VOGON

Mei 2021
jaargang 20 nummer 2

Real Estate Research Quarterly

Taxatiespecial

Perspectief: Woningtaxaties onder vuur en een vergrootglas
Aart Hordijk

Towards Automating Commercial Real Estate Valuations?
Bas Hilgers, Jurre Brantsma and Jacques Boeve

Automated valuation models: Exploration of a machine learning approach
David Kroon and Marc Francke

De waarde van functieflexibiliteit van de stedelijke plint
Christian van der Blonk en Wim van der Post

Taxaties: Verschillende waarden voor verschillende doelen
Tom Berkhout

Nieuwe risico indicatoren voor Nederlands vastgoed
Willem Vlaming, Peter van Gool, Alex Van de Minne

Real Estate Research Quarterly is een onafhankelijke uitgave van de Vereniging van Onroerend Goed Onderzoekers Nederland (VOGON) in samenwerking met Amsterdam School of Real Estate

COLOFON

Real Estate Research Quarterly signaleert nieuwe ontwikkelingen in de wetenschapsgebieden die relevant zijn voor de vastgoedsector. Daarnaast worden in Real Estate Research Quarterly wetenschappelijke inzichten toegepast om aanbevelingen te doen voor commerciële vastgoed-partijen, overheden, maatschappelijke instellingen en vastgoedopleidingen. Real Estate Research Quarterly biedt een podium voor analyses en discussies die kunnen bijdragen aan de verdere ontwikkeling van de vastgoedsector.

Real Estate Research Quarterly is een onafhankelijke uitgave van VOGON. De uitgave wordt mede mogelijk gemaakt door bijdragen van sponsoren die op de achterzijde staan vermeld.

Redactieadres

Real Estate Research Quarterly
Postbus 75485
1070 AL Amsterdam
tel. 020-575 3317
e-mail redactie@vogon.nl

Hoofdredactie

prof. dr. Jan Rouwendal (VU Amsterdam)

Redactie

drs. Bart Louw (Amvest)
Jantine Schrader MSc (Amsterdam School of Real Estate)
dr. Dorinth van Dijk (DNB)
dr. Erik Louw (TU Delft)
dr. Huub Ploegmakers (Radboud Universiteit)
dr. ing. Jan Veuger MRE FRICS (Saxion University)
Jeroen Beimer MBA (Bouwinvest)
drs. Jos Sentel (Syntrus Achmea Real Estate & Finance)
drs. Kaj Deana (Heimstaden)
dr. Michel Knoppel (Hogeschool van Amsterdam)
Annette van den Beemt - Tjeerdsma MSc (eindredactie)

Raad van Advies

prof. dr. Tom Berkhout (Nyenrode Business University), prof. dr. Jan de Haan (OTB/TU Delft), prof. dr. Pieter Tordoir (Ruimtelijk Economisch Atelier Tordoir), em. prof. dr. Ed Nozeman (Rijksuniversiteit Groningen en Amsterdam School of Real Estate)

Vormgeving en drukwerk

Jubels bv, Amsterdam www.jubels.nl

Real Estate Research Quarterly wordt toegestuurd aan de leden van de VOGON.

ISSN 1570-7814

Real Estate Research Quarterly

Taxatiespecial

VOORWOORD

Beste lezer,

Voor u ligt het tweede nummer van de Real Estate Research Quarterly dat in 2021 verschijnt. Het eerste nummer hoorde eigenlijk nog bij het vorige jaar, maar heeft wat vertraging opgelopen. Het is de bedoeling dit jaar behalve dit nummer nog twee andere te laten verschijnen zodat het blad zijn naam – *Quarterly* – in 2021 weer een beetje eer aandoet.

Graag wil ik u op de hoogte stellen van enkele wijzigingen in de samenstelling van de redactie. We hebben afscheid genomen van Maarten Donkers en Wim van der Post. We danken beiden voor hun inzet voor de redactie in de afgelopen jaren. U kent Wim als co-auteur van diverse artikelen en we hopen dat hij ook in de toekomst zal blijven bijdragen aan dit tijdschrift. Maarten is nog betrokken bij het komende themanummer over vastgoed en gezondheid.

We hebben inmiddels ook een drietal nieuwe redactieleden mogen verwelkomen: Jeroen Beimer, Michel Knoppel en Jantine Schrader. Jeroen is als senior real estate investment strategist verbonden aan Bouwinvest. Michel Knoppel werkt op de Hogeschool Amsterdam, is onlangs gepromoveerd, en maakt al een aantal jaren deel uit van de activiteitencommissie van VOGON. Het is de bedoeling om het onderlinge verband tussen de Real Estate Research Quarterly en de andere activiteiten van de VOGON te verstevigen, bijvoorbeeld door een themanummer af te stemmen op het onderwerp dat centraal staat op het jaarlijkse symposium. Jantine Schrader is programma manager bij de ASRE. Via haar wordt de vanouds bestaande link tussen dit instituut en de redactie gecontinueerd. We zijn blij dat de redactie met de benoeming van deze leden weer op volle sterkte is en vertrouwen op een goede en productieve samenwerking.

Ik maak van deze gelegenheid gebruik om u er op te wijzen dat alle artikelen die in RERQ verschijnen soms al beschikbaar zijn op de website (www.vogon.nl). Als u op de hoogte wilt zijn van de nieuwste artikelen of eerder gepubliceerde artikelen wilt raadplegen, dan kunt u op onze website terecht.

Namens de redactie,

Jan Rouwendal,
voorzitter

Introductie

Is de waarde gek of normaal?

“Wat de gek ervoor geeft!” zou het antwoord kunnen zijn op de vraag “Hoeveel is dit pand waard?” Of is het beter om te kijken naar wat een normaal persoon over zou hebben voor een pand? Of moet je helemaal niet van een fictieve verkoop uitgaan en zijn eigenlijk alleen de toekomstige kasstromen van een specifieke eigenaar belangrijk? Of is de markt dan tòch efficiënt en is het uiteindelijk allemaal hetzelfde? Als deze vragen beantwoord zijn, zou je ook de vraag kunnen stellen hoe je het beste kunt identificeren wie gek is en wie normaal.

Dorinth van Dijk en Jan Rouwendal

Een taxateur als vastgoedpsycholoog lijkt hier een geschikte kandidaat voor, maar wellicht is het verstandiger om identificatie over te laten aan modellen, data en econometristen. Al is er nog wel een lange weg te gaan voordat we computers kunnen inzetten als psychologen. Vooralsnog laat regelgeving louter automatische waardering voor hypotheken niet toe en is er plaats voor zowel fysieke als modelmatige taxaties.

Het mag duidelijk zijn dat er vele vragen zijn rondom het waarderingsproces van heterogene assets als vastgoed. En waarschijnlijk zijn daarop meerdere antwoorden mogelijk. Eén ding is zeker: het is voer voor discussie. In dit themanummer gaan we vanuit verschillende perspectieven in op de waardering en taxaties van vastgoed.

Aart Hordijk geeft in een perspectiefbijdrage zijn blik op de discussie over fysiek en modelmatig taxeren. Hij gaat in op de situatie die ontstaan is na het uitkomen van het rapport van De Nederlandsche Bank uit 2019 waarin problemen rondom woningtaxaties aan het licht zijn gekomen.

Bas Hilgers, Jurre Brantsma en Jacques Boeve onderzoeken hoe automatische waarderingsmodellen voor residentieel commercieel vastgoed kunnen worden opgezet vanuit het perspectief van de taxateur. Tevens gaan de auteurs in op verschillen die optreden tussen fysieke en automatische taxaties.

Het artikel van Marc Francke en David Kroon onderzoekt de rol die nieuwe technieken kunnen hebben bij automatische woningtaxaties. In dit artikel wordt besproken wat de voor- en nadelen zijn van machine-learning methodes ten opzichte van klassieke regressietechnieken.

Christian van der Blonk en Wim van der Post gaan in op de waarde van functieflexibiliteit van de stedelijke plint en hoe dit door taxateurs meegenomen zou kunnen worden. De auteurs geven aan de hand van de reële optietheorie weer hoe het adaptief vermogen van vastgoed gewaardeerd kan worden.

Tom Berkhout introduceert in zijn artikel de begrippen ‘bestendige langetermijnwaarde’ en ‘economische waarde’. Hij geeft weer hoe deze waardedefinities een alternatief kunnen zijn voor marktwaarde.

Ten slotte presenteren Willem Vlaming, Peter van Gool en Alex van de Minne maatstaven voor twee soorten risico tijdens het verkoopproces van commercieel vastgoed. De eerste maatstaf (longitudinaal risico) meet het risico dat waardes kunnen veranderen tijdens het maken van een investeringsbesluit en de daadwerkelijke aan- of verkoop en de tweede maatstaf (idiosyncratisch risico) houdt er rekening mee dat het moeilijk is om de juiste verkoopprijs te vinden.

Het perspectief

Woningtaxaties onder vuur en een vergrootglas

Het valt niet te ontkennen: taxaties zijn vaak onderwerp van gesprek. Of ze te hoog of te laag zijn, er is altijd wel wat over op- of aan te merken. Ongetwijfeld heeft dat te maken met het feit dat een taxatie een zo goed mogelijke schatting is van de 'werkelijkheid', die in de praktijk vrijwel altijd in meer of mindere mate afwijkt van een transactieprijs. Dat komt ook door het fenomeen van de 'outliers', een koper heeft een speciale reden waarom die een object graag wil hebben terwijl de marktwaarde vaak het beste wordt weerspiegeld door wat de Angelsaksen de 'group of most motivated second buyers' noemen, waarvan de biedingen meestal veel dichter bij elkaar liggen. Kortom, er is altijd wel wat over taxaties op te merken.

Prof. dr. Aart Hordijk, emeritus hoogleraar vastgoedtaxaties

Het Perspectief is een redactionele bijdrage
die een actueel verschijnsel op het gebied van vastgoed belicht.

Kritiek van de toezichthouder

Het rapport van De Nederlandsche Bank (DNB) 'De kwaliteit en onafhankelijkheid van woningtaxaties', (2019) nam de woningtaxaties in een analyse onder de loep. De voornaamste conclusies uit dat rapport waren dat:

a. woningtaxaties t.o.v. de koopsom systematisch hoger uitkomen (gemiddeld ca. 5%) zowel in een stijgende als in een dalende markt
b. taxateurs zich laten leiden door de koopsom
c. taxateurs door overwaardering niet onafhankelijk zijn
d. het taxatieproces onder zelfregulering niet goed werkt

Een NRVT (Nederlands Register Vastgoed Taxateurs) commissie bestaande uit leden van de NRVT Expert Commissies en experts van makelaarsorganisaties, heeft zich - op persoonlijke titel - hierover gebogen om na te gaan in hoeverre de uitkomsten en conclusies vanuit de praktijk waren te verklaren. Daarover is overleg gevoerd met de auteurs van het DNB rapport. De analyse leverde de volgende mogelijke verklaringen en nuanceringen op, alsmede een aantal vraagpunten:

a. de verklaring voor de systematische overwaardering is waarschijnlijk te vinden in de waardering op basis van vrij op naam (VON), waarbij de kopers kosten mee worden genomen in de taxatie. Tot voor kort een wijdverbreide usance. In het verleden leverde dat een verschil met de koopsom op van circa 10%. Door de verlaging destijds van de overdrachtsbelasting van 6% naar 2% is dat verschil ten tijde van het DNB onderzoek ongeveer 6%. De vreemde statistische uitschieters die groter zijn dan 50%, zijn mogelijk te verklaren door de overbruggingskredieten waarbij twee woningen als onderpand worden genomen voor één koopsom. Voor beide argumenten kon geen bevestiging worden verkregen omdat daarvoor de gegevens in de database ontbraken.

b. er wordt getaxeerd op basis van de marktwaarde, die gebaseerd wordt op recente vergelijkbare transacties en gecorrigeerd voor de waardeontwikkeling sinds de transactiedatum destijds tot de taxatiedatum. De transactie zelf wordt uiteraard ook meegewogen. Taxateurs doen dat als volgt:
   - transacties uit het verleden worden tijdsgelang gecorrigeerd
   - er wordt een correctie voor leeftijd en verschil in afmeting gemaakt
   - er wordt rekening gehouden met locatie en conditie van het object

   Dit is de reden dat een beperkt aantal goed vergelijkbare transacties voor een betrouwbare vergelijking voldoende zijn: de expertise van de taxateur zorgt dat kwalitatief goed wordt vergeleken. Amerikaans onderzoek (Vandell, K.D., AREUEA 1991[1]) heeft toen al bevestigd dat een klein aantal goed gekozen vergelijkingsobjecten voldoende is voor een betrouwbare vergelijking. Al met al is het daarom niet verwonderlijk dat er dichtbij de koopsom wordt getaxeerd.

c. er is op zijn minst sprake van een 'poging' tot beïnvloeding van de taxateur als de koopsom van tevoren als streef- of wenswaarde wordt meegegeven, zoals sommige consumentenorganisaties voorstaan. Het is dan aan de taxateur om de onafhankelijkheid onder deze druk hoog te houden. Dit betekent echter niet dat de taxatie niet onafhankelijk kan zijn.

d. de uitkomsten van het DNB rapport zijn vanuit de taxatiepraktijk gedeeltelijk te verklaren en wijzen daarom niet perse op systematische fouten in het taxatieproces.

Niettemin deelt de NRVT als register voor gekwalificeerde taxateurs de zorg over de mede door het DNB rapport gesignaleerde 'perverse' druk waaronder de woningtaxateur zijn werk moet doen en is en blijft daarom graag in gesprek met DNB en andere stakeholders over eventueel te nemen stappen om die druk te verminderen.

Modelmatig taxeren

Een andere belangrijke ontwikkeling die zich bij de woningtaxaties voordoet is de modelmatige waardebepaling. Is het altijd nodig om bij woningtaxaties met voldoende goed vergelijkbare transacties een fysieke taxatie uit te voeren of volstaat een modelwaarde uit een grote databank. De NRVT heeft een aparte vakgroep opgericht die de ontwikkelingen bestudeert. De discussie wordt niet alleen in Nederland gevoerd maar ook op Europees niveau. Tijdens een bijeenkomst van de European Banking Association (EBA) stond mass appraisal ook ter discussie en de meningen waren verdeeld. Met name de Scandinavische landen stonden op het standpunt dat statistisch onderbouwde modelwaardes nauwkeurig genoeg zijn om een goede taxatie-waarde te genereren. Het valt niet te ontkennen dat daar onder voorwaarden wel wat in zit. De druk om van mass appraisal bij woningtaxaties gebruik te maken zal door kostenoverwegingen alleen maar toenemen. Bovendien is het risico van het gebruik van modelwaardes door banken met een grote hypotheekportefeuille betrekkelijk klein.

Een paar kanttekeningen:

a. De Europese taxatiestandaarden ontwikkeld door The European Group of Valuers Associations (TEGoVA) schrijven voor dat de taxateur een fysieke inspectie dient uit te voeren. Anders is de taxatie niet compliant met de European Valuation Standards (EVS).
b. De fysieke inspectie wordt mede ingegeven door taxaties van oudere objecten waarvan meestal niet bekend is in hoeverre er goed onderhoud, renovaties, isolatie en modernisering heeft plaatsgevonden.
c. Hoe moeten tuchtzaken en aansprakelijkheid worden geregeld? Hoe kan een modelwaarde überhaupt aansprakelijk worden gesteld? Ligt dat bij de leverancier van de modelwaarde? Hoe verzeker je dat?
d. Er is al enige tijd sprake van een zekere wildgroei in databanken die de mass appraisal processen kunnen voeden. Zonder duidelijke kwaliteitseisen te stellen aan de input van die databanken kan de modelwaarde flink afwij-

ken van de op vergelijkbare transacties gebaseerde berekende waarde door de taxateur.

Vooralsnog stelt de EBA dat mass appraisal als enige uitkomst voor een taxatie verboden moet worden. Wellicht dat er ruimte is voor een nuancering:

Aan de ene kant zal voor gelijksoortige woningen van bijvoorbeeld maximaal 15 jaar oud, een fysieke inspectie weinig meerwaarde hebben. Het is dan wel belangrijk om woningen zoveel mogelijk in homogene segmenten in te delen. Ook is het aan te raden om een taxatie op basis van modelmatig taxeren te laten berekenen op basis van input van meerdere databanken. Overigens kan het voor de taxateur ook een handige ondersteuning zijn bij het taxeren.

