dit is vooral aan te raden als de gemeente de woningen betaalbaar wilt houden. Als de gemeente meer gentrificatie wilt, is het juist aan te raden om geen maximaal aantal dagen vast te stellen voor de verhuur van Airbnb's. Hierdoor zullen de investeringen in woningen voor de verhuur via Airbnb toenemen wat een hogere prijs per m<sup>2</sup> als gevolg zal hebben.

## Bibliografie

- (2018). Opgehaald van RTV Rijnmond:  
<https://www.rijmond.nl/nieuws/167468/Huizenprijzen-in-Rotterdam-stijgen-het-hardst>
- Agostini, C. A., & Palmucci, G. A. (2008). The Anticipated Capitalisation Effect of a New Metro Line on Housing Prices. *The Journal of Applied Public Economics*(2), 233-256.
- Airbnb. (2018). *Fast Facts*. Opgehaald van <https://press.atairbnb.com/fast-facts/>
- Baranzini, A., Ramirez, J., Schaerer, C., & Thalmann, P. (2008). *Hedonic Methods in Housing Markets* (Vol. 1). Springer-Verlag New York.
- Barron, K., Kung, E., & Proserpio, D. (2017). *The Sharing Economy and Housing Affordability: Evidence from Airbnb*. Californië: University of California.
- Coase, R. H. (1981). The Coase Theorem and the Empty Core: A Comment. *The Journal of Law and Economics*, 24(1), 183-187.
- Debrezion, G., Pels, E., & Rietveld, P. (2010). The Impact of Rail Transport on Real Estate Prices An Empirical Analysis of the Dutch Housing Market. *Tinbergen Institute Discussion Paper*, 48(5), 997-1015.
- Des Rosiers, F., Antonio, L., Thériault, M., & Beaudoin, M. (1996). Shopping centres and house values: an empirical investigation. *Journal of Property Valuation and Investment*, 14(4), 41-62.
- Farrar, D. E., & Glauber, R. R. (1967). Multicollinearity in Regression Analysis: The Problem Revisited. *The Review of Economics and Statistics*, 49(1), 92-107.
- Fortin, N., Lemieux, T., & Firpo, S. (2011). Decomposition Methods in Economics.
- Gemeente Amsterdam. (2017). Opgehaald van [https://www.amsterdam.nl/publish/pages/593837/overeenkomst\\_gemeente\\_amsterdam\\_en\\_airbnb.pdf](https://www.amsterdam.nl/publish/pages/593837/overeenkomst_gemeente_amsterdam_en_airbnb.pdf)
- Horn, K., & Merante, M. (2017). Is home sharing driving up rents? Evidence from Airbnb in Boston. 38(1), 14-24.
- Jefferson-Jone, J. (2015). Can Short-Term Rental Arrangements Increase Home Values?: A Case for Airbnb and Other Home Sharing Arrangements. *The Cornell Real Estate Review*, 13(1), 12-19.
- Jim, C. Y., & Chen, W. Y. (2006). Impacts of urban environmental elements on residential housing prices in Guangzhou (China). *Landscape and Urban Planning*, 78(4), 422-434.
- Kane, T. J., Riegg, S. K., & Staiger, D. O. (2006). School Quality, Neighborhoods, and Housing Prices. *American Law and Economics Review*, 8(2), 183-212.
- Nederlandse Omroep Stichting. (2017). Opgeroepen op 2018, van <https://nos.nl/artikel/2195345-de-explosieve-groei-van-airbnb-in-amsterdam-is-voorbij.html>
- Nederlandse Omroep Stichting. (2017). Opgehaald van <https://nos.nl/artikel/2204099-weereen-maatregel-tegen-airbnb-heeft-dat-zin.html>
- Nederlandse Omroep Stichting. (2017). Opgehaald van <https://nos.nl/artikel/2171069-airbnb-ruim-verdubbeld-in-amsterdam-1-7-miljoen-overnachtingen.html>
- Nieuwe Rotterdamsche Courant. (2016). Opgehaald van <https://www.nrc.nl/nieuws/2016/02/12/goedkope-huizen-de-stad-uit-1587407-a1017217>
- Nieuwe Rotterdamsche Courant. (2018). Opgehaald van <https://www.nrc.nl/nieuws/2018/02/07/42-miljoen-euro-aan-boetes-voor-woonfraude-amsterdam-a1591311>

- Nieuwe Rotterdamse Courant. (2016). Opgehaald van <https://www.nrc.nl/nieuws/2016/07/08/balende-buren-zijn-jouw-probleem-3121489-a1510344>
- Pendharkar, P. C., & Rodger, J. A. (2003). Technical efficiency-based selection of learning cases to improve forecasting accuracy of neural networks under monotonicity assumption. *European Journal of Operational Research*, 1(36), 117-136.
- Rosen, S. (1974). Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34-55.
- van der Bijl, V. (2016). *The effect of Airbnb on house prices in Amsterdam*. Amsterdam: University of Amsterdam.
- Wachsmuth, D., & Weisler, A. (2018). Airbnb and the Rent Gap: Gentrification Through the Sharing Economy. *School of Urban Planning, McGill University*(1).
- Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017, oktober). The Rise of the Sharing Economy: Estimating the Impact of Airbnb on the Hotel Industry. *Journal of Marketing Research*, 54(5), 687 - 705.

