



Rijksdienst voor Ondernemend
Nederland

Validatiestudie woningwaarde module verbeterjehuis.nl

Prof.dr. Dirk Brounen, Prof.dr. Piet Eichholtz en Linde Kattenberg MSc

7 februari 2023

Inhoud

Introductie.....	4
Waarde-effecten van verduurzaming, de literatuur in beeld.	5
Brainbay onderzoeksopzet.....	7
Vergelijking tussen de Brainbay methodiek en de hedonische regressie-analyse	9
Betrouwbaarheid van de Brainbay methodiek	11
Conclusies en aanbevelingen	14
Referenties	15

Introductie

In de afgelopen twee jaar heeft de rijksoverheid geïnvesteerd in het platform verbeterjehuis.nl, met als doel om Nederlandse huishoudens tijdens hun oriëntatie op de verduurzamingkansen van hun eigen woning te voorzien van relevante en nauwkeurige informatie over de kosten en de baten. Middels de verbetercheck kunnen huishoudens op deze website informatie over hun woning invoeren en op basis van gevalideerde bronnen en gegevens een simulatie uitvoeren van verschillende verduurzamingsingrepen. De verbetercheck voorziet hen van een verbeterplan waarin ingrepen financieel worden begroot en waarin de toekomstige besparingen nauwkeurig in beeld worden gebracht, wat betreft energie, CO2 en euro's.

Omdat verduurzamingsinvesteringen resulteren in een structurele verlaging van de gebruikerskosten van de woning, blijken ook de volgende eigenaren - de kopers - van de woning bereid om een zogenaamde groene premie te betalen als de woning te koop komt. Deze groene premies ontbreken nog in de verbetercheck van verbeterjehuis.nl. Vandaar dat de Rijksdienst voor Ondernemend Nederland (RVO) in het najaar van 2022 onderzoek heeft laten uitvoeren naar de geschatte effecten van verduurzaming op de woningwaarde, met als doel om ook deze indirecte verduurzamingsbaten op te nemen in het platform.

Brainbay heeft dit onderzoek uitgevoerd, en in deze validatiestudie beoordelen wij de werkwijze die daarbij is gebruikt. Hierbij richten wij ons primair op de gehanteerde rekenmethodiek en de betrouwbaarheid van de geschatte waarde-effecten. Deze beoordelen wij middels een meervoudige analyse, waarvan u in het vervolg van dit verslag de uitkomsten leest.

Wij starten met een korte bespreking van de literatuur ten aanzien van verduurzamingspremies in de woningmarkt. Vervolgens schetsen wij kort de werkwijze van Brainbay. Deze werkwijze toetsen wij door de methodologische keuzes af te zetten tegen hetgeen de literatuur ons tot op heden heeft geleerd. Daarnaast voeren wij een korte vergelijkende studie uit tussen de Brainbay methodiek en de conventionele hedonische prijsmodellering op basis van transactiedata van de eerste helft van 2021. Deze vergelijking leidt tot een beoordeling van zowel de robuustheid als de nauwkeurigheid van de Brainbay methodiek. Wij sluiten deze studie af met samenvattende conclusies en met enkele aanbevelingen.

Waarde-effecten van verduurzaming, de literatuur in beeld.

De literatuur over de kapitalisatie en kosten van energiezuinigheid in de woningmarkt begon in 1981 met een studie van Halvorsen en Pollakowski. In “The Effects of Fuel Prices on House Prices” schetsen zij de theoretische verbanden tussen energieprijzen en stookkosten door te laten zien hoe die laatste de evenwichtsprijzen op de woningmarkt beïnvloeden. Dit theoretische paper heeft lang moeten wachten op een empirisch vervolg: pas vanaf 2010 is het statistisch onderzoek naar de effecten van energieprestaties op de economische prestaties van woningen echt op gang gekomen en is er sprake van overtuigend academisch cijfer bewijs over dit onderwerp. Sindsdien zijn er tientallen grondige studies verschenen in wetenschappelijk tijdschriften - studies waarin adequaat wordt gecontroleerd voor locatie en voor gebouw karakteristieken zoals bouwjaar, omvang, en de staat van onderhoud.

Deze gebouw karakteristieken zijn van groot belang, zowel voor de verkoopprijs als ook voor de intrinsieke energieprestaties van het pand, en zonder adequate controle voor deze karakteristieken zouden waarde-effecten ten onrechte aan duurzaamheid kunnen worden toegeschreven. Bijvoorbeeld: recent gerenoveerde woningen zijn gemiddeld meer waard dan (anderszins gelijke) niet gerenoveerde woningen en ze hebben doorgaans ook betere energieprestaties. Als er dus niet zou worden gecontroleerd voor de renovatie, dan zou de waarde premie helemaal op het conto van de verbeterde energieprestaties worden gezet, en daarmee zou de duurzaamheidspremie worden overschat.

Er is ondertussen onderzoek gedaan naar de effecten van energieprestaties op koopprijzen, huren, liquiditeit, leegstand, risicopremie en financierbaarheid. Tabel 1 geeft een beknopt overzicht van deze literatuur en de voornaamste bevindingen.