Aan de andere kant zal het aantal maatregelen voor verduurzaming van woningen om de klimaatdoelstelling te halen alleen maar toenemen. Daardoor kan het nodig zijn om een fysieke inspectie uit te voeren. Door de veelheid van bestaande en aangekondigde maatregelen zal de kans op een fysieke inspectie alleen maar toenemen. Een andere ontwikkeling is de brandveiligheid. Door toenemende brandschades als gevolg van aanleg van zonnepanelen en waarbij de groepenkast niet of onvoldoende is aangepast op de stroomleverantie, zijn aanvullende veiligheidseisen van de verzekeraars te verwachten.
De discussie wordt ongetwijfeld vervolgd.

REFERENTIE

1 Vandell, K.D., Optimal Comparable Selection and Weighting in Real Property Valuation, AREUEA Journal, Summer 1991

An Experiment within Valuation Practice

Towards Automating Commercial Real Estate Valuations?

In the new decade a lot is expected to change in the way real estate is valued. DNB (2019) recently published a report where an increasing number of stakeholders express concerns about the quality and independence of the current valuation practice. Advances made in terms of data quality, computational power and econometric modeling provide opportunities to improve estimations based on historical evidence. But experts also know that a lot of progress still has to be made before full automation can be achieved. Furthermore, with the decision of the ECB to ban fully automated valuations for real estate mortgages (Tweede Kamer, 2020), the need arises for hybrid approaches where man and machines work in conjunction, each capitalizing their own skills. This article investigates the implementation of data-driven methodologies in the current (commercial) residential valuation practices from a valuer's perspective and discusses findings from an experiment where model estimates are compared to manual valuations to analyze when and why the two might differ.

Bas Hilgers, Jurre Brantsma and Jacques Boeve

1 Introduction

In the absence of continuously traded, deep and securitized markets, real estate valuations perform a vital role in the property market by acting as a surrogate for transaction prices. The main method still used today to estimate valuation input parameters is a direct comparison approach where the value of a property is assessed based on transaction prices of comparable properties. Since properties are never truly comparable these results need to be adjusted for differences in their characteristics. This is often performed manually and is where the 'art' of the profession comes into play. However, this is also the part that is most sensitive to human error and (unintentional) subjectiveness.

There are thus strong arguments in support of new approaches with greater objectivity and reproducibility. In the Dutch owner-occupied residential sector, a large part of the valuations is appraised by so-called Automated Valuation Models (AVM). These statistical models can find patterns within large amounts of data to make predictions and/or provide inferences. Many studies (e.g. Horváth et al., 2016) even show that these models have the potential to outperform manual valuations. For commercial real estate, that is property intended to generate a profit either from capital gain or rental income, there is however yet little evidence on the applicability of such models. This can mainly be traced to the lack of quality data available and heterogeneity between properties which in general result in low fit and out-of-sample performance.

The main challenge the sector is currently facing is to develop and implement new methodologies that get the most out of the relatively little and noisy data available. Additional research is needed to better understand the opportunities, and perhaps more importantly, the limitations of such models as a single 'wrong' estimate could bear significant risk for the parties involved. This article therefore aims to investigate the feasibility of AVM for commercial residential valuations and

how this might work in valuation practice. We cover the following research questions:

- How to develop an AVM for commercial real estate from a valuer's perspective?
- What data is needed for a market value estimate of commercial residential real estate?
- Which type of statistical models compare most to the thought process of the valuers?
- Do complex models provide enough gain to compensate for the loss of interpretability?
- Do we observe patterns in the results where manual reported values differ significantly from model estimates?

The outline of the article is as follows: First we introduce general valuation theory and discuss how AVM might fit in this framework for commercial residential real estate. Second, we cover data requirements of such models and describe the data used in this study. Third, we list methodologies applied and discuss the experimental setup of our research. Fourth, we report key findings and conclude with a discussion about the applicability of AVM in current valuation practice.

2 Property Pricing

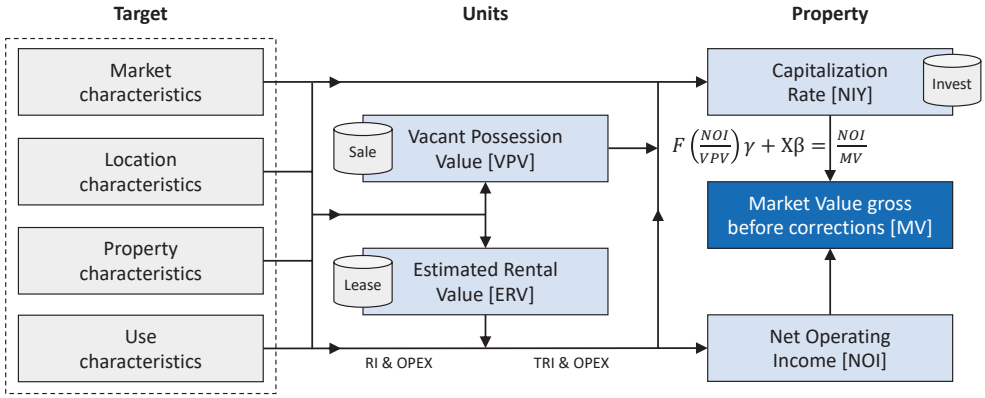
The valuation practice of commercial real estate is mostly concerned with estimating the market value which is defined as the most-likely price a property would transact for in an arm's length transaction at a given reference date. For this task, valuers often adopt a discounted cash flow method where all cash flows over the investment period are discounted back at a rate that reflects a market conform required rate of return. However, this approach has many moving parts that require subjective decisions which in turn can significantly influence the estimate. Therefore, valuers also often adopt a 'short-cut' capitalization method where the first year's Net Operating Income (NOI) is divided by a capitalization (cap) rate that is derived from realized comparable transactions. The final reported value is the deliberate outcome of the reconciliation of both with weights dependent on the certainty of assumptions underlying each method.

Automated Valuations

When discussing Automated Valuation Models (AVM) for commercial real estate, the general goal is to estimate this market value while improving on objectivity, reproducibility and efficiency through patterns in data. Depending on the purpose of the valuation, the interpretability of the result might be just as important as the accuracy of estimates. In this process, the estimation and communication of key market parameters that lead to the final market value could therefore provide essential insights to both valuer and client about the property's performance. There are many ways to model these, each with their advantages and disadvantages. For example, Geltner & De Neufville (2018) apply Monte Carlo simulations to generate Discounted Cash Flows scenarios which are less reliant on data availability but sensitive to chosen input parameter ranges, while Kok et al. (2020) utilize 'big' data and machine learning to optimize predictions but lose most interpretability in its complexity.

In this article, we focus on the estimation of the market parameters that are needed to automate a market capitalization approach (Figure 1). In the case of residential real estate, the Net Operating Income (NOI) is expressed as the net Theoretical Rental Income (TRI) and the Cap Rate is estimated via a set of characteristics of which the ratio between the Vacant Possession Value (VPV) and the NOI was found to be economically most significant. This approach as a base for AVM has the advantage that it aligns well with current valuation practice, including all the familiar steps, and that estimates can be derived from actual market evidence. The limitations are however that estimations could become unreliable when few comparables are available and that auxiliary models are required on multiple datasets to reach the final goal of a market value estimate. Nevertheless, cases where model results become unreliable can be identified and due to the alignment with valuation practice, valuers could add adjustments where necessary. Therefore, it might be more appropriate to define this as a Computer Assisted Modelling Approach (CAMA)

FIGURE 1 ▸ APPLIED AVM STEPS FOR COMMERCIAL RESIDENTIAL REAL ESTATE



or hybrid AVM rather than fully AVM. The remainder of the article focusses on the estimation of the key market parameters by which this automated capitalization approach can be constructed.

3 Data and Descriptive Statistics

Transactional Data

For an AVM to be able to generate estimates of the market parameters, relevant transactional data is required on realised prices including information on relevant characteristics. As shown in the previous section, for the valuation of commercial residential real estate we need estimates of the vacant possession value via sale transactions, market rent via lease transactions and cap rate via investment transactions. The sale and lease transactions in this study are obtained from the largest association of real estate agents and appraiser (NVM) and cover over 75 percent of all residential transactions in the Netherlands. The investment transactions are obtained from Cushman & Wakefield whose experts collect, enrich and validated transactions on a daily basis from a variety of sources. Table 1 provides an overview of variables included in the models.

TABLE 1 ▸ OVERVIEW MARKET TRANSACTIONS AND VARIABLES PER MODEL

	Sale Transactions	Lease Transactions	Investment Transactions
Dependent variable	Price per m^2	Rent per m^2	Net Initial Yield
Market			
Transaction period	2015 – 2020	2015 – 2020	2015 – 2020
Submarket	Neighborhoods	Neighborhoods	Expert Delineated
Property			
Subtype	X	X	X
Size	X	X	X
Age	X	X	X
Energy label	X	X	X
Use			
TRI / VPV	-	-	X
Observations	1,261,595	221,690	4,211

TABLE 2 ▸ DESCRIPTIVE STATISTICS REPORTED MARKET PARAMETERS MANUAL VALUATIONS

	Vacant Possession Value (per m²)	Estimated Rental Value (per month)	Capitalization Rate (net TRI)
Observations	5,166	5,166	4,906
Mean	€ 2,910	€ 998	4.9 %
Std. Dev.	€ 1,031	€ 265	0.8 %
Min	€ 1,145	€ 290	2.1 %
Max	€ 8,171	€ 2,600	9.7 %

Valuation Data

The experimental setup of this article is to compare AVM results to reported values from manual valuations. So, besides transaction data to fit the models, we've collected a sample of 4,906 residential valuations executed in the year 2020 by the valuation department of Cushman & Wakefield, the Netherlands. The sample contains a wide variety of residential valuations spread over the whole Dutch market and made for different valuation purposes and types of clients including housing association and private sector. These reported values are manually calculated based on evidence from comparables and adjusted by experts to match the characteristics of the property to be valued. Table 2 provides descriptive statistics of the market parameter estimates in the valuation sample.

4 Methodologies and Experimental Setup

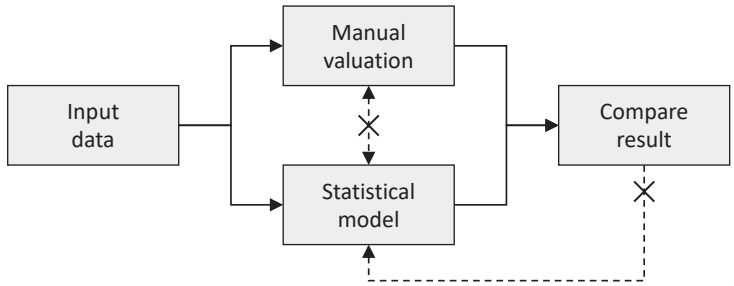
For the estimation of key commercial real estate market parameters, we investigate six different methodologies (referred to as models) of which results are compared to actual valuations. In the selection of models, we considered differences in complexity, alignment with valuation practice and findings from previous literature (e.g. Borst, 2007, McCluskey et al., 2013 & Zurada et al., 2011). The models applied are a parametric Hedonic Price Model (HPM) with time- and market fixed effects, a semi-parametric Geographically- and Temporal Weighted Regression Model (GTWR) and a non-parametric Random Forest (RF) and Gradient Boosting (XGB) model[1]. In addition, we apply a Simple Average Comparables Model (COMP) and a novice Corrected Comparables Model (CCM) which further extends the COMP approach by correcting for differences in characteristics by the coefficients of the HPM.

Rules Experiment

To make the experiment as objectively as possible we set some rules all models follow (Figure 2):

- The experiment covers the entire Dutch residential market. However, to fit the models, smaller samples are constructed based on characteristics of the property to be valued. That is, only transactions within the same (COROP) region are used and for the valuation of single-family properties, multi-family properties are

FIGURE 2 ▸ EXPERIMENTAL SETUP AND EVALUATION PROCESS



excluded and vice versa[2]. The Cap Rate model on the other hand is applied to the whole market due to data limitations and the fact that capital markets are more integration than the asset market.

- All models use the same data sample and transformations to fit the model. These data are also the same the valuer had at the time of valuation.
- No data is used that occurred after the valuation date as valuers also did not had this information and is in line with the definition of market value. New models are fitted at the beginning of each month.
- No information of the valuation is included in the models and no model information is used by the valuations.

Quantifying Performance

While there do not yet exist uniform criteria for the evaluation of AVM, the IAAO (2013) advocate a Median Average Percentage Error (MdAPE) and a Coefficient of Dispersion (COD) measure as standards. Nevertheless, since the distribution of absolute errors are right skewed, the median is more optimistic and less sensitive to outliers than the mean. In practice however the variation of errors is just, if not more, important than the average errors as valuers are responsible for the reported value and large outliers can have serious consequences. Hence, we instead apply a Mean Average Percentage Error (MAPE) and standard deviation of errors to quantify the differences between approaches (Steurer & Hill, 2020). Important to highlight is that in our setup the performance of results does not refer to out-of-sample accuracy of models on realised transactions, but rather to what extent the results align with the reported values by expert valuers.

5 Results

The research questions of this article are answered by comparing automated model predictions of market parameters to what the valuers have reported at the end of the manual valuation process (Figure 2). In particular: Do more complex models provide better performance and if so, is it worth the cost of complexity? Does the number of relevant transactions significantly influence model performance? And do we observe other relevant patterns within the results where performance differs significantly?

Model Complexity

Table 3 shows the overall percentage differences between model results and reported values from manual valuations and the overall variance of the differences. We can observe that more complex models (RF, XGB) perform better than simpler ones (COMPS, CCM, HPM, GTWR). This is as expected as these types of models are trained to optimize predictions and consider relationships in higher dimensions (Mullainathan & Spiess, 2017). Nevertheless, the results also show that the simpler models do not perform much worse, given the same data, while maintaining a better interpretability. That is, we can analyse how a prediction was constructed, either directly through comparables or through marginal

TABLE 3 ▸ OVERALL MAPE PER MODEL PER MARKET PARAMETER WITH STANDARD DEVIATION BETWEEN BRACKETS

	Vacant Possession Value	Estimated Rental Value	Capitalization Rate
COMPS	9.7% (8.6%)	9.6% (9.2%)	10.5% (6.7%)
CCM	9.9% (8.3%)	10.4% (8.9%)	11.2% (6.2%)
HPM	9.6% (8.2%)	10.8% (9.8%)	10.9% (6.8%)
GTWR	10.8% (8.9%)	11.7% (9.9%)	11.0% (6.4%)
RF	9.0% (8.3%)	**8.8%** (9.0%)	9.4% **(5.9%)**
XGB	**8.5% (7.1%)**	9.7% **(8.5%)**	**8.8%** (6.1%)

price effects of characteristics. Depending on the purpose of the valuation, the risk a single 'wrong' prediction might bring or when seeking a synergistic relationship between 'man and machine', this interpretability might be more valuable than the percentage points increase in overall prediction accuracy.

We furthermore can observe that in contrast to the findings of McCluskey et al. (2013), we do not find the GTWR to outperform other models. Although these spatial-temporal econometric models solve some limitations parametric models have, such as constant parameters and MAUP effects (Helbich, 2013), many (e.g. LeSage, 2004 & Borst, 2017) argue that these types of models are great for analytical purposes but not optimal for predictions. Nevertheless, their semi-parametric nature do provide compelling features for real estate value estimations and deserve further investigation.

Transaction Density

Table 4 shows the same model performances but split by transaction density based on the amount of transactions available within proximity. We find significant evidence that in higher transaction density areas the performance of the models is better than in areas with low transaction density. The transaction noise in these regions is most likely lower due to the information availability. Nevertheless, for lease and investment transactions we do not observe clear patters, which may relate to the fact that these models tend to have more difficulties to fit the data regardless of transaction density. Interestingly, we can also observe that complex models perform better than simpler models when transaction density is high, but worse in areas where transaction are scarce. In these markets, models that make stronger assumptions seem to align better with the process of a valuer and is also in line with the bias-variance trade-off theorem on model complexity (Bishop, 2018). Most likely, these models overfit subsets of the sample which is a risk when utilizing these types of models in production.

Unobserved Heterogeneity

Besides the density of transactions available another key factor for accurate estimations is the relevance of the transactions for the property to be valued. For example, if a valuer wants to determine the value of a house with a large garden one requires enough similar property transactions in-sample. When moving to commercial real estate these differences in characteristics (heterogeneity) become more abundant of which many are unobservable (Francke & Minne, 2019). In our study we find significant differences between the performance of housing association and private sector valuations which is likely the result of differences in building quality not observable in our datasets. The properties of housing association are in general of lower quality than the data in our datasets hence, all models tend to overestimate these observations as shown in Table 5. Models that implicitly include this unobserved heterogeneity perform better and might hold more potential in current practice where (commercial) real estate data is still lacking in many ways.