# Appendix

## Stata output Model 1

Linear regression

Number of obs	=	37,345
F(56, 37288)	=	409.38
Prob > F	=	0.0000
R-squared	=	0.0355
Root MSE	=	2475.4

prijsPerM2	Robust					
	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
RAAirbnbs	141.4132	66.30805	2.13	0.033	11.44763	271.3788
woonOpp	-.0274778	.0074227	-3.70	0.000	-.0420266	-.012929
aantalKamers	-80.25275	34.28308	-2.34	0.019	-147.4485	-13.05696
aantalBalkons	-45.30194	13.73728	-3.30	0.001	-72.22739	-18.37649
aantalDakKapellen	49.94225	20.91226	2.39	0.017	8.953645	90.93086
aantalDakTerassen	76.56958	12.09204	6.33	0.000	52.86885	100.2703
aantalKeukens	-.5773144	19.72593	-0.03	0.977	-39.24069	38.08606
aantalBijkeukens	131.9007	18.24435	7.23	0.000	96.14125	167.6601
aantalBadkamers	25.49628	24.1593	1.06	0.291	-21.85662	72.84918
zolderDummy	-59.59424	62.99151	-0.95	0.344	-183.0593	63.87085
vlieringDummy	103.3883	54.79979	1.89	0.059	-4.020776	210.7974
permanenteBewoningDummy	140.8374	244.2625	0.58	0.564	-337.9238	619.5986
monumentDummy	345.1235	39.50915	8.74	0.000	267.6845	422.5625
soortDrukkeLigging						
1	-13.28948	18.82915	-0.71	0.480	-50.19513	23.61617
2	-107.2414	22.93796	-4.68	0.000	-152.2005	-62.28239
soortParkeerPlaats						
2	309.78	14.04046	22.06	0.000	282.2604	337.2997
3	407.7033	18.76552	21.73	0.000	370.9224	444.4842
4	293.7525	23.29685	12.61	0.000	248.09	339.415
6	569.4423	72.69183	7.83	0.000	426.9643	711.9203
8	593.0926	50.5736	11.73	0.000	493.9669	692.2182
locatieTovCentrum						
1	-702.2074	268.2765	-2.62	0.009	-1228.037	-176.3779
2	-772.8695	275.8668	-2.80	0.005	-1313.576	-232.163
3	-675.1527	274.7799	-2.46	0.014	-1213.729	-136.5764
soortLigging						
1	183.8087	41.49754	4.43	0.000	102.4723	265.145
2	254.1106	23.85004	10.65	0.000	207.3638	300.8573
3	37.48885	20.86231	1.80	0.072	-3.401854	78.37956
4	55.6646	9.169419	6.07	0.000	37.69229	73.63692
soortWoning						
5	350.556	86.94465	4.03	0.000	180.1421	520.9699
6	690.9582	361.8094	1.91	0.056	-18.19822	1400.115
7	737.3242	96.50308	7.64	0.000	548.1755	926.4729
8	1027.537	249.8227	4.11	0.000	537.8775	1517.196
9	877.352	97.15003	9.03	0.000	686.9353	1067.769
10	1271.835	111.4925	11.41	0.000	1053.307	1490.363
11	1214.742	231.4006	5.25	0.000	761.1906	1668.294
21	160.8564	55.65861	2.89	0.004	51.76397	269.9488
22	20.57496	42.46887	0.48	0.628	-62.6652	103.8151
23	-43.51897	35.18001	-1.24	0.216	-112.4728	25.43482
24	44.56446	45.06622	0.99	0.323	-43.76657	132.8955
25	-8.949604	54.41361	-0.16	0.869	-115.6018	97.70258
26	233.8768	220.2	1.06	0.288	-197.7213	665.4749
27	274.2887	34.46577	7.96	0.000	206.7348	341.8425
geboortePer1000inwoners	-24.60061	5.889232	-4.18	0.000	-36.14367	-13.05756
sterftePer1000Inwoners	36.59601	3.760235	9.73	0.000	29.22584	43.96617
aantalInwonersPerKM2	-.0194866	.0125627	-1.55	0.121	-.0441098	.0051366
percBewoond	7.86401	6.115129	1.29	0.198	-4.121812	19.84983
percKoopWoningen	-11.87415	6.876795	-1.73	0.084	-25.35286	1.604554
gemElektriciteitsVerbruikKWH	.3654483	.046243	7.90	0.000	.2748107	.4560859
gemiddeldGasVerbruikM3	.0655881	.0457599	1.43	0.152	-.0241026	.1552788
RAwesterseMetMA	-10.64925	3.967615	-2.68	0.007	-18.42588	-2.872613
RAnietWestersMA	-4.75758	7.48921	-0.64	0.525	-19.43664	9.921479
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	15.3449	10.90479	1.41	0.159	-6.028791	36.71859
afstandTotHuisartsKM	229.1069	89.98394	2.55	0.011	52.73593	405.4779
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-494.1478	33.09042	-14.93	0.000	-559.006	-429.2897
aantalBasisScholenBinnen3KM	5.403044	11.21853	0.48	0.630	-16.58559	27.39167
RAWAO	-191.7511	53.95873	-3.55	0.000	-297.5117	-85.99047
RAAOw	-26.78674	4.908134	-5.46	0.000	-36.40682	-17.16666
_cons	2199.171	1567.536	1.40	0.161	-873.243	5271.584