Deze rijke literatuur heeft geleid tot een duidelijke consensus: verduurzaming leidt gemiddeld tot hogere transactiepreisen, hogere huur, een betere bezettingsgraad, en een kortere verkooptijd. In een meta-studie van Cespedes-Lopez et al (2019) wordt het geheel aan bestaande studies naar de waarde-effecten van verduurzaming bestudeerd. Hiervoor raadpleegden de auteurs 66 peer-reviewed studies, gepubliceerd sinds 2007 in een keur aan wetenschappelijke tijdschriften. Al deze studies gezamenlijk rapporteren een gemiddeld transactieprijs effect van 4,2% voor verduurzaamde A-label woningen. Deze groene premie is robuust over de tijd, is zowel te zien in opgaande als in neergaande markten en is wereldwijd aanwezig.

Wetenschappelijke studies voor de Nederlandse woningmarkt bevestigen deze internationale conclusies. Brounen en Kok (2011) werkten een grootschalige analyse uit op basis van 177,000 transacties in de Nederlandse koopwoningmarkt over de periode 2008-2010. Zij vonden een gemiddelde duurzaamheidspremie van 3,7% voor groen gelabelde (A, B of C) koopwoningen ten opzichte van woningen met een D-label. Deze premie was destijds gelijk aan een meerprijs van € 8,500 op een gemiddelde woningprijs van € 231.000. Deze duurzaamheidspremies stegen ook met het niveau van het label: voor labels A, B en C waren ze respectievelijk 10,2%, 5,6% en 2,2% ten opzichte van de gemiddelde D-label transactie. Een woning met een G-label verkocht daarentegen tegen een prijskorting van 5,1%. Dit resultaat is sindsdien periodiek gestaafd door onderzoekers van TIAS Business School, tot en met het jaar 2021. Het meest recente onderzoek naar de duurzaamheidsprestaties van Nederlandse woningen dateert van 2022 (over data uit 2021-22) en is uitgevoerd door Brainbay. Dit laat zien dat de waarde-effecten verder zijn gegroeid, waarschijnlijk door de recent gestegen energieprijzen.

Tabel 1: Wetenschappelijke studies naar de waarde-effecten van verduurzaming

Auteurs	Regio	Tijdspanne data	Resultaat
---------	-------	--------------------	-----------

Halvorsen en Pollakowski (1981)	VS	1970-1975	The stijging van de olieprijs in 1975 zorgde voor een toename van het prijsverschil tussen door olie verwarmde huizen en door gas verwarmde huizen. In 1974 was het verschil \$ 761 en in het eerste halfjaar van 1975 was dit \$4.597.
Dinan en Mirakowski (1989)	VS	1982	Een besparing van \$1 in benodigde stookkosten om de temperatuur in de winter op 65°F (18,3°C) te houden leidt tot een transactiepremie van \$12.
Nevin en Watson (1998)	VS	1991-1996	Een vermindering van \$1 in de jaarlijkse uitgaven aan gas, stookolie en elektra leidt tot een transactiepremie van \$20.
Bloom et al (2011)	VS	1999-2005	Het hebben van een Energy Star label verhoogt de prijs van een woning met \$9 per square foot (0,1 vierkante meter).
Brounen en Kok (2011)	NL	2008-2009	Nederlandse woningen met groene labels A, B en C verkocht voor een prijspremie van 3,7% ten opzichte van woningen met labels D, E, F en G. Woningen met label A verkochten met een premie van 10,2% ten opzichte van label D-woningen.
Hyland et al (2013)	Ierland	2008-2012	Woningen met een label A, label B en label C verkopen in Ierland tegen een prijspremie van respectievelijk 9,3%, 5,2% en 1,7% ten opzichte van woningen met D-label.
Cerin et al (2014)	Zweden	2009-2010	Een daling van de energieconsumptie met 1% zorgt voor een prijspremie van 0,03%. Alleen de meest energie-efficiënte woningen profiteren van een kleine prijspremie.
Fuerst et al (2015)	VK	1995-2012	Uit een studie naar 330.000 woningen die meer dan twee keer verkocht zijn in de periode 1995-2012 volgt een positieve relatie tussen het EPC label en de prijs per vierkante meter. Woningen met label A of B verkopen tegen een prijspremie van 5% op woningen met label D.
Yoshida en Sugiura (2015)	Japan	2001-2009	Op korte termijn hebben groen gelabelde appartementen een lagere prijs van tot -10,8% vanwege de hogere kosten die geassocieerd worden met gebruik van hernieuwbare energie, gerecyclede materialen en water. De langere levensduur van groene gebouwen wordt geassocieerd met een hogere prijs.
Cajias et al (2016)	Duitsland	2013-2015	Huurders betalen 4,1%, 3,0% en 1,8% meer voor een huurwoning met respectievelijk labels A, B en C. Daarnaast vinden de auteurs dat woningen met een A+-label 6% minder lang op de markt zijn in vergelijking met de andere woningen in de dataset.
Dressler en Cornago (2017)	België	2010-2014	Woningen met label A, B of C hebben een prijspremie van 6,8% ten opzichte van woningen met label F of G. Voor woningen met label D en E is de prijspremie 1,9%.
DNB (2019)	NL	2008-2017	De prijspremie of afslag op de prijs per label komt overeen met de kosten van een labelstap, behalve bij een label A, waar de prijs van verduurzaming hoger ligt dan de prijspremie. Sinds de wettelijke verplichting van het EPC-label in 2015 ligt de premie op een groen label tussen de € 7.000 en € 10.000.
Aydin et al (2020)	NL	2008-2018	Woningen met 10% betere energiezuinigheid hebben een prijspremie van 2.2%. Resultaat is robuust voor verschillende schattingsmethodieken.