TABLE 4 ▸ MAPE PER MODEL PER MARKET PARAMETER SPLIT BY TRANSACTION DENSITY

	Vacant Possession Value		Estimated Rental Value		Capitalization Rate	
Transaction Density	High	Low	High	Low	High	Low
COMPS	**9.2%**	14.3%	**9.8%**	13.9%	7.1%	6.6%
CCM	**10.9%**	15.1%	10.4%	**9.9%**	**8.5%**	**7.9%**
HPM	**9.1%**	13.0%	10.8%	**6.3%**	**7.5%**	7.6%
GTWR	**10.0%**	10.6%	**9.6%**	11.6%	**7.1%**	7.3%
RF	**7.3%**	12.1%	8.8%	**6.2%**	5.9%	**6.0%**
XGB	**8.9%**	16.3%	9,3%	**6.1%**	**4.4%**	6.8%

TABLE 5 ▸ MAPE PER MODEL PER MARKET PARAMETER SPLIT BY SOCIAL AND PRIVATE PROPERTIES

	Vacant Possession Value		Estimated Rental Value		Capitalization Rate	
Segment	Social	Private	Social	Private	Social	Private
COMPS	10.0%	**9.6%**	13.5%	**8.3%**	14.4%	**7.0%**
CCM	10.8%	**9.8%**	14.2%	**9.1%**	16.1%	**7.8%**
HPM	11.3%	**9.0%**	15.4%	**9.2%**	15.2%	**7.0%**
GTWR	14.4%	**9.6%**	18.1%	**9.8%**	15.4%	**7.1%**
RF	9.5%	**8.9%**	13.8%	**7.2%**	13.7%	**5.5%**
XGB	9.4%	**8.5%**	13.6%	**8.3%**	13.1%	**4.9%**

6 Conclusion and Discussion

The aim of this article was to investigate the potential of Automated Valuation Models (AVMs) for the estimation of market parameters of commercial residential real estate. We've set up an experiment where we compared the outcomes of 4,906 residential valuations made by expert valuers of Cushman & Wakefield in 2020 to the estimates of different (types of) 'data-driven' methodologies. We covered what information would at least be needed to automate the valuation process and investigated significant patterns that arose between the two.

The evaluation of the experiment shows interesting results to our research questions. First, we observe that more complex models, given the same data, perform better overall than simpler ones. Nevertheless, most interpretability is lost in the process and depending on the purpose of the valuation the gain in accuracy might not be worth the costs. Second, we observe that all models perform better in markets where many relevant transactions are available, but also that simpler models provide more robust estimations than complex ones. Third, we observe that while the methods applied are important, quality and availability of relevant market data are paramount. When data is not representative for the property to be valued excessive residuals emerge in all models. Finally, in contrast to the findings of DNB (2019) we do not observe a systematic over-valuation in the results but rather an under-valuation compared to model estimates. Most likely, valuers are more conservative towards previous reported values (smoothing and lagging) than the current market (McAllister et al., 2003). Further research would benefit from investigating whether the findings hold for more extensive model specifications and different property segments.

So, we have seen that with accurate data even the simplest models can provide insightful results while the opposite does not hold true. We strongly believe that it is the synergistic relationship between man and machine that holds the future of the valuation profession. But much research and transparency in practical application still need to be established before these new data-driven approaches become the new valuation standard.

About the Authors

Bas Hilgers MSc is a PhD-candidate at the Vrije Universiteit Amsterdam on the topic of commercial real estate valuations. He also works at the Valuation & Advisory department of Cushman & Wakefield where he investigates the implementation of data-driven methodologies in valuation practice.

Jurre Brantsma MSRE MRICS RT is partner at Cushman & Wakefield and co-heading the residential valuation team. He mainly focuses on large institutional clients that invest in residential properties and is involved in increasing innovations within the Valuation & Advisory department of Cushman & Wakefield.

Jacques Boeve Msc MRE FRICS RT was until March 2021 head of Valuation & Advisory and international partner at Cushman & Wakefield Netherlands. Nowadays he works as an independent real estate advisor. In addition, he regularly gives lectures at universities and courses to real estate specialists on future-proof valuation and the practical application of automated valuation modeling.

For more information about the applied models, additional discussion or other questions, please contact: bas.hilgers@cushwake.com

FOOTNOTES

1 Considerable effort has been made to optimize out-of-sample performance of each model given the data available. Extensive details about the methodologies and model specification are however out of the scope of this article.

2 Further research could benefit from investigating whether this specification choice results in loss of valuable information.

3 For commercial real estate, not only the distance and time might be important for the weighting matrix, but also physical characteristics (Hilgers, 2018).

REFERENCES

- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning* (pp. 147-152). Springer.
- Borst, R. (2007). *Discovering and applying location influence patterns in the mass valuation of domestic real property*. (Doctoral dissertation, University of Ulster).
- Borst, R. (2015). *Improving mass appraisal valuation models using spatio-temporal methods*. International Property Tax Institute.
- De Nederlandsche Bank. (2019). De kwaliteit en onafhankelijkheid van woningtaxaties. *Occasionele Studies*. 117(1).
- Francke, M. & van de Minne, A. (2020). Modeling unobserved heterogeneity in hedonic price models. *Real Estate Economics*.
- Geltner, D. M., & De Neufville, R. (2018). *Flexibility and real estate valuation under uncertainty: A practical guide for developers*. John Wiley & Sons.
- Hager, D. P., & Lord, D. J. (1985). The property market, property valuations and property performance measurement. *Journal of the Institute of Actuaries*, 112(1), 19-60.
- Helbich, M., Brunauer, W., Vaz. E. & Nijkamp, P. (2013). Spatial heterogeneity in hedonic house price models: The case of Austria. *Tinbergen Institute Discussion Paper*.
- Hilgers, B. A. J. (2018). *Automated valuation models for commercial real estate in the Netherlands: Traditional regression versus machine learning techniques*. (Master's thesis, Eindhoven University of Technology).
- Horváth, A., Imre B. & Sápi, Z. (2016). The international practice of statistical property valuation Methods and the possibilities of introducing automated valuation models in Hungary. *Financial and Economic Review*. 15(4), 45-64.
- International Association of Assessing Officers. (2013). *Standard on mass appraisal of real property*.
- Kok, N., Koponen, E. L., & Martínez-Barbosa, C. A. (2017). Big data in real estate? From manual appraisal to automated valuation. *The Journal of Portfolio Management*, 43(6), 202-211.

- LeSage J. P. (2004). A family of geographically weighted regression models. In: Anselin L., Florax R.J.G.M. & Rey S. J. (Ed.) Advances in spatial econometrics. *Advances in spatial science*. Springer.
- McCluskey, W. J., McCord, M., Davis, P. T., Haran, M., & McIlhatton, D. (2013). Prediction accuracy in mass appraisal: A comparison of modern approaches. *Journal of Property Research, 30*(4), 239-265.
- McAllister, P., Baum, A., Crosby, N., Gallimore, P., & Gray, A. (2003). Appraiser behaviour and appraisal smoothing: Some qualitative and quantitative evidence. *Journal of Property Research, 20*(3), 261-280.
- Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives, 31*(2), 87-106.
- Steurer, M. & Hill, R. (2020). Metrics for measuring the performance of machine learning prediction models: An application to the housing market. *Unpublished work*.
- Tweede Kamer der Staten-Generaal. (2020). Aanhangsel van de handelingen: Huizenbezitter honderden euro's extra kwijt aan taxatie.
- Zurada, J., Levitan, A., & Guan, J. (2011). A comparison of regression and artificial intelligence methods in a mass appraisal context. *Journal of Real Estate Research, 33*(3), 349-387.

Automated valuation models

Exploration of a machine learning approach

1 Introduction

Automated valuation models (AVMs) provide efficient means for local government to determine fair and equitable property taxes, for mortgage providers to limit risks, and for asset owners to make complex investment decisions.[1]

Traditionally, AVMs have been econometric models, such as linear regression models. However, recent advancements in the field of machine learning (ML) have opened up a new, and in many fields successful toolbox, providing additional methods for the same data, as well as approaches to access new sources of information and to create new variables.

An important distinction between traditionally applied methods and more recently introduced techniques lies in the structure definition of a model. Econometric models require a model specification – transformation of variables, selection of functional form, interaction effects, and distributional assumptions – prior to estimating parameter values, whereas most ML algorithms determine the model's structure and parameter values simultaneously (Athey, 2018).

This fundamental difference has theoretical consequences that are naturally reflected in practical applications. The main goal of this paper is therefore to discuss how ML algorithms compare to econometric models for residential real estate valuation in theory and to show what these theoretical differences mean in practice.

In Section 2 we discuss the position of ML algorithms within the landscape of AVMs by comparing econometric models and ML algorithms from a theoretical perspective. Section 3 shows two different ML applications within residential property valuation to highlight the advantages and disadvantages of ML algorithms. Finally, Section 4 concludes and provides routes for future research.

David Kroon and Marc Francke

2 Automated Valuation Models

Various parties, such as governments or mortgage providers, are interested in the value of a property at any given moment in time. An indication of a property's market value[2] is only revealed at the time of a transaction. AVMs aim to find the value of any property at any given moment in time, based on a (limited) set of transactions, in what is essentially a direct sales comparison approach. From a technical perspective, the valuation problem requires a (linear) regression model, in real estate finance and urban economics literature called a hedonic price model, see Malpezzi (2002) for an extensive overview of hedonic price models. At the core lies the assumption that a property's value can be broken down into the combined values of its characteristics.

Econometric models and ML algorithms can be used to provide solutions for this problem. Both approaches fit a function, such that we predict a property's value y on the basis of property characteristics X. The main distinction between the two is that econometric models require the user to specify in advance any interactions between characteristics' contributions to a property's value (Mullainathan and Spiess, 2017). ML algorithms aim at finding these relations empirically from the data.

In the next two paragraphs, we consider econometric models and ML algorithms more in-depth. We then point out some of the advantages and disadvantages that both types of methods introduce. While we discuss AVMs in

the context of residential real estate, the differences between econometric and ML methods apply more generally.

2.1 Econometric models

Econometric models require an econometrician to define a model structure prior to parameter estimation, so its functional form, included features, and their transformations and interactions must be 'hardwired'. Practically, it is not feasible simply to try all possible transformations and combinations of features. Mathematically, it can even be impossible to do so, considering for example a linear regression model with more features than observations. Consequently, model structures are generally defined based on the econometrician's understanding of the modeled processes, and the model performance is compared for only a limited number of competing models.

Given a model's structure definition and the assumed statistical distribution of the error term[3], posterior distributions of the parameters β can be derived from observed data (sale prices y and features X). From the posterior distributions one can provide point estimates, such as expected or most likely values, typically denoted by $\hat{\beta}$, and corresponding credible intervals, for each individual parameter. It allows one to perform statistical inference and to make statements on the statistical significance of parameters, for example, what the effect is of wind turbines on the value of nearby properties (Dröes and Koster, 2016). As such, Mullainathan and Spiess (2017) argue that econometric models revolve around correctly estimating parameters β.

Predictive distributions of property values can be derived for individual properties. Expected or most likely values (predicted values), as well as credible intervals (depending on the features of the property), can be computed from these predictive distributions.

2.2 Machine learning algorithms

While econometric models focus on inference on the parameters of interest β, because the functional form and included features are predefined, ML algorithms simultaneously search for a functional form and parameter values. Please note that for most ML algorithms, functional forms and parameter values are not observed, or cannot (easily) be interpreted. Principally, the ML calibration procedure is driven by minimizing a distance measure between observed values y and predicted values $\hat{y}$, e.g. by minimizing the mean of absolute percentage errors (MAPE[4]) between predicted and observed values. Mullainathan and Spiess (2017) therefore argue that ML algorithms revolve around finding $\hat{y}$.

Due to their flexible calibration process, ML algorithms are able to adapt very well to a given data set, and are therefore prone to over-fitting. Adding regularization to a model can mitigate over-fitting by penalizing a model's complexity. However, complexity reduction might also prevent the algorithm from finding variable interactions that do require a high level of complexity. Domain knowledge is often required to successfully engineer features that contain all information, such that the algorithm can extract it.

It should be noted that ML algorithms do not operate completely without structure. Each algorithm requires a set of algorithm-specific hyperparameters that delimit the space within which it is free to calibrate a model. As these hyperparameters are specified by the user, they are usually 'tuned' to select the best-performing model.

Repeated calibrations for the same data set result in different model structures and parameter values. The meaning that can be ascribed to parameters in econometric models can therefore not be attached to parameters in ML algorithms.[5]
Apart from predicting property values, ML algorithms can be used to extract additional information from previously inaccessible sources, such as images and text. These features can

subsequently be used in a machine learning algorithm or econometric model, see Francke and Kroon (2021) for some examples.

2.3 Pros and cons

The nature of econometric models and ML algorithms affects which method is most appropriate under which circumstances. In this section, we highlight the strengths and weaknesses of both types of approaches in relation to property valuation, summarized in Table 2.1.

Variable dependency on space and time

Variables that determine property value can be grouped into property characteristics and spatial features. Both the features and their influence can vary over time and space. In the past decades, hedonic price models have been developed that explicitly handle space and time (see Gelfand et al., 1998; Pace et al., 1998; Anselin and Lozano-Gracia, 2009; Francke and van de Minne, 2020). However, their proper application requires in-depth statistical knowledge and expertise. In contrast, ML algorithms typically assume identically and independently distributed (i.i.d.) error terms (Varian, 2014). Spatial and temporal data violate this assumption. Solutions generally involve incorporating elements from econometric models, although recently ML algorithms have been applied to construct price indices (Dutra Calainho et al., 2020).

Ease of implementation

The process of defining a model's structure, estimating parameter values, and testing model assumptions, can be cumbersome and takes a high degree of expertise of both modeling and the modeled processes. Adding additional variables to an existing model requires repeating the process. ML algorithms demand no pre-defined model structure, except hyperparameter settings. Combined with efficient algorithmic implementations in publicly available software packages, they allow direct calibration of models and easy addition of variables.

Performance

Reliable AVMs predict with an average ratio of predictions to observed sale prices of one, with

TABLE 2.1 ▸ ECONOMETRIC VERSUS MACHINE LEARNING MODELS

Aspect	Econometric models	Machine learning models
Variable dependency on space and time	Tailored solutions exist, but do require in-depth statistical knowledge.	Dependency violates basic assumption of most 'off the shelf' algorithms. Solutions incorporate elements from econometric models.
Ease of implementation	The model estimation process can be cumbersome and requires expertise. Addition of variables involves repeating the process.	Most state-of-the-art algorithms are available in widely used software packages. Addition of variables takes no additional effort.
Performance	Advanced models, e.g. state-space models, are among the most accurate AVMs. Require a limited amount of data.	Off the shelf algorithms easily perform better than simple econometric models, and similar to advanced econometric models. Require relatively many data.
Explainability of predictions	Estimated parameters inherently offer tools to relate predicted values to property characteristics.	Model selection inconsistency prohibits attaching explanatory power to a model's parameters. Existing methods are complex and lack standardization.
Credible intervals	Standard tools exist to give credible intervals for individual predictions.	Existing methods are complex and lack standardization.

minimal dispersion around this average, and with equal accuracy for expensive and cheap properties.[6] ML algorithms can perform similar to advanced econometric models, and easily outperform simple econometric models, such as linear regression models. However, ML algorithms need many observations to learn a structure from the data. In Section 3.2.3 we analyze the impact of sample size on machine learning performance.

Explainability

In many applications it is important to be able to attribute differences in values between properties to differences in their characteristics. Because of their primary goal to estimate model parameters that quantify the predefined model structure, econometric models inherently provide the tools for explainability. On the other hand, ML algorithms' combined search for parameter values and model structure results in complex nonlinear models that vary for each repeated calibration of the model. A substantial body of research is concerned with explainable ML (see for example, Molnar, 2019; Arrieta et al., 2020), but the gap with econometric models remains in terms of complexity and standardization of methods.

Credible intervals

Besides a property value, often credible intervals are needed, depending on the specific property characteristics, for example for mortgage lending in case of a high loan-to-value ratio. For econometric models credible intervals can easily be calculated for both predicted values and parameters, while they are not standard output for ML algorithms, and require additional analysis.

3 Machine Learning for Property Valuation

After discussing advantages and disadvantages of ML algorithms compared to econometric models in the previous section, this section reflects on advantages and disadvantages of ML algorithms in practice, specifically in the context of valuating residential properties. We discuss two separate applications. Firstly, we discuss a hybrid model, in which we include a ML algorithm within an econometric model, combining the relative strengths of both model types, as described in Table 2.1. Secondly, we present the main results of a pilot study, where we use a stand-alone ML algorithm to test its flexibility in terms of adding variables, ease of implementation and performance, while attempting to mitigate the challenges regarding variable dependency on time.