# Stata output Model 2

Linear regression

Number of obs = 37,345  
 F(95, 37249) = 295.17  
 Prob > F = 0.0000  
 R-squared = 0.0405  
 Root MSE = 2470.2

(Std. Err. adjusted for 65 clusters in numwijk)

	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
RAAirbnbs	169.38	81.91812	2.07	0.039	8.823408 329.9366
quarterID					
2	44.61477	19.31507	2.31	0.021	6.75793 82.47161
3	36.311	15.16668	2.39	0.017	6.584859 66.03714
4	274.2855	159.1263	1.72	0.085	-37.59639 586.1674
5	164.561	182.1874	0.90	0.366	-192.5196 521.6417
6	530.3902	479.7918	1.11	0.269	-409.9844 1470.765
7	12.67004	17.06042	0.74	0.458	-20.76778 46.10786
8	-6.997396	19.56849	-0.36	0.721	-45.35093 31.35614
9	-8.943236	20.73728	-0.43	0.666	-49.58756 31.70109
10	18.1096	21.70495	0.83	0.404	-24.43132 60.65051
11	-30.71187	20.4883	-1.50	0.134	-70.86819 9.444461
12	25.90343	22.42389	1.16	0.248	-18.04658 69.85344
13	25.27539	39.34453	0.64	0.521	-51.83848 102.3892
14	-3.138024	18.19569	-0.17	0.863	-38.80093 32.52488
15	-8.296441	20.50395	-0.40	0.686	-48.48344 31.89056
16	-15.30192	21.90437	-0.70	0.485	-58.23369 27.62985
17	-29.85705	27.7051	-1.08	0.281	-84.15805 24.44395
18	-88.15283	23.25581	-3.45	0.001	-125.7334 -34.57229
19	-94.70856	23.85116	-3.97	0.000	-141.456 -47.96115
20	-119.3976	22.42082	-5.33	0.000	-163.3416 -75.45362
21	-140.4607	25.94807	-5.41	0.000	-191.318 -89.60343
22	-149.9183	21.78487	-6.88	0.000	-192.6159 -107.2208
23	-166.4734	25.88095	-6.43	0.000	-217.1991 -115.7477
24	-170.0138	27.27532	-6.23	0.000	-223.4725 -116.5552
25	-185.7791	29.74519	-6.25	0.000	-244.0786 -127.4796
26	-141.7946	28.18518	-5.03	0.000	-197.0366 -86.55271
27	-113.0777	28.28984	-4.00	0.000	-168.5248 -57.63066
28	-112.8274	24.17274	-4.67	0.000	-160.205 -65.44966
29	-72.2631	31.83007	-2.27	0.023	-134.6489 -9.877312
30	-73.36038	40.65758	-1.80	0.071	-153.0478 6.327012
31	-49.91518	36.36585	-1.37	0.170	-121.1909 21.36058
32	-10.83238	32.71456	-0.33	0.741	-74.95174 53.28699
33	27.78057	32.95963	0.84	0.399	-36.81911 92.38025
34	88.33425	36.36093	2.43	0.015	17.06814 159.6004
35	132.424	48.30711	2.74	0.006	37.74386 227.1042
36	201.3339	41.11191	4.90	0.000	120.7561 281.9118
37	265.0415	55.65514	4.76	0.000	155.9594 374.1235
38	369.4856	60.48161	6.11	0.000	250.9438 488.0274
39	460.1665	59.07028	7.79	0.000	344.3909 575.9421
40	493.5074	57.2328	8.62	0.000	381.3331 605.6816
woonOpp	-0.0270977	.0067296	-4.03	0.000	-.0402875 -.0139078
aantalKamers	-81.03573	36.10405	-2.24	0.025	-151.7984 -10.27309
aantalBalkons	-50.61469	18.08833	-2.80	0.005	-86.06716 -15.16222
aantalDakKapelLen	39.79879	35.58936	1.12	0.263	-29.95508 109.5526
aantalDakTerrassen	67.74105	24.57492	2.76	0.006	19.5751 115.907
aantalKeukens	16.73211	18.10658	0.92	0.355	-18.75614 52.22035
aantalBijkeukens	134.6192	28.30682	4.76	0.000	79.13889 190.0996
aantalBadkamers	45.76609	38.67728	1.18	0.237	-30.03999 121.5722
zolderDummy	-54.14728	62.27754	-0.87	0.385	-176.209 67.91446