Brainbay onderzoekopzet

Voor de verduurzamings-waarderingsmodule maakt Brainbay gebruik van twee verschillende databronnen. Allereerst de Tiara database, waarin alle Funda transacties en onderliggende woningkenmerken worden opgeslagen. Deze vastgoeddata worden vervolgens gekoppeld aan de publieke dataset van RVO die informatie geeft over de betreffende energielabels. Alle transacties van woningen waarvan een energielabel bekend is, en die opgemeten zijn volgens de NTA-8800 methodiek, worden door Brainbay aan elkaar gelinkt. Aangezien de NTA-8800 methodiek pas is ingevoerd vanaf begin 2021, start de meetperiode van het Brainbay onderzoek op 1 januari 2021. Het eindigt met transacties van maximaal één maand geleden. De meetperiode wordt derhalve steeds langer.

Met deze dataset wordt een model getraind om de duurzaamheidspremie (of -discount) van iedere woning in Nederland te kunnen voorspellen. In dit model worden de belangrijkste eigenschappen van een huis meegenomen die bijdragen aan de uiteindelijke transactieprijs: locatie, moment van verkoop, woonoppervlakte, kadastrale oppervlakte, bouwjaar, woningtype en energielabel. Ook wordt een variabele meegenomen over de staat van onderhoud van de binnenkant van het huis. Dit is een samengestelde variabele uit de onderhouds- en kwaliteitsscores van de badkamer en de keuken van ieder huis, die worden bepaald met behulp van Image Recognition algoritmes op basis van foto's van badkamer en keuken. Deze variabele wordt meegenomen om te controleren voor de staat van onderhoud van het huis. Als er namelijk in een huis wordt geïnvesteerd om de duurzaamheid te verhogen, wordt er doorgaans ook geïnvesteerd in de binnenkant van het huis. Door hiervoor te controleren wordt de waardevermeerdering afkomstig van de energielabelstap zo goed mogelijk geïsoleerd.

Het resulterende model is een complex niet-lineair Machine Learning model, op basis van een groot aantal beslisbomen. Het model is in staat de interactie te vangen tussen de in ogenschouw genomen woningkenmerken, die leiden tot de woningwaarde. Het model kan worden gebruikt om de woningwaarde te voorspellen van een willekeurig huis, met elke combinatie van woningkenmerken. Het voordeel van deze aanpak ten opzichte van de hedonische modellen die in de literatuur het meest zijn gebruikt, is dat er hier van tevoren geen aannames hoeven te worden gemaakt over de exacte statistische relatie (lineair, kwadratisch, ...) tussen de verklarende variabelen en de woningwaarde en over de onderliggende relaties tussen de verschillende verklarende variabelen.

Om in te zoomen op de invloed van het energielabel op de woningwaarde gebruikt Brainbay zogenaamde Shapley-values. Dit is een techniek waarbij voor een bepaald huis de geïsoleerde bijdrage van de individuele woningkenmerken op de woningwaarde wordt bepaald. Deze Shapley-values worden berekend per woning ten opzichte van een relevante subgroep referentiewoningen. Deze subgroepen worden gedefinieerd op basis van een combinatie van de eigenschappen locatie, bouwperiode en woningtype. Locatie wordt vormgegeven door de gemeente (of het COROP gebied of de provincie), bouwperiodes zijn de bouwperiodes zoals aangeven in de verbeterjehuis tool en woningtypes zijn de 5 woningtypes 'appartement', 'tussenwoning', 'hoekwoning', '2-onder-1-kapwoning' en 'vrijstaande woning'¹.

¹ Het komt voor dat er geen of weinig huizen voorkomen met een specifieke combinatie van groepeigenschappen. Voorbeelden hiervan zijn gemeenten in de Achterhoek met weinig transacties of gemeentes in Flevoland waar geen huizen bestaan met een bouwjaar vóór 1945. Om het groepsgemiddelde niet te laten bepalen door situaties met te weinig observaties, wordt een grens aangehouden van minimaal 20 transacties. Deze grens van 20 is gekozen met het oog op een maximale breedte van het betrouwbaarheidsinterval van het gegeven groepsgemiddelde. Mocht het aantal transacties in een groep lager zijn, dan wordt het groepsgemiddelde bepaald door een level omhoog te gaan in een van de aggregatiedimensies locatie, bouwperiode en woningtype. Dat gebeurt met de volgende zes stappen: 1. woningtype, bouwperiode, gemeente; 2. woningtype, bouwperiode, COROP; 3. woningtype, bouwperiode, provincie; 4. woningtype, gemeente; 5. woningtype, COROP; 6. woningtype, provincie.

De Shapley-value voor het energielabel wordt vervolgens uitgedrukt als een procentueel waardeverschil ten opzichte van de basis G-label waarde. Voor iedere subgroep binnen de woningvoorraad wordt de gemiddelde geïndexeerde procentuele toename voor een bepaalde labelsprong bepaald. Geïndexeerd betekent hier dat voor alle betreffende woningen een waardering wordt gedaan op dezelfde datum. Het model biedt de mogelijkheid om het moment van verkoop mee te geven als woningkenmerk: de peildatum. Als de peildatum op vandaag wordt gezet, voorspelt het model de marktwaarde als het huis vandaag zou worden verkocht. De procentuele meerwaarde van een bepaalde labelsprong wordt dus per woning bepaald alsof de woning vandaag zou worden verkocht. Voor een groep woningen wordt vervolgens het gemiddelde daarvan genomen.