3.1 Hybrid econometric-machine learning models

In this application, we combine the flexibility of ML algorithms to find complex relations between a property's characteristics with the ability of econometric models to model price trends and credible intervals.

The base of our AVM is a hedonic price model, specified as a so-called hierarchical trend model (HTM). The HTM relates the log transaction price $p_{i,t}$ of property i at time t (in months) to:

- The level of the common trend μ at time t in the housing market considered.
- The level of the market segment trend at time t, where the market segment trend is in deviation from the common trend. The market segment is for example defined by district and house type. The district and house type price trends are denoted by λ and θ.
- Property characteristics $x_{i,t}$. They enter the specification in a nonlinear way. Moreover, the corresponding coefficients β_t are allowed to vary over time. The impact of the property characteristics for property i and time t is denoted by $f(x_{i,t}, \beta_t)$.
- Time invariant neighborhood effect φ where neighborhood is more granular than district.

The HTM (Francke and De Vos, 2000; Francke and Vos, 2004; Francke, 2008) is provided by (3.1)

$$p_{i,t} = \mu_t + d_{i,t}^{\lambda}\lambda_t + d_{i,t}^{\theta}\theta_t + f(x_{i,t}, \beta_t) + d_{i,t}^{\phi}\phi + \varepsilon_{i,t} \quad (3.1)$$

where the d's are selection row vectors (containing zeros and a one) to choose per property the appropriate district, house type and neighborhood, and ε is an error term. The common trend μ_t is

modeled as a local linear trend model, the market segment trends λ_t, θ_t and the coefficients of the property characteristics β_t as random walks and the neighborhood effects φ as random effects.

We have investigated replacing the a priori (rigid) specified function $f(x_{i,t}, \beta_t)$ by more flexible ML algorithms, namely a random forest and a neural network, based on sale prices in the period January 2009 to September 2016 in the Netherlands (for details we refer to Ceyhan, 2017). As such, the hybrid model combines the strengths of structured econometric models and flexible machine ML algorithms. It accurately deals with market segment specific price trends, and gives credible intervals for individual price predictions, which are both hard to do with only ML algorithms. It is also able to freely find the complex relations between the property characteristics (such as house and plot size, construction year and house type) and the price. Both ML variants proved to be an improvement over the functional form $f(x_{i,t}, \beta_t)$, as measured by the MAPE in an out-of-sample (a random 20% of the total sample) prediction test. The hybrid models with a random forest and a neural network yielded decreases in MAPE of 1.6% and 2.2%, respectively.

While the hybrid models outperformed the HTM in terms of prediction accuracy, their level of explainability decreased, a pitfall we described in Section 2.3. Especially on the individual level, the utilization of black-box models obscures the influence of the property characteristics on the transaction price. At the same time, the hybrid models did outperform a stand-alone random forest and neural network, showing the relevance of properly accounting for the market segment specific price trends.

3.2 Combining data sources in ML algorithms

In this application, we combine the flexibility of ML algorithms to find complex relations between a property's characteristics with the ability of econometric models to model price trends and credible intervals.

In contrast with the previous model, the application in this subsection concerns a stand-alone ML algorithm. Our main objective in this pilot study is to explore the main advantages of ML: The flexibility to add variables, and the prediction accuracy increase that additional variables might yield, see Section 2.3. Some variables have nationwide coverage, but most municipalities gather additional information that thus covers only a subset of transactions in our data set. In cooperation with three partnerships of municipalities (main cities: Amsterdam, Enschede and Oss, in total 25 municipalities), our investigation focused on integrating these different data sources in our ML algorithm.

A secondary objective is to appropriately consider the price trend, described in Table 2.1 as a challenge for ML algorithms.

3.2.1 Data

We made use of transaction data and property characteristics from Cadastre, Land Registry and Mapping Agency (Kadaster), and enriched these data with information from listing websites. The national data set includes sales in the period March 2012 up to February 2020. The base set of variables in our data set pertains to property characteristics, such as year of construction, plot and floor area, and house type.

We expanded this base data set with a wide range of publicly available resources, providing spatial features. Some of these are available from Statistics Netherlands (CBS) on a neighborhood level, whereas others are sourced from various maps that a range of Dutch government institutes make available. The resulting data sources include socio-economic features (such as population density), physical environmental features (such as levels of noise intensity related to airplanes, trains and cars) and functional environmental features (such as proximities to services and amenities).

Besides the aforementioned nationally available information sources, we have a number of sources at our disposal, supplied by the cooperating municipalities. The sample with extra information

accounts for roughly 10% of all observations. The additional variables include maintenance condition, appearance and quality of the structure (ratings in five categories), the presence and size of annexes, garages, sheds, and so on.

3.2.2 Light Gradient Boosting Machine

To freely explore the possibilities of flexible specifications, we concentrated on a stand-alone ML algorithm. The applied one is the Light Gradient Boosting Machine (LightGBM), which is widely accepted by the ML community as a well-performing algorithm in terms of speed and accuracy for this type of data (Ke et al., 2017).[7] In short, LightGBM is an efficient implementation of the gradient boosting technique that combines a number of regression trees, such that each additional tree predicts the residual of the previous trees combined.

Given that the algorithm operates under the assumption of i.i.d. error terms, it does not incorporate temporal dependencies between sale prices. This necessitates the explicit modeling of a time trend component. As a simple solution, we model market segments trends by monthly averages and train the algorithm on corrected sale prices.

3.2.3 Model performance

National sample and a limited set of characteristics

The algorithm, trained on nationally available data, has an out-of-sample (a random 15% of the total sample) MAPE of 9.3%, see Figure 3.1 for the frequency distribution of the ratio of model value to sale price, and additional performance statistics. Leaving out any groups of features gives decreases in performance, most notably the physical and functional environmental features. Replacing neighborhood characteristics by neighborhood dummy variables, does not improve results, showing that most neighborhood-specific information is contained in our data set. An advantage of including neighborhood features is the potential of attributing feature importance more specifically.

Regional sample and an extensive set of characteristics

ML algorithms tend to perform better with larger cross-sectional data sets, which implies using the national sample. However, the additional information for a subset of municipalities, could distinguish properties that look identical considering only the nationally available information. Merging both sources would introduce many missing values, which are not straightforward to deal with in econometric models.

Harnessing the flexibility of ML algorithms, we have been able to leverage both the sample size of the national sample (more rows), and additional information (more columns) for a subset of municipalities, within a single model, see Figure 3.2.

FIGURE 3.1 ▸ OUT-OF-SAMPLE PERFORMANCE NATIONAL MODEL

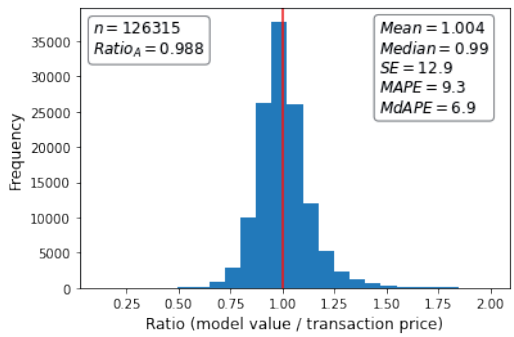


FIGURE 3.2 ▸ REGIONALLY EXTENSIVE VERSUS NATIONALLY LIMITED AVAILABLE DATA

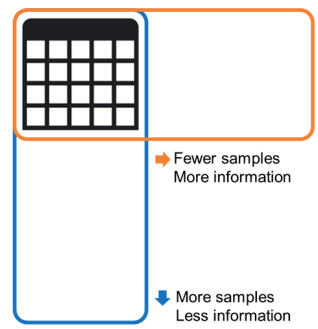


TABLE 3.1 ▸ OUT-OF-SAMPLE PERFORMANCE STATISTICS FOR VARIOUS IMPLEMENTATIONS OF THE ML ALGORITHM

Region	Training set	Extra variables	Ratios Average	Ratios Weighted	MAPE	MdAPE	SE
Amsterdam	Amsterdam	No	1,007	0,983	9	6,7	11,9
(n = 4817)	National	No	1,005	0,986	8,7	6,5	11,7
	Amsterdam	Yes	1,006	0,989	8,5	6,4	11,4
	National	Yes	1,004	0,986	8,3	6,2	11,2
Enschede	Enschede	No	1,006	0,985	10	7,6	13,4
(n = 3504)	National	No	1,006	0,986	9,5	7,2	13,2
	Enschede	Yes	1,005	0,985	9,5	7,3	12,8
	National	Yes	1,005	0,994	8,9	6,9	12,6
Oss	Oss	No	1,007	0,993	9,5	7	13
(n = 2061)	National	No	1,004	0,995	8,8	6,6	12,5
	Oss	Yes	1,004	0,992	8,8	6,4	12,1
	National	Yes	1,003	0,992	8,1	6,3	11,2

Notes: Statistics are provided on the ratio of the predicted value to the observed value. The weighted ratio is the sum of all predicted values by the sum of all observed values. MAPE stands for mean absolute percentage error, MdAPE for median absolute percentage error, and SE for standard error. The extra variables include maintenance condition, appearance and quality of the structure (ratings in five categories), the presence and size of annexes, garages, sheds, and so on.

Table 3.1 presents for the municipality partnerships with Amsterdam, Enschede, and Oss out-of-sample (a random 15% of the sample in these municipality partnerships) performance statistics: average ratios and dispersion measures. We evaluate the performance for different implementations of the ML algorithm: (i) a national or municipal training set, and (ii) without or with additional variables. A couple of conclusions can be drawn:

(i) All models have average ratios close to one, the weighted ratios are somewhat lower, around 0.99. This means that there is no systematic under- or overvaluation, and absence of inequities;

(ii) The ML algorithms trained on the municipal samples with the limited characteristics set perform worst, based on the dispersion statistics;

(iii) The ML algorithms trained on the national sample with the limited characteristics set perform better (compared to the previous one);

(iv) The ML algorithms trained on the municipal samples with the extended characteristics set perform better, in most measures (compared to the previous one);

(v) The ML algorithms trained on the national sample with the extended characteristics set perform best;

(vi) The added value of training on the national sample is the smallest for the largest city (MAPE in Amsterdam from 8.5 to 8.3), and the largest for the smallest city (MAPE in Oss from 8.8 to 8.1).

These results have great implications, namely that we are able to add any variable, regardless of whether the source is available for all observations within our data set. It implies that we can help clients improve the accuracy of their valuations by incorporating any proprietary data that they might have, and at the same time exploit information from the national sample.

Price trend

Additionally, we have evaluated the performance of the model, trained on the national sample, on a test set that is out-of-sample in time, by predicting next month's sale prices, on a rolling window basis, for the months March 2019 up to February 2020.[8] For example, we predict March 2019 sale prices using sales up to February 2019. The model performs as well for predictions in the test set consisting of a random 15% of the total sample, as it does for predictions for a month ahead in time, so outside the training set's sample period. This effectively shows that, for our purposes, we are able to mitigate the challenge listed in Table 2.1, by substituting a simple econometric model.

4 Conclusions and Future Research

The landscape of AVMs for residential properties has traditionally been dominated by econometric models. Developments in recent years in the field of machine learning have brought algorithmic modeling to the mainstream. ML algorithms are a valuable addition to the toolbox, due to the flexibility they offer in terms of finding relationships between variables, adding variables, ease of implementation, and even extracting information from previously inaccessible sources, such as text and images (Francke and Kroon, 2021).

From our research we have found to indeed be able to exploit the flexibility that algorithmic modeling offers:

- ML algorithms are relatively easy to implement, and require less statistical knowledge and experience compared to econometric analysis.
- The out-of-sample performance of machine learning algorithms is at least similar to the performance of advanced econometric models, and has the potential to improve further.
- ML algorithms can handle large numbers of variables, without overfitting the data.
- ML algorithms can easily deal with additional features for only a subset of observations.
- ML algorithms can be combined with econometric models to take at least partial and sometimes full advantage of both types of models.

ML algorithms are easy to apply compared to advanced econometric models, and most likely outperform econometric models in terms of prediction performance, when large numbers of observations and features are available. When numbers of observations are relatively small, econometric models, imposing a priori structure on the data, are likely beneficial for model fit.

At the same time, most stand-alone ML algorithms struggle to incorporate temporal and spatial dependencies, as methods are typically focused on cross-sectional data, assuming identically and independently distributed error terms. Moreover, the lack of explainability and the absence of credible intervals for individual predictions, are important obstacles to use ML algorithms as sole solution in real estate valuation. Perhaps unsurprisingly, explainable machine learning and the computation of credible intervals are the main topics of our ongoing research in the area of machine learning.

About the Authors

David Kroon MSc is research engineer at Ortec Finance, where he works on applying Machine Learning methods to financial modeling.

Prof. dr. Marc Francke is professor of real estate valuation at the University of Amsterdam and head of real estate research at Ortec Finance.

FOOTNOTES

1 An extended version of this article can be found in Francke and Kroon (2021).

2 The estimated amount for which the property should exchange on the date of valuation between a willing buyer and a willing seller in an arm's length transaction after proper marketing wherein the parties had each acted knowledgeably, prudently and without being under compulsion, TEGOVA (The European Group of Valuer Associations) Blue book.

3 And (uninformative) prior distributions for β. We discuss econometric models from a Bayesian perspective.

4 MAPE = $\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\frac{M_i-P_i}{P_i}|$, where P is transaction price, M predicted value, and n the number of observations.

5 The lack of interpretation applies even more to ensemble ML methods, such as boosting and random forests.

6 See the Standard on Ratio Studies (2013), from the International Association of Assessing Officers.

7 See Ceyhan (2017) and Beimer and Francke (2019) for the application of other ML algorithms on sale prices in the Netherlands.

8 We correct for the general price change by the mean monthly sale price.

REFERENCES

- Anselin, L. and Lozano-Gracia, N. (2009). Spatial hedonic models. In Mills, T. C. and Patterson, K., editors, *Palgrave Handbook of Econometrics, Volume 2, Applied Econometrics*, pages 1213– 1250. Palgrave MacMillan.
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, S., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., GilLopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., and Herrera, F. (2020). Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58:82 – 115.
- Athey, S. (2018). The impact of machine learning on economics. In *Economics of Artificial Intelligence*. University of Chicago Press.
- Beimer, J. and Francke, M. K. (2019). Out-of-sample house price prediction by hedonic price models and machine learning algorithms. *Real Estate Research Quarterly*, 2019(2):13–20.
- Ceyhan, C. (2017). Evaluation of machine learning techniques for house valuations. Technical report, Erasmus University Rotterdam, Econometrics & Management Science, Master thesis.
- Dröes, M. I. and Koster, H. R. A. (2016). Renewable energy and negative externalities: The effect of wind turbines on house prices. *Journal of Urban Economics*, 96:121–141.
- Dutra Calainho, F., van de Minne, A. M., and Francke, M. K. (2020). A machine learning approach to price indices: Applications in real estate. Technical report, SSRN: https://ssrn.com/abstract=3689632.
- Francke, M. K. (2008). The hierarchical trend model. In Kauko, T. and d'Amato, M., editors, *Mass Appraisal Methods. An International Perspective for Property Valuers*, pages 164–180. Wiley-Blackwell RICS Research.
- Francke, M. K. and De Vos, A. F. (2000). Efficient computation of hierarchical trends. *Journal of Business and Economic Statistics*, 18:51–57.
- Francke, M. K. and Kroon, D. P. (2021). Machine learning in real estate valuation. Technical report, Ortec Finance, R&D Labs.
- Francke, M. K. and van de Minne, A. M. (2020). Modeling unobserved heterogeneity in hedonic price models. *Real Estate Economics*, https://doi.org/10.1111/1540-6229.12320.
- Francke, M. K. and Vos, G. A. (2004). The hierarchical trend model for property valuation and local price indices. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 28:179–208.
- Gelfand, A. E., Ghosh, S. K., Knight, J. R., and Sirmans, C. F. (1998). Spatio-temporal modeling of residential sales data. *Journal of Business and Economic Statistics*, 16:312–321.
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., and Liu, T.-Y. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. In Guyon, I., Luxburg, U. V., Bengio, S., Wallach, H., Fergus, R., Vishwanathan, S., and Garnett, R., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 30, pages 3146–3154. Curran Associates, Inc.
- Malpezzi, S. (2002). Hedonic pricing models and house price indexes: A select review. In Gibb, K. and O'Sullivan, A., editors, *Housing Economics and Public Policy: Essays in Honour of Duncan Maclennan*, pages 67–89. Oxford: Blackwell Publishing, U.K.
- Molnar, C. (2019). *Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Leanpub, https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/.