vlieringDummy	110.0051	68.90799	1.60	0.110	-25.02209 245.0323
permanenteBewoningDummy	118.3795	249.64	0.47	0.635	-370.9059 607.6648
monumentDummy	347.7101	87.79595	3.96	0.000	175.6332 519.7871
soortDrukteleLigging					
1	-11.87538	19.74912	-0.60	0.548	-50.58293 26.83218
2	-122.6029	45.22799	-2.71	0.007	-211.2482 -33.9577
soortParkeerPlaats					
2	296.2595	29.65435	9.99	0.000	238.138 354.3809
3	404.8306	47.92413	8.45	0.000	310.901 498.7601
4	290.8259	44.91786	6.47	0.000	202.7885 378.8633
6	564.385	74.40266	7.59	0.000	418.5584 710.2115
8	612.9159	95.06263	6.45	0.000	426.5965 799.2352
locatieTovCentrum					
1	-641.867	169.7543	-3.78	0.000	-974.5794 -309.1547
2	-706.7276	177.9905	-3.97	0.000	-1055.583 -357.8726
3	-625.1851	176.2727	-3.55	0.000	-970.6734 -279.6969
soortLigging					
1	174.8296	97.10817	1.80	0.072	-15.4989 365.1581
2	263.1015	51.38108	5.12	0.000	162.3965 363.8066
3	37.18256	31.01453	1.20	0.231	-23.6048 97.96993
4	61.88416	15.60204	3.97	0.000	31.30472 92.4636
soortWoning					
5	350.831	92.91591	3.78	0.000	168.7192 532.9429
6	692.8672	267.4858	2.59	0.010	168.6047 1217.13
7	724.3266	119.535	6.06	0.000	490.0423 958.6108
8	988.6876	289.6087	3.41	0.001	421.065 1556.31
9	870.8074	229.2093	3.80	0.000	421.5654 1320.049
10	1240.662	352.4954	3.52	0.000	515.7766 1965.548
11	1249.393	248.9582	5.02	0.000	761.4444 1737.342
21	154.2702	88.54921	1.74	0.081	-19.28308 327.8235
22	9.696183	72.89232	0.13	0.894	-133.1701 152.5625
23	-43.67005	67.82962	-0.64	0.520	-176.6137 89.27357
24	27.30623	76.27552	0.36	0.720	-122.191 176.8035
25	-20.41669	78.60786	-0.26	0.795	-174.4853 133.6519
26	190.6643	327.93	0.58	0.561	-452.0668 833.3953
27	264.0648	70.20266	3.76	0.000	126.4701 401.6595
geboortePer1000inwoners	-24.61633	14.97175	-1.64	0.100	-53.96042 4.727758
sterftePer1000inwoners	37.38795	14.80987	2.52	0.012	8.361136 66.41477
aantalInwonersPerKM2	-0.0183674	.0121987	-1.51	0.132	-.0422763 .0055416
percBewoond	6.621214	12.23625	0.54	0.588	-17.3614 30.60833
gemElektriciteitsVerbruikKWH	-12.54825	6.159006	-2.04	0.042	-24.61968 -0.476816
gemiddeleldGasVerbruikM3	.3453378	.1660075	2.08	0.038	.0199691 .6707065
gemiddeleldGasVerbruikM3	.0683215	.0825093	0.83	0.408	-.0933937 .2300367
RAWesterseMetRA	-11.93678	8.661574	-1.38	0.168	-28.93315 5.039596
RANietWestersMA	-5.10506	7.001196	-0.73	0.466	-18.82715 8.617033
RAWoningenGeschiktVoorBewoning	13.95181	15.69878	0.89	0.374	-16.81723 44.72084
afstandTotHuisartsKM	224.9368	142.9392	1.57	0.116	-55.21083 505.0925
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-481.5596	194.7521	-2.47	0.013	-863.2667 -99.8526
aantalBasisScholenBinnen3KM	5.316907	8.294408	0.64	0.522	-10.93983 21.57365
RAWA0	-200.65	60.99655	-3.29	0.001	-320.201 -81.09892
RAAW0	-26.74824	16.65509	-1.61	0.108	-59.39161 5.89513
_cons	2385.331	2072.864	1.15	0.250	-1677.409 6448.07
sigma_u	0				
sigma_e	2463.9338				
rho	0				(fraction of variance due to u_i)