Vergelijking tussen de Brainbay methodiek en de hedonische regressie-analyse

Tot op heden is er in de wetenschappelijke literatuur, zoals besproken in sectie 2, nog geen gebruik gemaakt van machine learning technieken om de waarde-effecten van verduurzaming van woningen te schatten. Alle studies tot op heden maken gebruik van eerste generatie modellen die voortkomen uit de hedonische prijs modellering en waarbij de verklarende factoren vooraf worden gespecificeerd op basis van een theoretisch kader. Deze techniek is voor het eerst voorgesteld door Rosen in 1974.

De hedonische aanpak werkt vrijwel altijd met baseline modellen waarin variatie in transactiepreizen van woningen wordt verklaard aan de hand van verschillen in locatie, woningtype, -omvang, -leeftijd, -kwaliteit, en moment van verkoop. Hierbij worden dan impliciete of expliciete veronderstellingen gemaakt over het type relatie van elk van deze variabelen met de woningprijs. Doorgaans worden lineaire, log lineaire, en/of kwadratische relaties verondersteld, afhankelijk van de variabele waarom het gaat. Ook voor de interacties tussen de verschillende verklarende variabelen zijn veronderstellingen nodig. Deze veronderstellingen zijn altijd enigszins arbitrair, dus vindt er vaak gevoeligheidsanalyse plaats voor de aannames.

De volgende stap is om de geschatte conventionele prijsmodellen uit te breiden met informatie ten aanzien van duurzaamheid, zoals bijvoorbeeld de niveaus van het energielabel of - meer direct - de energieprestaties. De coëfficiënten die deze modellen toerekenen aan de verschillende label niveaus vormen dan de schatting van de label premies en -kortingen.

Toen Rosen in 1974 de hedonische modellen voorstelde was er weinig data voorhanden om de modellen te laden, dus schattingsfouten en gebrekkige verklarende kracht hingen aanvankelijk vooral samen met gebrek aan data, zowel wat betreft het aantal observaties (transacties) als het aantal woningkenmerken. In de afgelopen decennia zijn echter zeer grote stappen gezet in digitalisering, zeker ook binnen de woningmarkt. Databestanden zijn momenteel rijker dan ooit tevoren, zowel in omvang als in kwaliteit. Nederland loopt daarin voorop. Als gevolg daarvan zijn de uitkomsten van de hedonische modellen steeds beter geworden, met steeds nauwkeurigere voorspellingen van transactiepreizen. Maar hier is langzamerhand een grens bereikt.

De nieuwe data rijkdom maakt de weg vrij (en creëert de noodzaak) voor een nieuwe generatie modellen, waarbij kunstmatige intelligentie kan worden ingezet om datastructuren en -verbanden efficiënter uiteen te rafelen. Deze tweede generatie modellen maken gebruik van verschillende soorten machine learning, waarbij niet langer een theoretisch kader vooraf dicteert welke verklarende factoren in beeld worden gebracht en hoe dat gebeurt. In plaats hiervan leren deze modellen van de beschikbare data om op deze manier de meest relevante verbanden tussen woningkenmerken en transactiepreizen te vinden.

Tot nu toe zijn deze modellen vooral ontwikkeld om de taxaties van woningen te automatiseren via automated valuation models (AVMs). In bijvoorbeeld Kok et al (2017) werd een dergelijke AVM voor de Amerikaanse woningmarkt getoetst in de context van huurwoningen en werd de nauwkeurigheid van de AVM vergeleken met het ambachtelijke handwerk van taxateurs. De resultaten lieten zien dat dankzij de grootschalige data, AVMs in staat waren om met een kleinere foutmarge (9.3% versus 10-15% door taxateurs) woningen in Californië, Florida en Texas op de juiste waarde te schatten. Deze AVMs zijn in de praktijk gangbaarder dan in de wetenschap omdat de data benodigdheden vooral met commerciële bestanden kunnen worden ingevuld.

Ook Brainbay maakt gebruik van deze tweede-generatie modellen en heeft ervoor gekozen om de waarderingmodule van verbeterjehuis.nl te bouwen met behulp van machine learning. Daarbij hanteert Brainbay een aantal overwegingen.

Ten eerste is het voorspellen van de woningwaarde aan de hand van woningkenmerken een complex probleem, waarbij de invloed van verscheidene kenmerken moeilijk te vatten is in een vooraf vast te stellen functionele vorm.

Een tweede voordeel ten opzichte van de klassieke hedonische en doorgaans lineaire benadering is dat machine learning de afhankelijkheden tussen de toegevoegde waarden van de individuele woningkenmerken kan vatten, opnieuw zonder daar van tevoren arbitraire aannames over te hoeven doen. Juist de specifieke interacties hiertussen spelen een belangrijke rol in het bepalen van de woningwaarde. Als je de geïsoleerde bijdrage van een specifiek woningkenmerk aan de uiteindelijke woningwaarde wilt bepalen, geldt hetzelfde. Een labelsprong heeft bijvoorbeeld niet voor alle bouwperiodes, woningtypes en locaties dezelfde meerwaarde.