- Mullainathan, S. and Spiess, J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2):87–106.
- Pace, R. K., Barry, R., Clapp, J. M., and Rodriquez, M. (1998). Spatiotemporal autoregressive models of neighborhood effects. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1):15–33.
- Varian, H. R. (2014). Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2):3–28.

De waarde van functieflexibiliteit van de stedelijke plint

Als overgang tussen de publieke en private ruimte vervult de stedelijke plint een belangrijke rol in de stedelijke omgeving. Een hoog adaptief vermogen van het vastgoed in de plint genereert, zowel maatschappelijk als financieel, potentiële meerwaarde. Zodra deze financiële meerwaarde aantoonbaar is en systematisch onderbouwd kan worden, biedt de plint voor ontwikkelaars en beleggers een drijfveer om te investeren in adaptief vermogen. Dit artikel gaat aan de hand van de reële optietheorie in op het kwantitatief vaststellen van de meerwaarde van adaptief vermogen. De belangrijkste conclusie is dat adaptief vermogen door functiewijziging van de stedelijke plint inderdaad van significante meerwaarde kan zijn, hoewel een intrinsieke meerwaarde op dit moment niet aantoonbaar is.

Christian van der Blonk en Wim van der Post

Functieflexibiliteit en waarde

Veranderende wensen en behoeften van gebruikers in de toekomst kunnen leiden tot andere eisen ten aanzien van huisvesting. Deze dynamiek staat op gespannen voet met de lange levensduur van vastgoed en de hoge aanvangsinvestering bij de (her)ontwikkeling ervan. Een hoge mate van aanpasbaarheid of adaptief vermogen van het vastgoed kan een belangrijke bijdrage leveren aan het reduceren van deze risico's (Barman en Nash, 2007). Adaptiviteit gaat vooral om bouwkundige en ruimtelijke flexibiliteit waarbij in de meest vergaande vorm een functiewijziging mogelijk is indien dit alternatieve gebruik tot een beter functioneren en renderen van het vastgoed leidt. Deze vorm van adaptiviteit, waarbij sprake is van functiewijziging, wordt hier gedefinieerd als 'functieflexibliteit'. Naast adaptief vermogen in ruimtelijke en bouwkundige zin vereist functieflexibliteit ook een juiste juridische en publiekrechtelijke basis zoals bestemmingsplan of erfpachtvoorwaarden. In sommige gevallen vraagt functieflexibiliteit ook om bepaalde omgevings- en locatiekenmerken. Detailhandel kan bijvoorbeeld kansrijker zijn indien sprake is van een gunstige ligging ten aanzien van loopstromen of een clustering van meerdere winkels/supermarkt om voldoende schaal te kunnen bieden (Van Pieterson, Van der Post & Droes, 2019). Een minder optimale of zelfs conflicterende ligging of positionering kan dus ook de functieflexibiliteit verlagen.

De mate van functieflexibiliteit vormt dus een maatstaf voor de toekomstbestendigheid. Flexibiliteit in de aanwendbaarheid heeft daardoor een potentiële financiële waarde. Deze waarde ontstaat doordat een object in staat is om op lange termijn voor de investeerder/eigenaar een optimaal rendement te realiseren door het kunnen huisvesten van een zo hoogwaardig mogelijke gebruiksfunctie (Hermans, Geraedts, Van Rijn & Remøy, 2014). De flexibiliteit om een object van functie te laten wijzigen is feitelijk een optie: de houder heeft het recht deze onderliggende waarde op een later tijdstip te benutten. De empirische literatuur omtrent de waarde van deze optie is beperkt. Childs, Riddiough, & Triantis (1996) constateerden in een dataset van kantoren in de Verenigde Staten dat bij relatief lage transformatiekosten de meervoudige bestemming van een pand een significant hogere bijdrage levert aan de waarde. Deze bijdrage is hoger naarmate huren gevoeliger zijn voor veranderingen in het aanbod. Linssen (2015), Lolkema (2016) en Damhuis, Van der Post en Konadu (2018) komen

tot significant aantoonbare waarde-effecten van functieflexibiliteit binnen de Nederlandse context. Onderbelicht blijft de vraag in hoeverre taxateurs de potentiële waarde van functieflexibiliteit kunnen duiden. Helder is dat dit vraagt om een andere benadering dan het huidige instrumentarium (Van der Blonk, 2018).

Het onderzoeksobject: de stedelijke plint

Een stedelijke plint bevat eigenschappen die het tot een relevant onderzoeksobject voor functieflexibiliteit maakt. Allereerst geldt dat de stedelijke plint als overgang tussen het publieke en private domein een belangrijke positie bekleedt in de stedelijke ruimte. De stedelijke plint bepaalt in sterke mate de beleving en het functioneren van het straatbeeld en kent daardoor een sterke relatie met de vitaliteit, veiligheid en aantrekkingskracht van de stad (Stipo, 2016). Deze bijzondere positie leidt ertoe dat, indien er sprake is van functionele of economische veroudering van het vastgoed in de plint, de impact hiervan groot is. Daarmee is een hoge toekomstwaarde van de plint niet alleen relevant voor de eigenaar of investeerder, maar ook voor het goed functioneren van de stad.

De plint is ook een relevant onderzoeksobject omdat deze van zichzelf al 'functieflexibel' is qua gebruik. Zowel de functie wonen, werken als een publieke voorziening kan zich huisvesten in de plint. Daarmee ontstaat een zekere concurrentiewerking in het gebruik van de plint. Dit meervoudige gebruik vraagt om verschillende eigenschappen van gebouw en omgeving.

Een derde argument, in het verlengde van de bovenstaande aspecten, is de complexiteit van stedelijke plinten vanuit het ontwikkelperspectief. De begane grond in een stedelijke omgeving is veelal een lastige ontwikkelopgave. Belangrijke oorzaak is de combinatie van eigenschappen die een plint bevat. Daarbij kan de plint ten opzichte van de hoofdfunctie van het gebouw een afwijkende functie hebben. In combinatie met de dynamiek van en de druk op de stad als vestigingslocatie ontstaat een brede aanleiding om na te denken over de meerwaarde van het adaptief vermogen van plinten.

De waardering van functieflexibiliteit: huidige praktijk

De mogelijkheid tot functiewijziging van vastgoed kan een directe meerwaarde bieden. Er is sprake van een intrinsieke meerwaarde als vanuit functieomzetting direct een hogere waarde van het vastgoed ontstaat die minimaal de omzettingskosten dekt. Echter, ook wanneer de waarde van een alternatief gebruik op dit moment lager is dan het huidige gebruik, kan dit bij veranderende marktomstandigheden op termijn een meerwaarde bieden. De mogelijkheid tot functiewijziging biedt immers meer flexibiliteit bij de verhuur of verkoop op termijn en heeft een risicoreducerend karakter in de onzekere toekomst.

Vanuit de internationale taxatiestandaarden (IVS) wordt deze potentiële flexibiliteitswaarde niet als zodanig erkend. Het voorgeschreven principe van '*highest and best use*' (HABU) gaat uit van de intrinsieke (meer)waarde van functieflexibiliteit op één peildatum. Dit zegt echter niets over de toekomstwaarde. Bij HABU geldt een ééndimensionale benadering waarbij eventuele keuzes tot omzetting naar een ander type gebruik, als sturingsinstrument, worden genegeerd in de waardebepaling. Dit komt ook naar voren in de toepassing van het instrumentarium. De *discounted cashflow*-methode en BAR/NAR-methode gaan uit van een ééndimensionale benadering en hebben een deterministisch karakter (cf. Roodhof, 2012; Kaman, 2012). In werkelijkheid is sprake van een stochastisch proces waar veranderingen, onzekerheden, competitie en interacties een rol spelen. Daarbij kan mogelijk gedurende de beschouwingsperiode worden geanticipeerd op risico's en kansen door sturing te geven en andere keuzes te maken (Trigeorgis, 1993). Tevens kunnen eerder gemaakte keuzes worden her-

Definitie 'highest and best use'
"The highest and best use is the use of an asset that maximizes its potential and that is possible, legally permissible and financially feasible. The highest and best use may be for continuation of an asset's existing use or for some alternative use." (IVSC, 2017)

overwogen wanneer de exogene condities zijn gewijzigd en rendementsmaximalisatie daar om vraagt (Kulatilaka, 1993). Andere keuzes en bijsturing kunnen resulteren in een verbetering van de (financiële) positie van de eigenaar/investeerder en het beter functioneren van het vastgoed.

Op basis van empirisch onderzoek is bovenstaande constatering getoetst in de praktijk. Uit een enquête onder 40 taxateurs blijkt dat de mogelijkheid tot functiewijziging bij 90% van de taxateurs geen kwantitatieve surplus op de marktwaarde kan bieden behalve als sprake is van een intrinsieke meerwaarde op de peildatum en het principe van 'highest & best use' (HABU) van toepassing is. Echter, veel taxateurs (82%) erkennen wel dat functieflexibiliteit, alhoewel niet zichtbaar in de hoogte van de taxatiewaarde, wel van invloed kan zijn op de waarde. Dit is hoofdzakelijk gebaseerd vanuit het perspectief van een individu, waarbij een meerwaarde in kwalitatieve zin wordt benoemd bij de waardebepaling. Dit sluit grotendeels aan bij onderzoek van Hoeke (2017) onder 72 Nederlandse taxateurs, die stelt dat '*de waarde van opties niet expliciet worden berekend, maar eerder in het aanvangsrendement of in de disconteringsvoet de potentie wordt "verstopt".*'

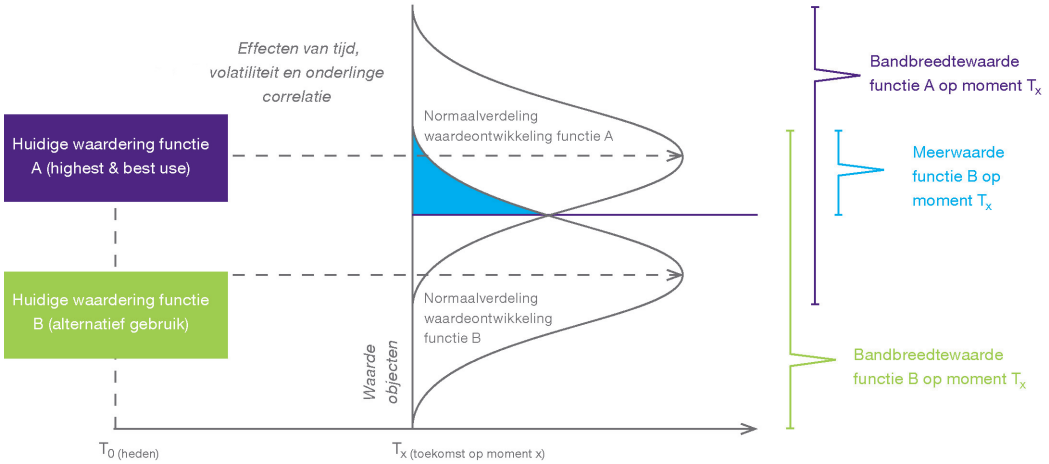
Kortom, de huidige taxatievoorschriften negeren een potentiële (meer)waarde van functieflexibiliteit. Alleen een directe meerwaarde vanuit functieomzetting, een intrinsieke waardesprong op het moment van waarderen, kan een meerwaarde creëren. Deze conclusie lijkt op gespannen voet te staan met eerdere constatering dat functieflexibliteit een meerwaarde in de toekomst kan bevatten.

Alternatieve benadering: de reële optiewaarde van functieflexibiliteit

De reële optietheorie biedt een alternatieve benadering van flexibiliteitswaarde, waarbij invulling wordt gegeven aan de mogelijkheid om gedurende de beschouwingsperiode te anticiperen op risico's en kansen door sturing te geven en andere keuzes te maken (Black & Scholes, 1973). De mogelijkheid tot functiewijziging vormt volgens Margrabe (1978) een switchoptie. Margrabe stelt dat de waarde hiervan wordt bepaald door de kans dat op termijn sprake is van een intrinsieke meerwaarde vanuit functiewijziging. Oftewel, de kans dat gedurende een vastgestelde termijn de waarde van een alternatief gebruik de waarde van het huidige gebruik overstijgt. Daarmee is de optiewaarde een uitkomst van de kans op een intrinsieke meerwaarde op termijn.

Figuur 1 laat schematisch zien hoe een meerwaarde vanuit functieomzetting naar een alternatief gebruik tot stand komt op basis van twee type

FIGUUR 1 ▸ SCHEMATISCHE WERKING VAN DE REËLE-OPTIETHEORIE BIJ FUNCTIEOMZETTING



functies (A in paars en B in groen). De horizontale as geeft de tijd weer met twee momenten: T_0 (heden) en T_x (toekomst). De verticale as geeft de financiële waardering van functie A en B weer. De prijsontwikkeling tussen heden (T_0) en toekomst (T_x) ontwikkelt zich conform de normaalverdeling waarbij de verwachte waarde op T_x zich binnen een bandbreedte van een normaalverdeling bevindt. In de figuur worden deze normaalverdelingen van beide functies weergegeven op de verticale as. Een intrinsieke meerwaarde vanuit functieomzetting ontstaat wanneer functie B de waarde van functie A op T_x overstijgt. Meerwaarde is hier gedefinieerd als een positief verschil tussen de waarde van beide functies gecorrigeerd met kosten voor functieomzetting (o.a. huurderving en/of verbouwingskosten). In figuur 1 is sprake van een meerwaarde en deze is weergegeven met het blauwe vlak. De hoogte van de optiewaarde, oftewel de toekomstwaarde van een functiewijziging, wordt bepaald door de kans dat functie B op termijn een hogere waarde heeft dan functie A. Hoe groter deze kans (blauwe vlak), hoe hoger de optiewaarde en dus de waarde van functieflexibliteit. De omvang van deze waarde hangt sterk samen met de volatiliteit in waardeontwikkeling van functie A en B (de breedte van de normaalverdelingen), de correlatie tussen functie A en B (de samenhang in de waardeontwikkeling van beide functies), de gehanteerde tijdsperiode, de netto kasstroom uit de exploitatie van functie A en B, de omvang van de omzettingskosten en het verschil in waarde van beide functies.

Flexibiliteitswaarde van de stedelijke plint: multiple casestudy-onderzoek

In een multiple casestudy-onderzoek zijn acht casussen en achttien realistische functiewijzigingen onderzocht op de waarde van functieflexibliteit. Per casus zijn dus meerdere type functiewijzigingen onderzocht. Hierbij is zowel de intrinsieke meerwaarde conform het HABU-principe als de reële optiebenadering toegepast. De casusselectie betreft een selecte steekproef waarbij specifiek is gezocht naar voor dit onderzoek relevante casussen met realistische mogelijkheden voor transformatie op object- en gebiedsniveau. Er is gezocht naar verscheidenheid in het type functiewijziging waarbij elke functie (wonen, kantoor/dienstverlening en detailhandel/horeca) in minstens vier casussen als huidige functie voorkomt. Op deze wijze ontstaat inzicht in de invloed van de diverse typen functieomzettingen. De functiewijziging van wonen naar detailhandel ontbreekt aangezien dit in geen van de casussen een reële mogelijkheid bleek.

De berekening van de optiewaarde is gebaseerd op een rekenkundige benadering die Margrabe (1978) heeft gepubliceerd. Per specifieke functieomzetting zijn de parameters bepaald voor marktwaarde (huidig gebruik en toekomstig gebruik), omzettingskosten (verbouwingskosten en inkomstenderving), de jaarlijkse vergoeding vanuit het gebruik (netto kasstroom), volatiliteit (standaarddeviatie van waardeontwikkeling per type functie) en de correlatiecoëfficiënt van de waardeontwikkeling van het huidige en toekomstige gebruik. Een gedetailleerd inzicht in deze parameters per afzonderlijke casus en de rekenkundige aanpak is beschreven in het onderzoeksrapport (Van der Blonk, 2018).

Tabel A geeft per type functieomzetting inzicht in de uitkomsten van de casussen. De percentages in de tabel bieden inzicht in de meer- of minderwaarde van functieomzetting ten opzichte van de huidige (markt)waarde van de plint.

Uit de tabel blijkt een gemiddelde intrinsieke meerwaarde door functiewijziging van -/- 23,1% ten opzichte van de huidige waarde (-/-12,5% tot -/-33,7% binnen de 95% bandbreedte). Vanuit dit perspectief gezien, heeft functieflexibiliteit dus geen meerwaarde maar een 'minderwaarde'. Het omzetten van de huidige functie naar een alternatief gebruik, inclusief de kosten voor omzetting, resulteert in een waardeverlies van gemiddeld bijna een kwart van de huidige waarde. Overigens geldt dat er voor de functieomzetting van kantoor naar detailhandel wel sprake is van een intrinsieke meerwaarde (22,2%) al betreft dit een enkele specifieke casus.