### Stata output Model 3

Linear regression

Number of obs = 37,345  
 F(54, 37290) = 403.70  
 Prob > F = 0.0000  
 R-squared = 0.0347  
 Root MSE = 2476.3

	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
prijsPerM2						
RAAirbnbs	302.4312	23.67037	12.78	0.000	256.0366	348.8257
meerKoopDanHuurDummy	81.24374	113.6063	0.72	0.475	-141.4278	303.9153
interactieMKDHAir	202.9268	75.83171	2.68	0.007	54.29452	351.559
woonOpp	-.0289474	.0067984	-4.26	0.000	-.0422724	-.0156223
aantalKamers	-56.22872	26.41049	-2.13	0.033	-107.994	-4.463434
aantalVerdiepingen	-111.5485	45.7371	-2.44	0.015	-201.1945	-21.90252
aantalBalkons	-30.1983	18.01882	-1.68	0.094	-65.51568	5.119086
aantalDakKapellen	79.07256	20.96952	3.77	0.000	37.97172	120.1734
aantalDakTerrassen	111.8516	22.36639	5.00	0.000	68.01281	155.6903
aantalKeukens	-11.07897	23.80635	-0.47	0.642	-57.74008	35.58213
aantalBijkeukens	131.8259	17.89733	7.37	0.000	96.74666	166.9052
aantalBadkamers	22.32287	29.8399	0.75	0.454	-36.16416	80.8099
zolderDummy	6.502831	55.50125	0.12	0.907	-102.2811	115.2868
vlieringDummy	117.7715	41.29443	2.85	0.004	36.83328	198.7097
permanenteBewoningDummy	136.0598	251.5118	0.54	0.589	-356.9103	629.0298
monumentDummy	348.7571	35.63384	9.79	0.000	278.9138	418.6004
soortDrukteLigging						
1	-1.274105	23.01739	-0.06	0.956	-46.38882	43.84061
2	-77.99256	21.0816	-3.70	0.000	-119.3131	-36.67203
soortParkeerPlaats						
2	332.1133	13.07281	25.40	0.000	306.4902	357.7364
3	423.7768	19.39003	21.86	0.000	385.7719	461.7818
4	299.3245	25.61797	11.68	0.000	249.1126	349.5365
6	584.3979	71.44086	8.18	0.000	444.3718	724.424
8	599.8509	50.7681	11.82	0.000	500.344	699.3578
soortLigging						
1	173.8402	48.19306	3.61	0.000	79.38043	268.2999
2	267.6914	13.65443	19.60	0.000	240.9283	294.4544
3	35.56531	21.48904	1.66	0.098	-6.553802	77.68443
4	53.18359	10.20315	5.21	0.000	33.18514	73.18204
soortWoning						
5	358.8006	86.26418	4.16	0.000	189.7205	527.8808
6	729.7979	334.522	2.18	0.029	74.12558	1385.47
7	790.88	99.39501	7.96	0.000	596.063	985.6969
8	1091.96	230.9506	4.73	0.000	639.2907	1544.63
9	774.9761	102.8631	7.53	0.000	573.3616	976.5905
10	1283.609	115.9936	11.07	0.000	1056.259	1510.96
11	1310.309	227.428	5.76	0.000	864.5442	1756.075
21	92.69028	88.01963	1.05	0.292	-79.83062	265.2112
22	-50.30207	87.5653	-0.57	0.566	-221.9325	121.3283
23	-79.93947	60.07048	-1.33	0.183	-197.6793	37.80032
24	-61.3599	107.2798	-0.57	0.567	-271.6312	148.9114
25	-127.6663	123.234	-1.04	0.300	-369.2084	113.8759
26	132.3644	233.709	0.57	0.571	-325.7116	590.4404
27	268.2248	39.02594	6.87	0.000	191.7328	344.7167
geboortePer1000inwoners	-4.256459	5.19233	-0.82	0.412	-14.43357	5.92065
sterftePer1000Inwoners	5.903302	3.310534	1.78	0.075	-.585435	12.39204
aantalInwonersPerKM2	-.0083261	.0041324	-2.01	0.044	-.0164258	-.0002265
percBewoond	6.279583	2.881016	2.18	0.029	.6327128	11.92645
percKoopWoningen	-9.696169	8.658672	-1.12	0.263	-26.6674	7.275066
gemElektriciteitsVerbruikKWH	.6308815	.0868195	7.27	0.000	.4607129	.8010501
gemiddeldGasVerbruikM3	.0493618	.0254615	1.94	0.053	-.0005434	.0992671
RAwesterseMetMA	1.846503	3.632357	0.51	0.611	-5.273018	8.966023
RAnietWestersMA	-8.562488	5.636109	-1.52	0.129	-19.60942	2.484442
RAwoningenGeschiktVoorBewoning	16.52388	10.01792	1.65	0.099	-3.111517	36.15928
afstandTotHuisartsKM	268.1019	26.89549	9.97	0.000	215.386	320.8178
afstandTotGroteSupermarktKM	-314.321	40.8813	-7.69	0.000	-394.4495	-234.1925
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-652.9347	65.69198	-9.94	0.000	-781.6928	-524.1766
_cons	-19.42764	1519.896	-0.01	0.990	-2998.465	2959.61

# Stata output Model 4

Linear regression

Number of obs = 37,345  
 F(93, 37251) = 294.60  
 Prob > F = 0.0000  
 R-squared = 0.0399  
 Root MSE = 2470.9

(Std. Err. adjusted for 65 clusters in numwijk)