Ten derde wordt er bij de hedonische aanpak vaak een afweging gemaakt tussen nauwkeurigheid en uitlegbaarheid van een model. Een lineaire regressie is heel gemakkelijk te interpreteren en de geïsoleerde bijdrage van de aparte woningkenmerken is meteen duidelijk. Alleen is dit vaak onvoldoende nauwkeurig. Met het gebruik van Shapley-values is het mogelijk om voor complexe machine learning modellen de geïsoleerde bijdrage van de input-features te bepalen. Door het toepassen van deze techniek is zowel de nauwkeurigheid als de uitlegbaarheid hoog.

Een vierde voordeel van de machine learning modellen is dat ze efficiënter met de data omgaan en dichter bij een individuele woning kunnen komen. Voor de onderhavige casus is dat van groot belang, want het centrale idee van verbeterjehuis.nl is om huishoudens informatie te verstrekken die zoveel mogelijk is toegespitst op het verduurzamen van *hun* eigen woning.

Een nadeel van dergelijke AVM-technologie is de transparantie van de analyse. Voor veel gebruikers en afnemers is de onderliggende werkwijze en methodiek moeilijk te doorgronden. Vandaar dat wij in deze validatiestudie extra aandacht besteden aan het keuzeproces dat schuilgaat achter de AVM. Welke afwegingen zijn gemaakt, op welke gronden, en met welk resultaat? Door deze vragen te stellen en te beantwoorden, hopen wij extra inzicht en comfort te bieden bij deze werkwijze. Daarnaast zullen wij de resultaten van de Brainbay AVM vergelijken met eigen uitkomsten op basis van een eerste generatie hedonisch prijsmodel. Op deze wijze wordt snel duidelijk hoe groot eventuele verschillen zijn.

Betrouwbaarheid van de Brainbay methodiek

We beoordelen de betrouwbaarheid van het Brainbay model door allereerst te reflecteren op de specifieke keuzes die zijn gemaakt en hoe passend die zijn. Daarnaast zullen we een vergelijking maken tussen de uitkomsten van het AVM gradient boosting model en een traditioneel hedonisch model. Als de gemiddelden vergelijkbaar zijn, geeft dat meer vertrouwen in de uitkomsten van beide modellen.

In paragraaf 3 hebben we de overwegingen die van toepassing zijn op de keuze voor het machine learning model al uiteengezet. In deze paragraaf gaan we nader in op de keuzes die door Brainbay binnen dit model gemaakt worden. Deze keuzes zijn door Brainbay onderbouwd tijdens de workshop op 10 januari 2023. De keuzes kunnen worden beoordeeld door ze te vergelijken met gangbare keuzes voor deze modellen, en door te beredeneren wat aannemelijk is. Brainbay maakt drie belangrijke expliciete keuzes: 1. de steekproef periode; 2. het aantal beslisbomen om het model te laten leren; 3. de set aan verklarende variabelen die in het model wordt meegenomen.

De eerste keus is om de steekproef te beginnen op 1 januari 2021, bij invoering van de NTA-8800 methodiek voor het bepalen van het energielabel. Het alternatief was geweest om de meetperiode veel eerder te beginnen. Dit levert een veelvoud aan transacties op, en daarmee mogelijk een meer exacte schatting van de waarde effecten van energieprestaties. Echter, die energieprestaties werden voor 2021 op een andere manier gemeten, dus een model op basis van de labels van voor 2021 heeft minder zeggingskracht voor de woningtransacties van nu en in de toekomst. Bovendien zal, naarmate de tijd verstrijkt, de steekproef periode met het NTA-8800 label steeds langer worden, en dat zal leiden tot een 'natuurlijke' verbetering van de nauwkeurigheid van het model, en dat leidt weer tot de mogelijkheid om met de schatting van de groene premie steeds dichterbij de individuele woning te komen van de verbeterjehuis.nl gebruiker. Wij onderschrijven derhalve de gemaakte keus.

De tweede specifieke keuze betreft het aantal beslisbomen dat je toelaat. Hoe meer beslisbomen, hoe kleiner de foutmarge van de prijsvoorspelling, en hoe preciezer de schatting van de transactieprijs wordt. Het nadeel is echter dat je een model kan 'over-fitten', waarbij het model goed werkt op je bestaande dataset, maar niet meer algemeen van toepassing is op toekomstige data. Het over-fitten kan worden voorkomen door het model te laten stoppen met leren wanneer de afname van de foutmarge afvlakt. Brainbay past deze techniek toe, waardoor de kans groter wordt dat het model ook goed toepasbaar is op toekomstige data. Wij ondersteunen dus de gemaakte keus.

De NVM transactiedata kent vele woningkenmerken. Brainbay kan ervoor kiezen om zoveel mogelijk kenmerken in het model op te nemen, zodat er gecontroleerd wordt voor het effect dat deze kenmerken hebben op de transactieprijs van de woning. Daarmee wordt de te verwachten woningprijs het best voorspeld. Maar veel van deze kenmerken hangen met elkaar samen en hebben individueel weinig effect op het verband tussen energieprestaties en woningprijs. Bovendien is bekend dat de kwaliteit van de data over de minder belangrijke woningkenmerken soms te wensen over laat en dat kan uiteraard tot schattingsfouten leiden. Tenslotte maakt het toevoegen van extra kenmerken het model exponentieel langzamer. Brainbay heeft gekozen om de zes belangrijkste woningkenmerken mee te nemen, samen met een zelf berekende score voor de kwaliteit van het binnen-onderhoud en het energielabel. Daarmee is de voorspelkracht van het model marginaal kleiner, om precies te zijn is de Mediane Absolute Relatieve Error 7.5%, waar dit 6.5% is met 150 woningkenmerken. Dat kan je zien als een relatief klein verschil, terwijl het model ondertussen aanmerkelijk efficiënter wordt. Dit is een verstandige keuze.