TABEL A ▸ RESULTATEN CASESTUDY-ONDERZOEK MET BANDBREEDTEN PER TYPE FUNCTIEWIJZIGING

Functieomzetting			Intrinsieke meerwaarde			Reële-optiewaarde		
Huidige gebruik	Alternatief gebruik	Aantal	Gemid-delde	Onder-kant	Boven-kant	Gemid-delde	Onder-kant	Boven-kant
Woning	Kantoor / dienstverlening	4	-/- 45,3%	-/- 53,4%	-/- 37,2%	0,0%	0,0%	0,0%
Kantoor / dienstverlening	Horeca / detailhandel	1	22,2%	11,4%	32,9%	7,3%	2,8%	14,9%
Kantoor / dienstverlening	Woning	3	-/- 0,5%	-/- 14,3%	13,2%	19,5%	14,5%	25,4%
Detailhandel/ horeca	Kantoor / dienstverlening	5	-/- 29,9%	-/- 38,8%	-/- 21,0%	1,3%	0,6%	2,5%
Detailhandel/ horeca	Woning	5	-/- 21,2%	-/- 33,6%	-/- 8,8%	12,0%	8,3%	16,5%
Totaal		**18**	**-/- 23,1%**	**-/- 33,7%**	**-/- 12,5%**	**7,4%**	**5,0%**	**10,3%**

De reële-optiebenadering komt tot een gemiddelde (optie)waarde van 7,4% met een bandbreedte van 5,0% tot 10,3% (95% zekerheid). Oftewel, gemiddeld ontstaat een meerwaarde van 7,4% op de huidige (markt)waarde op basis van de onderzochte achttien functiewijzigingen. De omzetting naar wonen kent daarbij een opvallend hoge optiewaarde. Deze bevinding sluit aan bij eerder onderzoek van Damhuis et. al (2018). Andersom kent het omzetten van wonen naar kantoor nagenoeg geen waarde. Wanneer sprake is van hoge omzettingskosten, een relatief kleine volatiliteit in de waardeontwikkeling en/of een hoge correlatie in de waardeontwikkeling van beide functies, blijkt dat functieflexibiliteit nagenoeg geen optiewaarde oplevert. Dit is veelal het geval bij het huidig gebruik van de plint als woning. Daarnaast vraagt een significante optiewaarde om een bepaalde mate van concurrentie tussen huidig en toekomst gebruik. Wanneer sprake is van een groot verschil in marktwaarde tussen beide functies, eventueel versterkt door hoge omzettingskosten, is vrijwel geen sprake van meerwaarde van functieflexibiliteit. Het kader hieronder beschrijft ter illustratie van de aanpak, een voorbeeldcasus.

Praktijkvoorbeeld: kantoorplint Amsterdam-West

Als voorbeeldcasus geldt een commerciële plint van een complex in Amsterdam-West. Het betreft een ruimte op de begane grond van 600 m² vvo die is verhuurd als kantoorruimte. De mogelijkheid bestaat om de plint te transformeren naar zes appartementen van elk gemiddeld 90 m² gbo. De andere uitgangspunten zijn benoemd in tabel 1. Hieruit blijkt dat het gebruik van het kantoor een hogere waarde kent dan functieomzetting naar wonen. De omzettingskosten blijken namelijk hoger dan de waardestijging bij omzetting van de kantoorruimte naar zes appartementen. De omzetting naar appartementen heeft in beginsel een negatieve waarde van -/- € 0,2 mln. (= € 2,2 mln. -/- € 1,6 mln. -/- € 0,8 mln.). Kortom, de huidige functie (kantoor) geldt op basis van het HABU-principe als uitgangspunt voor de waardering en vormt de meest optimale aanwending van de plint op dit moment.

Tabel 1: Uitkomsten waardering op basis van HABU

	kantoor	wonen
Verhuurbaar oppervlak	600 m2 vvo	6 x 85 m2 gbo
Huurinkomsten	€ 175,- p.m2 p.j.	€ 1.350,- p.m.
Jaarhuur	€ 105.000,-	€ 97.000,-
BAR (%)	6,5%	4,5%
Marktwaarde (€)	€ 1,6 mln.	€ 2,2 mln.
Kosten omzetting	-	-/- € 0,8 mln.
Waarde object	**€ 1,6 mln.**	**€ 1,4 mln.**

*In dit voorbeeld wordt voor de eenvoud uitgegaan van een object vrij van verhuur en zonder correctie voor kosten koper.

Praktijkvoorbeeld: kantoorplint Amsterdam-West (vervolg)

Indien de mogelijkheid tot functieomzetting als reële optie wordt gewaardeerd (tabel 2), ontstaat een ander perspectief op de waarde van functiewijziging. Er blijkt een reële kans te bestaan op een meerwaarde van de omzetting naar appartementen op termijn. Dit betekent een surplus, uitgedrukt in een waarde per heden, van 15% op de huidige waarde van de plint als kantoorruimte. Een potentiële koper zou, uitgaande van geloof in de genoemde parameters en methodiek, dus bereid zijn om voor deze optie tot functieomzetting € 0,2 mln. extra te betalen als vergoeding voor de kans op omzetting naar wonen op termijn van de plint. Dit is de waarde van de flexibiliteitsoptie boven op de waarde van de plint als kantoor in huidige staat.

Tabel 2: Uitkomsten reële-optietheorie

	kantoor	wonen
Marktwaarde (€)	€ 1,6 mln.	€ 2,2 mln.
Kosten omzetting (€)	-	-/- € 0,8 mln.
Volatiliteit (standaarddeviatie)	5,7%	8,2%
Correlatiecoëfficiënt	0,78	
Looptijd exploitatie	25 jaar	
Optiewaarde (% marktwaarde)	€ 0,2 mln. (15%)	
Waarde incl. optiepremie	**€ 1,6 + € 0,2 = € 1,8 mln.**	

Op basis van gesprekken met de beleggers/ontwikkelaars van de onderzochte casussen blijkt, dat de gezamenlijk gedragen mening is dat functieflexibiliteit van meerwaarde kan zijn. Flexibiliteit in de aanwending van de plint biedt keuzevrijheid voor optimalisaties in gebruik/verhuur en geeft risicoreductie op de investering. Dit geldt hoofdzakelijk voor het gebruik van de plint voor detailhandel/horeca of kantoor/dienstverlening waarbij de functieomzetting naar wonen een bepaalde mate van zekerheid kan verschaffen. Echter, ook hier geldt dat functieflexibiliteit niet expliciet in geld wordt uitgedrukt. Het wordt met name als kwalitatieve eigenschap benoemd bij een investeringsbeslissing. Daarbij geldt dat functieflexibiliteit hoofdzakelijk als terugvaloptie wordt gezien en in die zin door beleggers wordt beschouwd als een risicomaatregel.

Het ontbreekt beleggers en ontwikkelaars aan een goede kwantitatieve afweging tussen de kosten en opbrengsten van functieflexibiliteit. Uit de gesprekken met beleggers blijkt dat sentimenten en risicoaversie leidend zijn in de keuze om wel of niet te investeren in functieflexibiliteit. De focus bij vastgoedinvesteringen ligt vooral op functieflexibiliteit als instrument voor risicobeheersing in kwalitatieve zin en minder op rendementsoptimalisatie.

De keuze van beleggers en ontwikkelaars om te investeren in adaptief vermogen van vastgoed is hoofdzakelijk kostprijs gedreven en in mindere mate gericht op de opbrengstpotentie van functieflexibiliteit. De vraag wat flexibiliteit nu werkelijk in geld waard is, blijft onbeantwoord. Er vindt geen financiële afweging plaats van de waarde van functieflexibiliteit afgezet tegen de inspanningen (bijvoorbeeld voor het verkrijgen van een publiekrechtelijke bestemming) en kosten (bijvoorbeeld de bouwkundige meerkosten van een hogere verdiepingshoogte). Meer inzicht in de potentiële waarde kan leiden tot andere strategische afwegingen. Het expliciet maken van de flexibiliteitswaarde kan helpen bij het maken van een optimale financiële afweging tussen de (marginale) kosten en opbrengsten van functieflexibiliteit of adaptief vermogen van vastgoed. Een belegger of ontwikkelaar zal vanuit financieel oogpunt alleen investeren als de marginale kosten worden afgedekt vanuit de marginale opbrengsten. Financieel kan worden gezocht naar een optimum waarbij de meerkosten (bijv. door een hoge verdiepingshoogte of vrije indeelbaarheid) worden afgezet tegen de marginale opbrengsten van functieflexibiliteit. Een financieel optimum ontstaat op het moment dat marginale kosten niet langer leiden tot verhoging van de opbrengsten met dezelfde omvang. Dit vraagt echter wel om een kwantitatieve waardering van flexibiliteitswaarde, zowel in kosten als opbrengsten.

Kortom, het financieel waarderen van flexibiliteit maakt het mogelijk om een rendabele investering in adaptiviteit te doen. Dit resulteert in plinten die eenvoudig aangepast kunnen worden aan de vraag van de toekomstige gebruiker met wensen en behoeften die we nu nog niet kennen. In de huidige praktijk blijken investeerders en taxateurs functieflexibiliteit vooral kwalitatief te beoordelen waardoor er geen sprake is van een expliciete financiële afweging om daadwerkelijk te (kunnen) investeren in functie-flexibiliteit. De HABU-benadering, voorgeschreven bij een taxatie, beperkt zich tot terugkijken en het hanteren van een ééndimensionale benadering bij een waardebepaling. Bij functieflexibliteit gaat het juist om de toekomstwaarde en het waarderen en omgaan met onzekerheden. Beide invalshoeken lijken lastig te verenigen maar de stedelijke opgaven van de toekomst, met thema's als stedelijke verdichting, mixed-use en adaptiviteit van de stad, vragen om meer aandacht voor het begrip van toekomstwaarde. Daarbij geldt dat adaptiviteit van gebouwen een antwoord is op de vraag naar circulariteit. Een plint geschikt voor meerdere type gebruik en eenvoudig aanpasbaar aan de gebruiker van de toekomst is immers een optimale invulling van hergebruik van bestaand vastgoed.

Conclusie

In dit artikel is uiteenzet hoe functieflexibiliteit een financiële meerwaarde kan hebben voor de ontwikkeling en waardering van vastgoed in stedelijke plinten. Het blijkt dat functieflexibiliteit van substantiële meerwaarde kan zijn, ook al is op dit moment geen sprake van een intrinsieke meerwaarde vanuit het HABU-principe. Het huidige waarderingsinstrumentarium en de taxatievoorschriften bieden onvoldoende handvatten om deze flexibiliteitswaarde in geld uit te drukken. De reële-optietheorie hanteert een andere benadering en maakt het wel mogelijk om de waarde van functieflexibiliteit expliciet te maken. Daarmee biedt deze benadering een aanvulling op het bestaande instrumentarium voor het waarderen en taxeren van vastgoed.

Een tweetal kritische kanttekeningen zijn daarbij relevant. Allereerst gaat het in dit onderzoek om een selectie van plinten die op voorhand positieve eigenschappen bezitten om functieflexibiliteit mogelijk te maken. Dit maakt dat het generaliseren van de uitkomsten van de casussen niet realistisch is.

Een tweede kanttekening is gericht op de empirische onderbouwing of het gebrek daaraan. De uitkomsten van de reële-optiebenadering zijn niet getoetst aan de werkelijke prijsvorming in de markt maar beperken zich tot een modelmatige benadering om flexibiliteitswaarde expliciet te kunnen maken. In het onderzoek bleek een praktijktoetsing op basis van gerealiseerde transacties praktisch onuitvoerbaar. Daarom is ook niet gezegd dat de reële-optietheorie hét instrument is. Wel geeft het een vernieuwende blik op de flexibiliteitswaarde van vastgoed. Deze blik richt zich in sterke mate op de toekomstwaarde in plaats van hoofdzakelijk de waarde van dit moment die veelal wordt gebaseerd op wat achter ons ligt. De reële-optiebenadering toont aan dat flexibiliteit een waarde kan bevatten waarmee het invulling geeft aan het onderbuikgevoel dat flexibiliteit en sturingsruimte bij een investering in beginsel de voorkeur hebben. Mogelijk dat dit inzicht meer (financiële) ruimte biedt voor het realiseren van adaptief en functieflexibel vastgoed in stedelijke plinten met een hogere toekomstbestendigheid.

Over de auteurs

Christian van der Blonk is adviseur en partner bij Stadkwadraat. Dit artikel komt voort uit een afstudeeronderzoek van de MSRE-opleiding aan de Amsterdam School of Real Estate.
Wim van der Post is gastprofessor aan HoGent en partner bij Monumentum. Daarnaast als docent en scriptiebegeleider verbonden aan de Amsterdam School of Real Estate.

LITERATUUR

- Barman, B., & Nash, K.E. (2007). *A streamlined real options model for real estate development*. Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology.
- Black, F. & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, vol. 81 (3), p. 637-654.
- Blonk, C. van der (2018). *Flexibiliteit gewaardeerd; de waarde van functieflexibiliteit van de stedelijke plint*. Masterscriptie in het kader van de MSRE-opleiding. Amsterdam: ASRE.
- Childs, P.D., Riddiough, T.J. & Triantis, A.J. (1996). Mixed uses and the redevelopment option. *Real Estate Economics*, *24*(3), 317-339.
- Damhuis, J., Van der Post, W.J. & Konadu, D. (2018). Effecten van meervoudige bestemming op transactieprijs kantoren. *Real Estate Research Quarterly*. Juli, pp. 21-30.
- Hermans, M., Geraedts, R., Van Rijn, E. & Remøy, H. (2014). Gebouwen met toekomstwaarde! Het bepalen van de toekomstwaarde van gebouwen vanuit het perspectief van adaptief vermogen, financieel rendement en duurzaamheid. Eindrapport, 3 juli 2014.
- Hoeke, S. (2017). *Reële opties in taxaties*. MRE masterscriptie. Amsterdam: Amsterdam School of Real Estate.
- IVSC (2017). International Valuation Standards 2017. Framework and requirements. London: International Valuation Standards Council.
- Kaman, E. (2012). *Beleggers onderschatten marktwaarde*. MSRE masterscriptie. Amsterdam: Amsterdam School of Real Estate.
- Kulatilaka, N. (1993). The value of flexibility; the case of a dual-fuel industrial steam boiler. *Financial Management*, autumn 1993, p. 271-280.
- Linssen, R.P.R. (2015). *Reële opties voor transformatie*. MSRE masterscriptie. Amsterdam: Amsterdam School of Real Estate.
- Lolkema, R. (2016). *De invloed van de bestemming op de waarde van woonzorgvastgoed*. MRE masterscriptie. Amsterdam: Amsterdam School of Real Estate.
- Margrabe, W. (1978). The value of an option to exchange one asset for another. *Journal of Finance*, Vol XXXIII, no. 1, March 1978.
- Pieterson, E. van, Van der Post, W.J. & Droes, M.I. (2018). De kracht van wijkwinkelcentra. *Real Estate Research Quarterly*. p. 9-16.
- Roodhof, J. A. (2012). *A real options theory: quantifying and valuing the possibility of a lease renewal*. Afstudeerscriptie Rijksuniversiteit Groningen/Amsterdam School of Real Estate.
- Stipo (2016). *The City At Eye Level: lessons for street plinths*. Second extended version. Uitgeverij Eburon.
- Trigeorgis, L. (1993). Real Options and interactions with financial flexibility. *Financial Management*, vol. 22, no. 3, p. 202-224.

Taxaties

Verschillende waarden voor verschillende doeleinden

Tijdens de laatste financiële crisis werd door de ECB het begrip 'reële economische waarde' geïntroduceerd. Dit begrip komt in de taxatiestandaarden en vastgoedliteratuur niet of nauwelijks voor. Het maakt deel uit van de familie van langetermijnwaarden die in de vastgoedliteratuur al langer verkend worden, maar nog niet uitgekristalliseerd zijn. Ze bieden, naast de marktwaarde, een ander waardevol inzicht in de waarde van vastgoed. De waardeontwikkeling van objecten op de lange termijn is relevant voor meerdere belanghebbenden (institutionele beleggers, toezichthouders, banken en accountants), die elk hun eigen visie hierop kunnen hebben. Ik introduceer de begrippen 'bestendige langetermijnmarktwaarde' en 'economische waarde' en sluit af met de resultaten van een *case study*.