	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
prijsPerM2					
RAAIRbnbs	327.1145	56.74617	5.76	0.000	215.8941 438.335
meerKoopDanHuurDummy	93.57977	245.62	0.38	0.703	-387.8265 574.9861
interactieMKOHair	227.883	276.5304	0.82	0.410	-314.1067 769.8726
quarterID					
2	52.26349	18.03505	2.90	0.004	16.91544 87.61154
3	39.7409	16.31887	2.44	0.015	7.756515 71.72529
4	269.8957	160.2472	1.68	0.092	-44.18311 583.9744
5	162.6691	182.0749	0.89	0.372	-194.1911 519.5293
6	536.7963	482.6266	1.11	0.266	-489.1345 1482.727
7	14.6151	17.43093	0.84	0.402	-19.5489 48.77911
8	.0640849	21.27956	0.00	0.998	-41.64309 41.77126
9	-13.06516	20.65494	-0.63	0.527	-53.5481 27.41779
10	16.39521	21.4262	0.77	0.444	-25.59938 58.3898
11	-40.38887	20.76595	-1.94	0.052	-81.08939 .3116477
12	19.89815	20.86694	0.95	0.340	-21.0003 60.7966
13	22.95123	39.54481	0.58	0.562	-54.55517 100.4576
14	-17.29319	19.04324	-0.91	0.364	-54.61724 20.03087
15	-18.40618	20.67759	-0.89	0.373	-58.93351 22.12114
16	-18.22524	22.58264	-0.81	0.420	-62.48641 26.03593
17	-40.31356	27.36086	-1.47	0.141	-93.93987 13.31275
18	-88.88568	23.77237	-3.74	0.000	-135.4787 -42.29269
19	-97.07378	23.4209	-4.14	0.000	-142.9779 -51.16966
20	-106.4661	20.95763	-5.08	0.000	-147.5423 -65.38995
21	-131.1932	27.93298	-4.70	0.000	-185.9488 -76.44554
22	-144.9945	20.77401	-6.98	0.000	-185.7188 -104.2782
23	-165.7977	25.84999	-6.41	0.000	-216.4628 -115.1327
24	-174.1435	24.71242	-7.05	0.000	-222.5789 -125.708
25	-186.6241	25.90705	-7.20	0.000	-237.481 -135.8472
26	-138.8584	26.18129	-5.30	0.000	-190.1728 -87.544
27	-111.1653	26.57843	-4.18	0.000	-163.2581 -59.07253
28	-100.8994	22.95706	-4.36	0.000	-145.8934 -55.18336
29	-64.82966	28.78532	-2.22	0.026	-128.4488 -7.61849
30	-68.47983	33.4832	-2.01	0.078	-125.9481 4.980836
31	-39.86959	28.81314	-1.31	0.190	-97.58227 19.36389
32	-2880962	29.98891	-8.01	0.000	-58.98048 58.34829
33	38.25335	29.09668	1.31	0.189	-18.76333 95.27883
34	184.8744	33.76065	3.11	0.002	38.78479 171.0441
35	152.4559	41.274	3.69	0.000	71.56839 233.3515
36	219.444	37.55287	5.84	0.000	145.8433 293.0447
37	279.3578	52.45539	5.33	0.000	176.5472 382.1685
38	381.8095	58.30997	6.55	0.000	267.5241 496.095
39	478.0349	55.34871	8.64	0.000	369.5535 586.5164
40	588.9388	55.355	9.19	0.000	488.445 617.4326
woonOpn	-0.286661	0.060258	-4.76	0.000	-0.404764 -0.168558
aantalKamers	-53.06077	27.75902	-1.91	0.056	-107.4674 1.345912
aantalVerdiepingen	-129.7052	50.97958	-2.54	0.011	-229.6233 -29.78705
aantalBalkons	-34.31692	22.18824	-1.55	0.122	-77.80507 9.171227
aantalDakKapellen	73.01927	36.22853	2.02	0.044	2.012267 144.0259
aantalDakTerrassen	107.9167	33.75778	3.20	0.001	41.75263 174.0807
aantalKeukens	-0.899869	16.08069	-0.01	0.995	-31.61738 31.41776
aantalBijkeukens	132.9045	27.9293	4.76	0.000	78.16407 187.6449
aantalBadkamers	48.07615	42.00434	1.14	0.252	-34.25083 130.4031
zolderDummy	22.65841	53.21898	0.43	0.670	-81.64888 126.9657
vlieringDummy	124.4515	64.03759	1.94	0.052	-1.059868 249.9629
permanentBewoningDummy	118.4945	253.8461	0.47	0.641	-379.0348 616.0238
monumentDummy	349.3772	85.43076	4.09	0.000	181.9359 516.8184
soortDrukteleLigging					
1	-5905633	24.63391	-0.02	0.981	-48.87214 47.69101
2	-97.18974	39.09562	-2.49	0.013	-173.8158 -20.56373
soortParkeerPlaats					
2	318.1336	28.81575	11.04	0.000	261.6558 374.6114
3	420.8484	44.3018	9.50	0.000	334.0185 507.6784
4	296.6742	45.92416	6.46	0.000	206.6645 386.6839
6	575.3329	73.76381	7.80	0.000	430.7585 719.9073
8	617.1842	91.36963	6.75	0.000	438.103 796.2654
soortLigging					
1	162.7922	109.3428	1.49	0.137	-51.51573 377.1002
2	277.7709	48.9993	5.67	0.000	181.734 373.8077
3	35.29837	32.63328	1.08	0.279	-28.66168 99.25842
4	60.03603	15.25308	3.94	0.000	30.14055 89.93151
soortWoning					
5	361.8076	93.58259	3.87	0.000	178.3891 545.2261
6	724.9569	172.6439	4.20	0.000	386.5811 1063.333
7	783.1866	124.6069	6.29	0.000	538.9616 1027.412
8	1039.309	274.6794	3.78	0.000	500.9472 1577.671
9	749.3018	233.1369	3.21	0.001	292.3619 1206.242
10	1246.492	158.7669	7.85	0.000	935.3146 1557.669
11	1338.252	253.052	5.29	0.000	842.2789 1834.224
21	72.09483	116.0824	0.62	0.535	-155.4225 299.6122
22	-75.47447	106.2113	-0.71	0.477	-283.6448 132.6959
23	-85.8643	79.23326	-1.08	0.279	-241.1586 69.43883
24	-97.73818	127.1717	-0.77	0.442	-346.9992 151.5138
25	-159.1295	138.1689	-1.15	0.249	-429.9199 111.6689
26	88.59182	345.3185	0.23	0.815	-586.2289 757.4829
27	253.3248	67.50072	3.75	0.000	121.0258 385.6237
geboortePer1000Inwoners	-4.569737	11.56883	-0.40	0.693	-27.24422 18.10475
sterftePer1000Inwoners	6.266678	10.58436	0.59	0.554	-14.47829 27.81165
aantalInwonersPerKM2	-0.06581	0.01805	-0.65	0.515	-0.026864 0.0132244
percBewoond	4.143038	12.9038	0.32	0.748	-21.14794 29.43402
percKoopWoningen	-10.51423	6.998923	-1.50	0.133	-24.23187 3.203403
gemElektricitetsVerbruikKWH	6231477	222812	2.80	0.005	1864442 1059951
gemiddeldGasVerbruikM3	0.0489925	1.022487	0.48	0.632	-1.151413 1.249362
RAvestersesMetMA	-3437312	8.367612	-0.04	0.967	-16.85649 16.74395
RAnletWestersMA	-9.289228	5.878754	-1.57	0.117	-20.73137 2.312918
RAwoningenGeschiktVoorBewoning	15.17794	14.52357	1.05	0.296	-13.28774 43.64361
afstandTotHuisartsKM	271.2507	136.7876	1.98	0.047	3.151934 539.3496
afstandTotGroteSupermarktKM	-337.1962	119.8202	-2.81	0.005	-572.0394 -102.353
afstandTotKinderdagVerblijfKM	-644.511	192.5092	-3.35	0.001	-1021.822 -267.1998
_cons	292.0057	2208.869	0.13	0.895	-4037.297 4621.308
sigma_u	0				
sigma_e	2463.5021				
rho	0				(fraction of variance due to u_i)