Hedonisch model versus model Brainbay: statistische toets

Het hedonisch model neemt aan dat er een lineair verband bestaat tussen woningkenmerken en de transactieprijs. Per kenmerk kan dan berekend worden wat het aandeel daarvan is in de transactieprijs.

Als woningkenmerken nemen we dezelfde variabelen mee als welke in het machine learning model van Brainbay gebruikt worden, namelijk de postcode, maand van verkoop, bouwjaar, woningtype, woonoppervlakte en de kadastrale oppervlakte. Het machine learning model maakt ook gebruik van een kwaliteitsscore voor de badkamer en de keuken die gegenereerd is via Image-Recognition. Deze gegevens kunnen wij niet toevoegen, omdat we deze niet tot onze beschikking hebben.

In Tabel A1 in de bijlage laten we zien hoe ons hedonisch model tot stand is gekomen. Door middel van ons hedonisch model kunnen we de gemiddelde premie van elk label ten opzichte van een D-label uitrekenen. In Kolom 1 tot en met 3 voegen we steeds meer kenmerken toe aan het model om te kijken hoe dat de schatting verandert. In Kolom 1 gebruiken we alleen de energielabels, in kolom 2 ook de woningkenmerken uit het machine learning model en in kolom 3 voegen we hier een dummie voor elke postcode aan toe. Uit de resultaten blijkt dat het model in kolom 3 42.7% van de variatie in de waargenomen transactiepreisen kan verklaren, gemeten met de R-kwadraat. Van de gepresenteerde hedonische modellen is dit dus de meest betrouwbare. Tegelijkertijd is dit zeker nog geen geweldige score. Het betekent dat meer dan de helft van de transactieprijs niet verklaard kan worden door het model, waardoor hier dus zeker nog ruimte ligt voor verbetering.

Tabel 2: Vergelijking hedonisch model en AVM gradient boosting model (eerste helft 2021)

	(1)	(2)	(3)	(4)
Label tov D	Hedonisch model	95% Betrouwbaar- heidsinterval	AVM gradient boosting model	Schattingen komen overeen
A+	0.111***	0.0738 - 0.149	0.1246	✓
A	0.0737***	0.0479 - 0.0994	0.0726	✓
B	0.0498***	0.0273 - 0.0724	0.0479	✓
C	0.0333***	0.0158 - 0.0509	0.024	✓
E	-0.0117	-0.0348 - 0.0113	-0.0188	✓
F	-0.0506***	-0.0789 - -0.0223	-0.0305	✓
G	-0.0843***	-0.119 - -0.0499	-0.0444	X

In bovenstaande tabel 2 tonen wij de labelpremie uitkomsten geschat met beide modellen – het eerste generatie hedonisch prijs model (zoals in tabel A1) en het tweede generatie AVM model van Brainaby. Beide modellen maken gebruik van dezelfde dataset en zijn geschat met de gegevens van de eerste helft van 2021. Dit vergelijk geeft inzicht in de robuustheid van resultaten en geven wij antwoord op de vraag; in hoeverre komen de labelpremies overeen wanneer ze op verschillende manieren worden geschat. Bij de beantwoorden van deze vraag kijken wij naar de coëfficiënten in kolom 1 en 3. Deze coëfficiënten lijken sterk op elkaar, maar komen uiteraard niet volledig overeen. Om te beoordelen of de waargenomen verschillende statistisch beduidend zijn tonen wij in kolom ook het betrouwbaarheidsinterval van de hedonische schattingen. Dit is de aannemelijke marge waarin de premie zal vallen. Dat betekent dat als je de test opnieuw zou doen, 95% van de verkochte woningen

een label premie zouden hebben die binnen deze marge valt. We vergelijken onze gemiddelden met de gemiddelden die geschat zijn met het machine learning model, en kijken daarbij vooral of de waarden binnen dit betrouwbaarheidsinterval vallen. Dit is belangrijk, omdat de periode waarover we de modellen met elkaar vergelijken relatief klein is, namelijk een half jaar. Daardoor kunnen de schattingen meer ruis bevatten, gekenmerkt door een groter betrouwbaarheidsinterval. Naarmate je meer data aan het model toevoegt, wordt dit interval kleiner.

Kolom 3 geeft de premies aan die het machine learning model vindt voor de verschillende labels, relatief ten opzichte van het D-label. We kijken of de schattingen van het model in de marges vallen die het lineaire hedonisch model vindt. Zoals in Kolom 4 te zien is, vallen bijna alle schattingen binnen het betrouwbaarheidsinterval. Alleen de schatting voor de verandering van een G-label naar een D-label valt net buiten de marge, maar het verschil is minimaal. Het aantal G-label woningen is ook relatief klein, waardoor er wellicht een selecte groep woningen geanalyseerd is. Als we naar een langere periode zouden kunnen kijken voor de vergelijken, zouden we een duidelijker beeld kunnen krijgen of de modellen echt afwijken². Voor nu maken we hier ons niet druk om, omdat de afwijking minimaal is. Wij concluderen dat de schattingen van de twee modellen met elkaar in lijn zijn.