Prof. dr. Tom M. Berkhout MRE MRICS

Inleiding

Het Nederlandse taxatieproces kan men inmiddels typeren als een professioneel, goed gereguleerd proces. In het afgelopen decennium zijn daartoe grote stappen gezet. In 2008 werd de marktwaardedefinitie uit de internationale taxatiestandaarden International Valuation Standards (IVS) overgenomen als de centrale definitie voor Nederlandse taxaties (Berkhout & Hordijk 2008). Na grote druk van DNB en AFM, die zich ernstig zorgen maakten over de kwaliteit van vastgoedtaxaties, ging in 2016 het Nederlands Register Vastgoed Taxateurs (NRVT) van start. Het Platform Taxateurs en Accountants (PTA) stelde eerder gezaghebbende richtlijnen op voor taxaties en taxatiepraktijken. Kaderstellend voor het NRVT is de gesloten set waardebegrippen van de IVS en de European Valuation Standards (EVS).

Het marktwaardebegrip staat sinds jaar en dag onbetwist centraal in de standaarden. De marktwaarde geeft de verwachte prijs weer die derden op de waardepeildatum bereid zouden zijn te betalen. Taxateurs gaan dan uit van een (fictieve) verkoop. Zo ook in crisistijden, waarin huur- en verkoopprijzen sterk dalen, er geen actieve markt is en er weinig referenties zijn. De eigenaar hoeft helemaal niet van plan te zijn om te verkopen als, in zijn perceptie, de contante waarde van de netto geldstromen de huidige marktwaarde van het object overtreft. De vraag naar een stabiele waarde van vastgoed op de lange termijn, los van de actuele marktsituatie, komt dan prominent aan bod, zoals in de recente laatste financiële crisis en naar aanleiding van de corona-crisis. In de taxatiestandaarden kent men diverse waardebegrippen voor de lange termijn, die in specifieke situaties worden gebruikt. Het begrip 'economische waarde' komt in de standaarden niet voor, maar werd recentelijk geïntroduceerd door de Europese commissie (EC) en krijgt daarmee betekenis in het vastgoed.

Introductie 'reële economische waarde'

In 2009, nog in het beginstadium van de laatste financiële crisis, bracht de EC een mededeling uit over de behandeling van een 'bijzondere waardevermindering onderhavige activa in de communautaire banksector' (Europese Commissie 2009). De EC maakte zich zorgen over de verdere verslechtering van de kredietkwaliteit van bank-

activa. Overheden wilden banken te hulp schieten, bijvoorbeeld door activa over te nemen. De EC formuleerde daarom regels voor de ondersteuning van banken om staatssteundiscussies te vermijden. In de mededeling werd gesproken over 'de overdrachtswaarde die de onderliggende economische waarde op lange termijn van de activa ('de reële waarde in het economisch verkeer') op basis van de onderliggende kasstromen en langere tijdshorizonten weerspiegelt'. In de Engelse tekst werd gesproken over *real economic value* en in Nederlandse Kamerstukken is dit begrip kortweg vertaald als 'reële economische waarde' (Kamerstukken II, 2012/2013, 33.532, nr. 1). Het waardebegrip 'reële economische waarde' was in 2012 door twee aan de ECB gelieerde schrijvers op persoonlijke titel in een artikel uitgewerkt voor financiële activa — maar niet specifiek voor vastgoed (Boudghene & Maes 2012).

Deze mededeling en dit waardebegrip speelde in Nederland een prominente rol bij SNS Reaal. Na het uitbreken van de financiële crisis bleek deze Nederlandse bank-verzekeraar met grote problemen te kampen. De markt voor commercieel vastgoed in Nederland en veel andere landen verslechterde snel door de aanhoudende crisis. SNS Bank kampte met grote verliezen op de vastgoedleningenportefeuille, aangezien de onderliggende waarden wegzakten. Hierdoor kwam haar solvabiliteit onder druk te staan en dat alarmeerde DNB. Aan het einde van 2012 werd door Cushman & Wakefield een rapport uitgebracht, waarin de vastgoedportefeuille, onderpand van de kredietportefeuille, niet naar de (lage) marktwaarde werd getaxeerd maar naar een (hogere) 'reële economische waarde'. Hierbij werd aangenomen dat er op enig toekomstig moment weer voldoende liquiditeit in de markt zou komen. Een Kamerbrief vermeldde hierover het volgende: 'De waarde van de vastgoedleningenportefeuille en de vastgoedportefeuille is afhankelijk van veel factoren waarover inschattingen zijn gemaakt; de uiteindelijke waarde (of: het verwachte verlies) kan daarom afwijken van de op dit moment berekende waarde. De reële economische waarde is het best vergelijkbaar met de intrinsieke waarde van de SNS Property Finance portefeuille waarbij er wordt uitgegaan van voldoende liquiditeit in de huidige markt en waarbij de huidige risico-aversie buiten beschouwing wordt gelaten'.[1] Uiteindelijk werd SNS REAAL genationaliseerd per 1 februari 2013. Doordat de vastgoedmarkt na 2013 weer begon aan te trekken, kon het marktwaardebegrip weer zijn traditionele centrale plaats in het taxatiespectrum innemen.

Introductie langetermijnwaarden

In de wereld van professionele vastgoedtaxaties worstelt men al langer met het concept van langetermijnwaarderingen (Berkhout 2019). Als gevolg van de coronacrisis werd recentelijk, mede gevoed door onzekerheid rond taxaties en dreigende afwaarderingen, door Nederlandse vastgoedpartijen wederom aandacht gevraagd voor langetermijnwaarden van vastgoed.[2] Dit is mede de aanleiding deze begrippen in kaart te brengen.

In de laatste drie decennia wordt en werd door vastgoedprofessionals geschreven over langetermijnwaarden en ze komen ook in de EVS voor. Ik noem bij wijze van voorbeeld: stabiele waarde (*stable value*), hypotheekwaarde (*mortgage lending value*), langetermijnwaarde (*long term value*), bestendige langetermijnwaarde (*long term sustainable value*) en bestendige (netto) vermogenswaarde (*sustainable (net) asset value*). In het Mallinson Report (RICS 1994) werd het begrip 'stabiele waarde' onder de loep genomen. Klanten hadden namelijk de wens een stabiele waarde op lange termijn te berekenen, zonder de volatiliteit uit de van dag-tot-dag marktprijzen die worden beïnvloed door kortetermijnfactoren. In het rapport werd betoogd dat het taxeren van een actief of een groep activa op een andere basis dan marktwaarde, verwarring zou veroorzaken. Het kernprobleem is de afwezigheid van referenties. Dit probleem zou men kunnen oplossen door stabiele, langetermijntrends te gebruiken en stabiele disconteringsvoeten. De aldus berekende waarde zou behoorlijk kunnen afwijken van de marktwaarde. De voorstanders van de stabiele waarde onderkenden dit punt, maar betoogden dat er meer realistische waarden getoond zou-

den kunnen worden. De commissie adviseerde uiteindelijk het begrip niet verder te ontwikkelen voor het *Red Book*. Het concept van een 'bestendige' of 'stabiele' waarde als basis voor waardering werd niet als alternatief voor de marktwaarde gezien, omdat de waardeoordelen te subjectief zouden zijn en te vatbaar voor verschillen tussen taxateurs. In de discussie over langetermijnwaarden wordt de mortgage lending value (MLV) ook ten tonele gevoerd. De hypotheekwaardedefinitie vindt haar basis in richtlijnen en verordeningen aangaande prudentiële vereisten voor kredietinstellingen en beleggingsondernemingen. In tal van visuele voorstellingen trekt men daarbij een lijn door de diepste dalen van de vastgoedcyclus (Bienert & Brunauer 2007; RICS 2018). Het gaat qua perceptie om uiterst voorzichtige waarderingen, die volgens de RICS slechts in de regelgeving van een aantal landen voorkomt.

Bestendige langetermijnmarktwaarde en economische waarde

In discussies over waardebegrippen is het zinvol 'taxeren' en 'waarderen' van elkaar te onderscheiden. Onder 'taxeren' versta ik het schatten van de prijs die op een (deel)markt onder een aantal voorwaarden verkregen kan worden; onder 'waarderen' het aan de hand van bepaalde, gekozen uitgangspunten en voorwaarden vaststellen wat de waarde van een vermogensbestanddeel kan zijn. In deze paragraaf introduceer ik op basis van mijn studies naar langetermijnwaarden twee waardeconcepten, die ik tot de familie van langetermijnwaarden reken. Ze beschouwen de waarde van vastgoed op de lange termijn (Berkhout 2019, 2020).

Ten eerste de bestendige langetermijnmarktwaarde op t_0, waarbij de *taxateur* uitgaat van normale omstandigheden. Deze waarde definieer ik 'als het geschatte bedrag waartegen een actief of passief op de lange termijn zou worden overgedragen tussen een bereidwillige koper en een bereidwillige verkoper in een zakelijke transactie, na behoorlijke marketing en waarbij de partijen zouden hebben gehandeld met kennis van zaken, prudent en niet onder dwang.' Deze definitie is afgeleid van de marktwaardedefinitie. Deze waarde wordt bepaald na een zorgvuldige beoordeling op waardepeildatum van de toekomstige verhandelbaarheid, rekening houdend met de duurzame langetermijnaspecten van het vastgoed, de normale en lokale marktomstandigheden, het huidige gebruik en alternatief geschikt gebruik.

TABEL 1 ▸ VERGELIJKING ELEMENTEN WAARDEBEGRIPPEN

1. Marktwaarde	2. Bestendige lange termijn-marktwaarde	3. Economische waarde
· geschat bedrag · fictieve overdracht op waardepeildatum	· geschat bedrag · fictieve overdracht op lange termijn	· waarde · een waarderingsmoment
· bereidwillige koper en verkoper · zakelijke transactie · behoorlijke marketing	· bereidwillige koper en verkoper · zakelijke transactie · behoorlijke marketing	· positie beschouwend subject · te verwachten vrije geldstromen · te verwachten marktontwikkelingen en risico's
· kennis van zaken, prudent, niet onder dwang	· kennis van zaken, prudent, niet onder dwang	· geabstraheerd van huidige prijsvorming
· huidige marktomstandigheden	· normale marktomstandigheden: geen marktfalen, geen tekort aan liquiditeit, geen vertrouwenscrisis, geen ongewone schommelingen in vraag en aanbod door abnormale economische tijden	

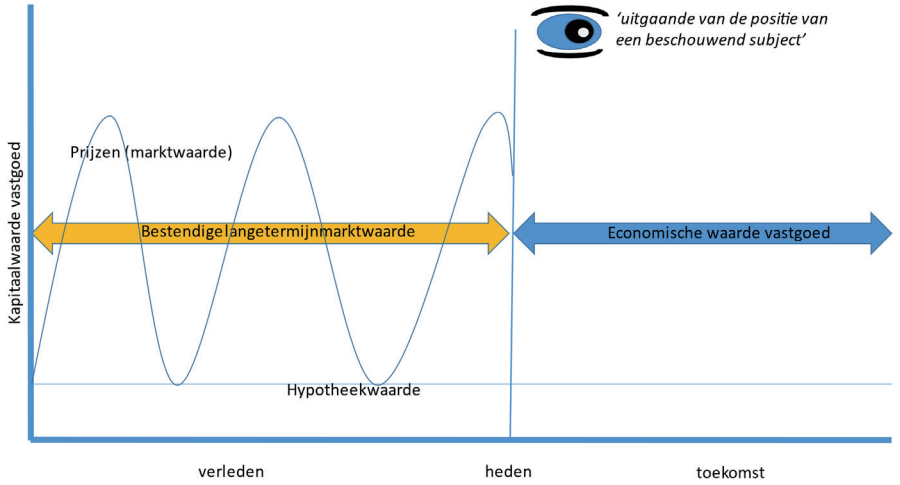
Uitgangspunt vormen de geldstromen die een redelijk efficiënte eigenaar kan genereren. Dit is het terrein van een vastgoedtaxateur. Het gaat hier niet om de waarde voor de eigenaar zelf. Voor de taxatie kan de taxateur de ontwikkeling van de prijzen (*market evidence*) tot en met t_0 gebruiken. In deze prijzen worden toekomstverwachtingen geacht te zijn verdisconteerd. Het betreft hier geen schatting van een toekomstige verkoopprijs. Immers, wanneer een taxatie na een toekomstige peildatum geschiedt, pretendeert de taxateur de toekomstige te betalen prijs (naar de marktomstandigheden en de heersende opvattingen in de toekomst) te kennen en dat is onmogelijk. Taxeren per toekomstige datum is volgens de huidige taxatiestandaarden strikt genomen niets minder dan 'ongeoorloofd forecasten' (Van Arnhem, Berkhout, Ten Have, Berkhout 2013).

Ten tweede de economische waarde, die ik definieer als de waarde van de geldstromen op tijdstip nul (t_0) of een tijdstip in de toekomst (t_{+x}). We kunnen de termen 'economische waarde' en 'economisch waarderen' gebruiken om in vrijheid, los van taxatiestandaarden, toekomstige vastgoedwaarden te calculeren zonder de voorwaarde van bestendigheid (duurzaamheid). Met andere woorden: we stappen op en over de grens van de huidige waardepeildatum heen en berekenen vastgoedwaarden op de lange termijn, in de toekomst. Het betreft een schatting van *een waarde* op een toekomstig waarderingsmoment, waarbij men ook de positie van het beschouwende subject in aanmerking neemt. Het omvat derhalve meer dan het enkele schatten van een prijs die door derden wordt betaald in de toekomst. Het is een *waardering* op basis van zelf gekozen theoretische uitgangspunten, waarin bijvoorbeeld toegevoegde waarde van een ervaren vastgoedexploitant of -manager meegenomen kan worden. De inzichten en toepassingen van business valuation spelen hierbij een belangrijke rol. De definitie van en de toelichting op de marktwaarde worden hierbij losgelaten. Prijzen van het heden en het verleden kunnen als basis dienen, maar dat hoeft niet.

Overes (2016) definieert de economische waarde als volgt: 'de waarde van vastgoed op een waarderingsmoment, uitgaande van de positie van een beschouwend subject, gebaseerd op te verwachten vrije geldstromen en te verwachten marktontwikkelingen en risico's, waarbij wordt geabstraheerd van de huidige prijsvorming'. De waarde is afhankelijk van de positie en situatie van het subject dat de waardering opstelt. Dat kan iemand anders dan de eigenaar zelf zijn, met heel andere toekomstpercepties dan de (potentiële) eigenaar. Verschillende beschouwende subjecten (taxateurs, toezichthouders, (potentiële) eigenaars, risk managers, accountants) kunnen tot andere waarden komen. Wanneer een ondernemer aan een risk manager informatie wil verschaffen over zijn vastgoedinvesteringen zullen de positie en situatie van de onderneming en de ervaring van de ondernemer doorslaggevend zijn bij het opstellen van de waarde. Andere subjecten kunnen tot een andere waarde komen. Dat is afhankelijk van hun positie en situatie. Het is dan ook aan het beschouwend subject een beschouwingsperiode te kiezen waarover een waarde wordt bepaald. Wanneer het op waarderen van economische waarden aankomt, zal de waardeerder zich moeten afvragen welke waarde het vastgoed heeft binnen of voor de onderneming of de ondernemer: welke waarde wordt toegevoegd aan het vastgoed? Elementen uit de business valuation-praktijk en -rapportages kunnen dan aan bod komen, evenals de know-how van een business valuator. De economische waarde kan goed als besliswaarde dienst doen (Vis 2006, 2010, 2020).

De beleggingswaarde heeft raakvlakken met de economische waarde, maar heeft een beperktere scope: de waarde wordt betrokken op de (potentiële) eigenaar. Deze beleggingswaarde wordt in de IVS gedefinieerd als de waarde van een actief voor een bepaalde eigenaar of toekomstige eigenaar voor individuele beleggings- of operationele doeleinden (IVS 2020). Geltner, Miller, Clayton & Eichholtz (2013) definiëren de investment value als 'value to a *particular owner*, who would be owning and operating the asset *for a long period*

FIGUUR 1 ▸ GESTILEERDE WEERGAVE WAARDEBEGRIPPEN



of time, and explicitly not planning to sell for a long period of time'. In de calculatie disconteren ze geldstromen na belastingen tegen markt-disconteringsvoeten na belastingen.

Wat zijn de kenmerkende criteria van de verschillende waardebegrippen die van belang zijn om richting te geven aan de waarderingen? In tabel 2 geef ik criteria aan de hand waarvan men de kenmerken van de waardebegrippen kan onderscheiden.