# Stata output Model 5

Linear regression

Number of obs = 37,721  
 F(67, 37653) = 368.37  
 Prob > F = 0.0000  
 R-squared = 0.0315  
 Root MSE = 2470.2

prijsPerM2	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
numwijk						
Afrikaanderwijk	-881.2731	86.78004	-10.16	0.000	-1051.364	-711.1818
Agniesebuurt	-944.0327	69.97051	-13.49	0.000	-1081.177	-806.8886
Bergpolder	-858.9574	115.4244	-7.44	0.000	-1085.192	-632.7225
Beverwaard	-1045.362	305.9006	-3.42	0.001	-1644.936	-445.7891
Blijdorp	-726.5051	65.57698	-11.08	0.000	-855.0378	-597.9724
Bloemhof	-1324.647	67.03298	-19.76	0.000	-1456.033	-1193.26
Bospolder	-1127.626	70.71873	-15.95	0.000	-1266.237	-989.0154
Carnisse	-1426.863	65.97686	-21.63	0.000	-1556.179	-1297.547
Cool	-442.9018	75.14141	-5.89	0.000	-590.181	-295.6226
Cs Kwartier	-774.8441	81.34253	-9.53	0.000	-934.2776	-615.4105
De Esch	-715.7824	67.93103	-10.54	0.000	-848.929	-582.6357
Delfshaven	-996.9667	70.87284	-14.07	0.000	-1135.879	-858.054
Dijkzigt	-794.3055	97.41062	-8.15	0.000	-985.2329	-603.3781
Feijenoord	-1195.172	69.98977	-17.08	0.000	-1332.354	-1057.991
Groot IJsselmonde	-1021.485	140.6432	-7.26	0.000	-1297.15	-745.821
Heijplaat	-1264.807	92.1806	-13.72	0.000	-1445.483	-1084.13
Het Lage Land	-1115.423	65.68414	-16.98	0.000	-1244.165	-986.6801
Hillegersberg Noord	91.44672	72.32542	1.26	0.206	-50.31306	233.2065
Hillegersberg Zuid	-664.2126	67.13283	-9.89	0.000	-795.7948	-532.6305
Hillesluis	-1581.086	66.64513	-23.72	0.000	-1711.712	-1450.46
Hoogvliet Noord	-1227.563	65.57506	-18.72	0.000	-1356.092	-1099.034
Hoogvliet Zuid	-1226.418	65.55541	-18.71	0.000	-1354.909	-1097.928
Katendrecht	-749.7404	75.45155	-9.94	0.000	-897.6275	-601.8533
Kleinpolder	-1164.726	67.96572	-17.14	0.000	-1297.94	-1031.511
Kop van Zuid	-145.0361	87.22331	-1.66	0.096	-315.9962	25.92391
Kop van Zuid - Entrepot	-624.7687	66.5963	-9.38	0.000	-755.2992	-494.2381
Kralingen Oost	107.0891	71.63271	1.49	0.135	-33.31293	247.4911
Kralingen West	-716.0623	66.29516	-10.80	0.000	-846.0026	-586.122
Kralingseveer	-1009.038	73.24286	-13.78	0.000	-1152.596	-865.4803
Landzicht	-965.3381	69.98477	-13.79	0.000	-1102.51	-828.166
Liskwartier	-797.543	67.20375	-11.87	0.000	-929.2642	-665.8218
Lombardijen	-1191.911	66.97403	-17.80	0.000	-1323.182	-1060.641
Middelland	-949.6318	67.02804	-14.17	0.000	-1081.009	-818.255
Molenaankwartier	255.9291	70.10912	3.65	0.000	118.5133	393.3449
Nesselande	-321.7054	67.07115	-4.80	0.000	-453.1666	-190.2441
Nieuw Crooswijk	-823.9398	89.84377	-9.17	0.000	-1000.036	-647.8435
Nieuwe Werk	535.879	89.34149	6.00	0.000	360.7672	710.9907
Nieuwe Westen	-1081.433	67.2909	-16.07	0.000	-1213.325	-949.5412
Noord Kethel	286.3625	562.4974	0.51	0.611	-816.1475	1388.873
Noordereiland	-679.5583	68.32868	-9.95	0.000	-813.4844	-545.6323
Ommoord	-1077.407	65.39022	-16.48	0.000	-1205.573	-949.24
Oosterflank	-1066.518	66.03847	-16.15	0.000	-1195.955	-937.0808
Oud Charlois	-1306.58	67.24544	-19.43	0.000	-1438.382	-1174.777
Oud Crooswijk	-1037.824	70.87667	-14.64	0.000	-1176.744	-898.9034
Oud IJsselmonde	-833.1314	68.83346	-12.10	0.000	-968.0468	-698.216
Oud Mathenesse	-1372.791	65.89376	-20.83	0.000	-1501.945	-1243.637
Oude Noorden	-1035.344	66.83137	-15.49	0.000	-1166.336	-904.3531
Oude Westen	-926.2241	78.2302	-11.84	0.000	-1079.557	-772.8908
Overschie	-869.1657	68.47835	-12.69	0.000	-1003.385	-734.9463
Pendrecht	-1381.876	67.0252	-20.62	0.000	-1513.247	-1250.505
Prinsenland	-688.7631	68.25141	-10.09	0.000	-822.5377	-554.9885
Provenierswijk	-832.91	70.49208	-11.82	0.000	-971.0764	-694.7437
Rubroek	-703.0957	66.11963	-10.63	0.000	-832.6919	-573.4994
Schiebroek	-594.9675	66.59192	-8.93	0.000	-725.4894	-464.4455
Schiemonde	-495.5209	73.64201	-6.73	0.000	-639.8613	-351.1806
Spangen	-1325.165	66.88599	-19.81	0.000	-1456.263	-1194.066
Stadsdriehoek	-329.9776	66.34685	-4.97	0.000	-460.0192	-199.936
Struisenburg	-525.5887	67.97905	-7.73	0.000	-658.8295	-392.3479
Tarwewijk	-1559.464	66.65872	-23.39	0.000	-1690.117	-1428.811
Terbregge	-252.4797	71.18761	-3.55	0.000	-392.0093	-112.9501
Tussendijken	-1473.888	72.09904	-20.44	0.000	-1615.204	-1332.572
Vreewijk	324.4461	1480.516	0.22	0.827	-2577.406	3226.298
Witte Dorp	-1131.442	73.53248	-15.39	0.000	-1275.567	-987.3161
Zestienhoven	-76.90693	120.9735	-0.64	0.525	-314.0182	160.2044
Zevenkamp	-1085.163	65.77272	-16.50	0.000	-1214.079	-956.2466
Zuidplein	-1242.154	72.62689	-17.10	0.000	-1384.505	-1099.803
Zuidwijk	-1215.299	66.15926	-18.37	0.000	-1344.973	-1085.625
_cons	2836.444	64.85419	43.74	0.000	2709.329	2963.56