Gemiddeld gezien komen de energielabel premies dus overeen. Hiermee kunnen we vaststellen dat we met de toepassing van beide typen modellen in het algemeen dezelfde verbanden vinden tussen de energieprestaties van een woning en de waarde daarvan. Zoals echter in sectie 3 is uitgelegd, is het machine learning model beter in staat om op specifieke woningen in te gaan en hier een accurate premie voor te schatten. Naarmate de tijd verstrijkt, en de steekproef periode vanaf 1 januari 2021 langer wordt, zal dit voordeel nog groter worden. In het geval van de specifieke toepassing waar het model voor zal worden gebruikt - de verbetercheck - is dit van groot belang.

² Ook zouden we een eerlijkere vergelijking kunnen maken als we ook het betrouwbaarheidsinterval van de schatting van het AVM model zouden weten. Als de twee intervallen overlappen, kunnen we zeggen dat de schattingen van beide modellen vergelijkbaar zijn. Helaas hebben we deze gegevens over het AVM model nu niet beschikbaar. Als we die wel zouden hebben, zou de kans groot zijn dat we voor het G label overlappende intervallen zouden vinden, omdat de schatting van het AVM model nu maar net buiten het interval van het hedonisch model valt. In dat geval komen de uitkomsten van beide modellen dus wel volledig overeen.

Conclusies en aanbevelingen

Voor het modelmatig waarderen van woningen wordt sinds jaar en dag de hedonische aanpak gebruikt. Dat geldt ook voor het waarderen van specifieke woningkenmerken zoals het energielabel en/of de energieprestaties. Echter, de hedonische techniek stamt uit 1974, een periode waarin data slechts zeer schaars voorhanden was. In die omstandigheden waren de modelmatige beperkingen van de hedonische aanpak niet echt belangrijk, want gebrek aan verklaringskracht en schattingsfouten ontstonden vooral door gebrek aan data.

Sindsdien zijn daarin echter reuzenstappen gezet. Transactie databases over de woningmarkt zijn steeds groter en rijker geworden: meer observaties en een steeds meer omvattende set aan verklarende variabelen. Hedonische modellen zijn daardoor steeds beter geworden, maar langzamerhand is wat dat betreft de grens bereikt. De volgende generatie modellen zal gebruik maken van machine learning technieken.

Het model dat Brainbay gebruikt voor de waardemodule van verbeterjehuis.nl is zo'n volgende generatie model. Dit maakt veel efficiënter gebruik van de data dan een hedonisch model en heeft veel minder - arbitraire - veronderstellingen nodig om tot een accurate schatting van de label premie te komen. Echter, ook een machine learning model kan niet draaien zonder een aantal uitgangspunten. De drie belangrijkste pijlers voor het Brainbay model zijn de steekproef periode, de manier waarop het model leert, en de set aan verklarende variabelen. Brainbay heeft bij alledrie goede keuzes gemaakt.

Ter nadere vergelijking schatten wij een hedonisch model op basis van dezelfde data (eerste helft 2021) en vrijwel dezelfde set aan verklarende variabelen. Het model van Brainbay heeft een veel hogere R-kwadraat dan het hedonische model, en de gevonden duurzaamheidspremies liggen vrijwel allemaal binnen het betrouwbaarheidsinterval van de geschatte duurzaamheidspremies in ons model. De enige uitzondering is de discount van label G, die er net buiten ligt. Onze conclusie is dat het Brainbay model zonder meer adequaat is voor de gegeven taak.

Met deze waardemodule kan de verbeterjehuis tool voorzien in een integraal beeld van alle opbrengsten (direct en indirect) die gepaard gaan met een investering in woningverduurzaming. Het achterliggende rekenmodel is solide en zal maandelijks gevoed en geschat worden met extra transactiedata, waardoor de betrouwbaarheid verder zal groeien. Wij hopen dan ook dat de tool op grote schaal gaat worden ingezet, zowel door huishoudens die hun verduurzamingsplannen vooraf willen doorrekenen als ook door de professionals in de woningmarkt. Verduurzaming vraagt om een compleet beeld van toekomstige consequenties, en dankzij de toevoeging van deze waardemodule kan de verbeterjehuis tool hierin voorzien. Het is belangrijk dat vanaf nu ook de vastgoedketen – de makelaars, taxateurs, energieadviseurs, installateurs, hypotheekbemiddelaars, banken en toezichthouders – de tool gaan gebruiken, zodat het hele verhaal kan worden verteld en gedeeld.

Referenties

- Aydin, E., Bohorquez Correa, S., & Brounen, D., 2019. Energy performance certification and time on the market. *Journal of Environmental Economics and Management*, 98,
- Bloom, B., Nobe, M., & Nobe, M., 2011. Valuing green home designs: A study of energy star R homes. *Journal of Sustainable Real Estate*, 3(1), pp.109-126.
- Brounen, D. & Kok, N., 2011. On the economics of energy labels in the housing market. *Journal of Environmental Economics and Management*, 62(2), pp.166–179. Beschikbaar via: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0095069611000337>.
- Cajias, M., Fuerst F. & Bienert S., 2016. Are energy efficiency ratings ignored in the German housing market? Evidence from a large sample hedonic study. *RentalCal report*.
- Cerin, P., Hassel, L., & Semenova, N., 2014. Energy performance and housing prices. *Sustainable Development*, 22 (6), pp.404–419.
- Céspedes-López, M.F., Mora-García, R.T., Pérez-Sánchez, V.R. & Pérez-Sánchez, J.C., 2019. Meta-analysis of price premiums in housing with energy performance certificates (EPC). *Sustainability*, 11 (22).
- Chegut, A., Eichholtz, P., Holtermans, R. & Palacios, J., 2020. Energy efficiency information and valuation practices in rental housing. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 60, pp.181-204.
- Dalton, B. & Fuerst, F., 2018. The 'green value' proposition in real estate. *Routeledge Handbook of Sustainable Real Estate*, Chapter 32. Routledge. London.
- Dinan, T. M., & Miranowski, J. A., 1989. Estimating the implicit price of energy efficiency improvements in the residential housing market: A hedonic approach. *Journal of Urban Economics*, 25 (1), pp.52–67.
- DNB, 2019. Energy efficiency is factored in well in the Dutch housing market. *DNBulletin*, Beschikbaar via: <https://www.dnb.nl/en/news/news-and-archive/DNBulletin2019/dnb385503.jsp>
- Fuerst, F., McAllister, P., Nanda, A., & Wyatt, P., 2015. Does energy efficiency matter to home-buyers? An investigation of EPC ratings and transaction prices in England. *Energy Economics*, 48, pp.145–156.
- Halvorsen, R., & Pollakowski, H.O., 1991. The Effects of Fuel Prices on House Prices. *Urban Studies*, 18, pp 205-2011.
- Hyland, M., Lyons, R. C., & Lyons, S., 2013. The value of domestic building energy efficiency: Evidence from Ireland. *Energy Economics*, 40, pp.943-952.
- Israël, F.J., Sonnevile, J. de, Meurs, C.A. van & Trienekens, S.J., 2016. Energielabel voor koopwoningen: Rapport behorend bij verantwoordingsonderzoek naar begrotingshoofdstuk XVIII. Den Haag: Algemene Rekenkamer.
- Kok, N., Koponen, E.L. & Martínez-Barbosa, C.M., 2017. Big Data in Real Estate? From Manual Appraisal to Automated Valuation. *The Journal of Portfolio Management - Special Real estate Issue 2017*, pp.202-11.
- Laquatra, J., 1986. Housing market capitalization of thermal integrity. *Energy Economics*, 8 (3), pp.134-138.
- Nevin, R., & Watson, G., 1998. Evidence of rational market valuations for home energy efficiency. *The Appraisal Journal*.
- Rosen, S., 1974. Hedonic Prices and Implicit Markets; Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy*, 82(1), pp.34-55.
- Schilder, F. & Van der Staak, M., 2020. Woonlastenneutraal koopwoningen verduurzamen: verkenning van de effecten van beleids- en financieringsinstrumenten. Den Haag: Planbureau voor de Leefomgeving.
- TIAS Business School, 2019. Ongunstig energielabel drukt woningprijs. Beschikbaar via: <https://www.tias.edu/item/ongunstige-energielabel-drukt-woningprijs/>.
- Yoshida, J. & Sugiura, A., 2015 The effects of multiple green factors on condominium prices. *Journal of Real Estate Finance & Economics*, 50, pp.412–437.
- Zhang, L., Wu, J. & Liu, H., 2018. Turning green into gold: A review on the economics of green buildings. *Journal of Cleaner Production*, 172, pp.2234-2245.

Bijlage A1: Volledige resultaten hedonisch prijsmodel

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Label tov D	1e helft 2021	1e helft 2021	1e helft 2021	Januari	April
A+	0.196***	0.0850***	0.111***	0.00019	0.114***
	-0.0147	-0.0204	-0.0191	-0.0908	-0.0244
A	0.0856***	0.0725***	0.0737***	0.131**	0.0702***
	-0.0055	-0.0087	-0.0131	-0.0575	-0.0177
B	0.00517	0.0424***	0.0498***	0.0257	0.0454***
	-0.0059	-0.0076	-0.0115	-0.051	-0.0144
C	-0.0432***	0.0289***	0.0333***	0.0147	0.0282**
	-0.0053	-0.0061	-0.0089	-0.0413	-0.0117
E	-0.0018	-0.0226***	-0.0117	-0.0886*	-0.0258*
	-0.0067	-0.0074	-0.0118	-0.0452	-0.0148
F	0.0126*	-0.0559***	-0.0506***	-0.0063	-0.0547***
	-0.0075	-0.0082	-0.0144	-0.0507	-0.0187
G	-0.0484***	-0.158***	-0.0843***	-0.133**	-0.121***
	-0.0077	-0.0085	-0.0175	-0.0639	-0.0223
Constante	1.111***	1.254***	1.506***	1.545***	1.475***
	-0.0044	-0.0424	-0.162	-0.159	-0.208
Observaties	49,458	36,703	36,703	6,105	27,385
R-squared	0.022	0.13	0.427	0.531	0.427
Controle Variabelen	NEE	JA	JA	JA	JA
Postcode Fixed Effect	NEE	NEE	JA	JA	JA
Aantal Postcodes			33,018	5,985	25,188

Standaard afwijking tussen haakjes, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Dit is een publicatie van:

Rijksdienst voor Ondernemend Nederland
Prinses Beatrixlaan 2 | 2595 AL Den Haag
Postbus 93144 | 2509 AC Den Haag
T +31 (0) 88 042 42 42

[Contact](#)
www.rvo.nl

Publicatienummer: RVO-109-2023/RP-DUZA