## Data bronnen

Categorie	Naam variabele	Bron
<b>Woningkenmerk</b>	prijsPerM2	NVM met berekening
	woonOpp	NVM
	aantalKamers	NVM
	aantalVerdiepingen	NVM
	aantalBalkons	NVM
	aantalDakKapellen	NVM
	aantalDakTerassen	NVM
	aantalKeukens	NVM
	aantalBijkeukens	NVM
	aantalBadkamers	NVM
	zolderDummy	NVM
	vlieringDummy	NVM
	permanenteBewoningDummy	NVM
	monumentDummy	NVM
	i.soortDrukteLigging	NVM
	i.soortParkeerPlaats	NVM
	i.locatieTovCentrum	NVM
	i.soortLigging	NVM
	i.soortWoning	NVM
	<b>Buurtkenmerk</b>	RAAirbnbs
interactieMKDHAir		Airbnb's site inclusief data Gemeente Rotterdam met berekening
geboortePer1000inwoners		NVM met berekening
sterftePer1000Inwoners		NVM met berekening
aantalInwonersPerKM2		Gemeente Rotterdam
percBewoond		Gemeente Rotterdam
percKoopWoningen		Gemeente Rotterdam
gemElektriciteitsVerbruikKWH		Gemeente Rotterdam
gemiddeldGasVerbruikM3		Gemeente Rotterdam
RAwesterseMetMA		Gemeente Rotterdam met berekening
RAnietWestersMA		Gemeente Rotterdam met berekening
RAHuishoudens		Gemeente Rotterdam met berekening
RAwoningenGeschiktVoorBewoning		Gemeente Rotterdam met berekening
<b>Afstanden</b>	afstandTotHuisartsKM	Gemeente Rotterdam

	afstandTotGroteSupermarktKM	Gemeente Rotterdam
	afstandTotKinderdagVerblijfKM	Gemeente Rotterdam
	aantalBasisScholenBinnen3KM	Gemeente Rotterdam
<b>Uitkering</b>	RAWAO	Gemeente Rotterdam met berekening
	RAAOW	Gemeente Rotterdam met berekening
<b>Tijd Effecten</b>	QuarterID	NVM met berekening