Kanttekeningen bij de waardebegrippen

Subjectiviteit van taxaties en het ontbreken van referenties worden als belangrijke obstakels gezien voor het gebruiken van langetermijnwaarden. Marktwaardetaxaties worden dan als 'objectief' en haast als superieur gekenmerkt omdat ze gebaseerd zijn op prijzen van referentieobjecten, dit in tegenstelling tot langetermijnwaarden. Ik wil daar enkele kanttekeningen bij plaatsen.
Van Dale definieert 'objectief' als 'zich bepalend tot de feiten, niet beïnvloed door eigen gevoel of door vooroordelen'; subjectief als 'op een wijze die uit eigen gevoel of opvatting voortspruit.' Een taxatie is in de kern een subjectieve schatting van een bedrag dat in een hypothetische transactie tot stand komt. De uitkomst van een taxatie is daarom lastig te falsifiëren en te verifiëren. Dat is bij langetermijnwaarderingen niet anders.

C.F Sirmans typeerde vastgoed als: 'a heterogeneous, illiquid (thinly traded, high search costs), fixed-in-space, risky asset with an unique set of institutional characteristics'.[3] Vastgoedobjecten zijn in meerdere opzichten uniek, vastgoedmarkten in hoge mate intransparant en er is geen sprake van frequente prijsvorming van individuele objecten. De prijs die een bepaald subject voor een bepaald object op een bepaald moment betaalt betekent nog niet dat eenzelfde prijs wordt betaald voor een ander object, door een ander subject op een ander moment. Gecommuniceerde prijzen hebben een signaalfunctie. Details van transacties worden niet publiekelijk gedeeld, net zomin als de motieven van partijen om een transactie (niet) aan te gaan en de overige kenmerken van een transactie. Taxateurs moeten zich baseren op (doorgaans spaarzame informatie over) de prijsvorming van andere objecten, op andere tijdstippen tussen andere partijen.

Met deze kanttekeningen wil ik niet verhullen dat de taxateur bij langetermijnwaarderingen voor serieuze uitdagingen en dilemma's komt te staan. Waarmee onderbouwt hij aannames over de prijsvorming op de lange termijn? Welke aanvangsrendementen en disconteringsvoeten moet hij hanteren? Kan hij iets zinnigs zeggen over toekomstige markten? En bij economisch waarderen: welk perspectief moet hij hanteren? Allereerst is daar het perspectief van de belegger en de eigengebruiker van vastgoed. Een

TABEL 2 ▸ KENMERKEN WAARDEBEGRIPPEN

Criteria	1. Marktwaarde	2. Bestendige lange termijnmarktwaarde	3. Economische waarde
Waardepeildatum	t_0	t_0	t_0 t_{+x}
Prijs versus waarde	Prijs	Prijs op lange termijn (los van actuele marktwaarde)	Waarde
Actualiteit versus lange termijn	Actualiteit	Duurzame lange termijn-aspecten	Duurzame langetermijn-aspecten
Volatiel, conjuctuur-gevoelig, gevoelig voor korte termijn schokken	Ja	Nee. Normale omstandig-heden	Nee
Type koper	Meest gerede koper	Meest gerede koper	Perspectief beschouwend subject
Waarderingsmethode	BAR/NAR in combinatie met DCF methode	BAR/NAR in combinatie met DCF methode	BAR/NAR in combinatie met DCF methode
Aanvangsrendement, disconteringsvoet	Aanvangsrendement + disconteringsvoet	Aanvangsrendement + disconteringsvoet	Aanvangsrendement + disconteringsvoet
Referenties/transacties	Actuele referenties (< dan 12 maanden)	1. Referenties nu (t_0) en in het verleden (t_{-x}) 2. Inschatting economie en vastgoedmarkt	1. Inschatting economie en Markt 2. Referenties nu (t_0) en in het verleden (t_{-x})
Huurinkomsten, markt-huur, vrije geldstromen	Huurinkomsten contract / huurwaarde	Markthuurwaarde	Markthuurwaarde / vrije geldstromen
Beschouwingsperiode/ termijn	10-15 jaar	7-30 jaar, afhankelijk van markt en object / flexibel	10-15 jaar, afhankelijk van markt en object / flexibel
Status	Alom bekend en goed bruikbaar, geaccepteerd	Werkdefinitie, aanbeveling taxatiestandaard	Geen, vrijlaten
Koop, verkoop, consolideren	Fictieve verkoop	Verkoop, lange termijn perspectief	Geen verkoop
Geobjectiveerde of subjectieve schatting	Subjectief met actuele refenties	Subjectieve, gemotiveerde schatting	Subjectieve, gemotiveerde schatting
Kennis taxateur / waardeerder	Goede kennis actuele markt(ontwikkelingen)	Diepgaande kennis markt (ontwikkelingen)	Diepgaande kennis markt- en economische (ontwik-kelingen)
Onderbouwing	Uitgebreid, helder, volledig, transparant	Uitgebreid, helder, volledig, transparant	Uitgebreid, helder, volledig, transparant
Veronderstellingen / uitgangspunten	Feitelijk	Inschatting waardeerder	Inschatting waardeerder
Focus	Markt en referenties	Economie en markt	Economie, markt en business (model)
Lange termijn	Impliciet verdisconteerd in actuele referenties	Ja, herhaalt het verleden zich?	Ja

familie die haar kroonjuwelen voor vele generaties wil vasthouden kijkt anders naar het vastgoedbezit dan een risicomanager van een vastgoedfinancier die beducht is voor allerlei vastgoedrisico's op de korte en middellange termijn. De accountant die de continuïteit van een bedrijf beoordeelt, zal niet alleen kijken naar de actuele marktwaarde van het vastgoed, maar ook naar het geldgenererende vermogen op lange termijn. Actuele marktreferenties spelen een bescheiden rol. In de kern gaat het immers om waardering op lange termijn, los van de prijsvorming op de huidige vastgoedmarkt. Die waardering is met onzekerheden omgeven, maar dat geeft de waardeerder geen vrijbrief voor fantasie-taxaties. De professionele waardeerder zal daarom zijn waardering narekenbaar en navolgbaar

willen onderbouwen. De opdrachtgever of gebruiker moet ook 'aan de knoppen kunnen draaien' als hij een ander scenario voor zich ziet.

Casestudies

Berkhout, Drenth & Poolman (2020) presenteren een achttal casestudies, waarbij de marktwaarde, de bestendige langetermijnwaarde (t_0) en de economische waarde (t_{15}) van verschillende soorten vastgoed worden getaxeerd en gewaardeerd. De economische waarde is enkel vanuit het perspectief van de taxateur bepaald, zonder invloed van een opdrachtgever. De taxateur onderbouwt gemotiveerd de marktwaarde t_0 (MW), de bestendige langetermijnmarktwaarde t_0 (BLTMW) en de economische waarde t_{15} (ec.waarde). In de rapportages wordt stilgestaan bij de risicovrije rentevoet, het risico van de locatie en het object, het risico van de gebruiker(s) en de performance van het management. De risico's zijn nader onderverdeeld in subcategorieën die vervolgens gemotiveerd worden gescoord (van 'zeer hoog' tot 'zeer laag').
Als voorbeeld presenteer ik de uiteindelijke resultaten voor een wooncomplex in Almelo in 2020. Voor de motivering verwijs ik naar het desbetreffende waarderingsrapport.

TABEL 3 ▸ TAXATIE TEN BEHOEVE VAN ONDERZOEKSDOELEINDEN, HET DOORREKENEN VAN 3 SCENARIO'S

Uitgangspunten DCF berekening	Marktwaarde t_0	BLTMW t_0	Ec. waarde t_{15}
Huurinkomsten/Markhuurwaarde jaar 1	€ 153.360	€ 162.000	€ 218.031
Aantal m² GBO per appartement	107	107	107
HI/Huurwaarde per meter t=0	€ 852	€ 900	€ 900
Aantal woningen	15	15	15
Leegwaarde per m² t=0/t=15	€ 2.100	€ 2.000	€ 2.322
Totale Leegwaarde t=0/t=15	€ 3.370.500	€ 3.210.000	€ 3.726.710
Markthuurindex	2,00%	2,00%	2,00%
Exploitatiekosten (OPEX)	€ 17.500	€ 17.500	€ 24.727
Kostenstijging	2,50%	2,50%	2,50%
Groot onderhoud jaar 10 (CAPEX) t=0	€ 150.000	€ 150.000	€ 150.000
Verkoop na 15 jaar	Exit yield. beperkte veroudering		
Percentage KK	7%	7%	7%
Beschouwingstermijn	15 jaar	15 jaar	15 jaar

TABEL 4 ▸ OPBOUW DISCONTERINGSVOET EN EXIT YIELD

Risicovrije rente voet (10 jaar)	0,00%	0,00%	0,25%
Locatie + Object	5,00%	5,50%	5,50%
Gebruiker	0,00%	0,00%	0,00%
Management performance	0,00%	0,00%	0,00%
Disconteringsvoet	5,00%	5,50%	5,75%
Opslag voor Exit Yield	0,00%	0,00%	0,00%
Exit Yield	5,00%	5,50%	5,75%
BAR	4,61%	5,09%	
Waarde	€ 3.328.000	€ 3.180.000	€ 3.543.774
Leegwaarde	€ 3.370.500	€ 3.210.000	€ 3.726.710
Leegwaarde ratio	99%	99%	95%
Marktwaarde per m²	€ 2.074	€ 1.981	€ 2.208

De taxateur onderbouwt in zijn rapport dat de bestendige markthuur (€ 162.000, bij normale omstandigheden) hoger is dan de betaalde huur (€ 153.360) en dat de BAR voor de BLTMW hoger is dan de BAR voor de MW, mits hij de referenties in het verleden in de beschouwing betrekt (5,09% → 4,61%). Dit leidt tot een lagere BLTMW dan de marktwaarde (€ 3.180.000 → € 3.328.000). Het vertrekpunt voor de ec. waarde is de markthuurwaarde t_0 en de yield t_{15} wordt onderbouwd gesteld op 5,75%. De economische waarde wordt berekend op € 3.543.774 (kosten koper, invalshoek taxateur). De taxateur acht het aannemelijk dat het risico ten aanzien van object en locatie voor de BLTMW en de economische waarde hoger is dan de marktwaarde (5% → 5,50%). Het huidige marktsentiment acht hij zeer gunstig vanwege het gebrek aan alternatieven en de beschikbaarheid van veel liquiditeit. Verder verwacht bij een lichte stijging van de risicovrije rentevoet (0 → 0,25%). De overige risico's schat hij in als gemiddeld. Bij de beoordeling van wooncomplexen speelt volgens de waardeerder de ontwikkeling van de leegwaarde-ratio en prijs per m² een belangrijke rol.

Naarmate de druk hoog is op de woningmarkt, waarbij huren gunstiger is dan kopen, zal de leegwaarde-ratio richting de 100% gaan. In een 'normale' markt zal deze gemiddeld tussen de 85 -95% liggen. In dit geval is voor de ec. waarde (t_{15}) 95% gehanteerd, mede vanwege het type woning (EGW i.p.v. MGW) en locatie. De prijs/m^2 is toegenomen en komt overeen met de prijsontwikkeling op de lange termijn.

Ten slotte: verschillende waarderingen voor verschillende doeleinden

Uitzonderlijk positieve of negatieve marktsituaties kunnen tot uitschieters leiden in marktwaarden, zeker wanneer ze gebaseerd blijken te zijn op weinig transacties. Bij vastgoedeigenaren en andere stakeholders speelt dan al gauw de vraag of de marktwaarden van dat moment wel representatief zijn voor de waarde van het object op lange termijn, onder minder uitzonderlijke condities. In dit artikel presenteer ik op basis van twee studies twee alternatieven voor de marktwaarde. Met de bestendige langetermijnmarktwaarde biedt de taxateur een genormaliseerd alternatief voor de marktwaarde, waarbij hij zich kan baseren op de prijsvorming in het verleden. Met het economisch waarderen beredeneert en berekent de waardeerder een waarde in de toekomst, bezien vanuit een beschouwend subject. Dat kan een ander zijn dan de eigenaar, met een eigen visie op de toekomst. Methodieken en inzichten uit de business valuation-literatuur en -praktijk kunnen daarbij een belangrijke rol spelen. Omdat toekomstige prijzen en markten niet bekend zijn, is een goed onderbouwd rapport noodzakelijk. Denkend aan het adagium 'different costs for different purposes' zou men hier moeten zeggen 'different values voor different purposes'.

Over de auteur

Prof. dr. Tom M. Berkhout MRE MRICS is professor of real estate, directeur van Nyenrode's Real Estate Center en academisch directeur van Nyenrode's Master Fiscaal Recht.

VOETNOTEN

1 Kamerstukken II, 2012/2013, 33.532 nr. 1, p. 12. Zie verder Kamerstukken II, 2012/2013, 33532, nr. 23; Kamerstukken II, 2013/2014, 33532, nr. 49; Kamerstukken II, 2015/2016, 33532, nr. 60.

2 'Corona dreigt taxateur op verkeerde spoor te zetten', PropertyNL Magazine, 29 mei 2020, no. 5.

3 C.F. Sirmans, 13th Annual European Real Estate Society Conference (ERES), Weimar, Duitsland, juni 2006

LITERATUUR

- Van Arnhem, P.C, Berkhout, T.M., & Ten Have, G.G.M. (2013). *Taxatieleer vastgoed 1*, Groningen/Houten, Noordhoff Uitgevers. ISBN 97890018237945.
- Arnold, G. (2013). *Corporate financial management*. Harlow, England: Pearson.
- Berkhout, T.M., & Hordijk, A.C. (2008). *International Valuation Standards en Nederlandse waarderingstandaarden: Definities, vergelijkingen en implementaties*. Breukelen, Nyenrode Real Estate Center.
- Berkhout, T.M. (2013, december). Ken uw klassieken, Real Estate Research Quarterly, 4, 3-5.
- Berkhout, T.M. (2019). Economisch waarderen van vastgoed. Langetermijnwaarderingen van vastgoed. Nieuwegein: NVM Business.
- Berkhout, T.M., Drenth, R.K., Poolman, B. (2020). Praktijkhandreiking economisch waarderen van vastgoed 1.0. Nieuwegein: NVM Business.
- Berkhout, T.M., Drenth, R.K., Poolman, B. (2020). Praktijkhandreiking economisch waarderen van vastgoed 1.0. Voorbeelden van waarderingsrapporten. Nieuwegein: NVM Business.
- Bienert, S. & W. Brunauer. (2007). The mortgage lending value: prospects for development within Europe. *Journal of Property Investment & Finance, October*, Vol. 25, Issue 6, p. 542-578.
- Boudghene, Y., Maes, K. and Scheicher, M. (2010, September 14). Asset Relief Measures in the EU: Overview and Issues. SSRN working paper. https://ssrn.com/abstract=1677310 or http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1677310
- Boudghene, Y., & Maes, S. (December 01, 2012). Relieving Banks from Toxic or Impaired Assets: The EU State Aid Policy Framework. *Journal of European Competition Law & Practice*, 3, 6, 562-577.
- Dent, P. & Temple, M. (1998, September 4-8), Economic Value — A Methodological Dilemma? [RICS Cutting Edge Conference]. Leicester.
- Europese Commissie. (2009). *Mededeling 2009/C 72/01 betreffende de behandeling van aan een bijzondere waarde-vermindering onderhevige activa in de communautaire banksector*, 26-03-2009, PbEU 2009, C 72.
- Geltner, D., Miller, N., Clayton, J., & Eichholtz, P. M. A. (2013). *Commercial real estate analysis and investments*. South-Western Educational Pub.
- Laro, D., & Pratt, S. P. (2011). *Business valuation and federal taxes: Procedure, law and perspective*. Hoboken, N.J: Wiley.
- Long-Term Sustainable Value Network (2018), *Draft Approach to Determine Long-Term Sustainable Value (L-TSV)*.
- Overes, S. (2016), Economisch waarderen van vastgoed — de ontbrekende schakel toegevoegd? [Master thesis ASRE]. Amsterdam.
- Property Industry Alliance (PIA). (2017, 30 June). Long-term Value Methodologies and Real Estate Lending, A report by the Long-term Value Working Group of the Property Industry Alliance Debt Group. [Long-term Value Working Group, Commercial Real Estate Finance, Council Europe (CREFC Europe) and Investment Property Forum (IPF)].
- Quentin, J. (2009). The Subprime Crisis—Implications for Property Valuation? The Revival of Mortgage Lending Value, The Appraisal Journal Fall 2009, Vol. 77, Issue 4, p. 312-318.
- RICS. (1994).*The Mallinson Report, Report of the President's Working Party on Commercial Property Valuations*.
- RICS. (2018). *Bank lending valuations and mortgage lending value* [RICS guidance note, RICS Valuation Professional Group]. Londen.
- Vis, J. (2006). *Werken met waarde*. Deventer, Kluwer.
- Vis, J. (2010). *Ondernemend Waarderen : Waarderend Ondernemen* (Dissertatie Leiden). Apeldoorn, Maklu-Uitgevers.
- Vis, J. (2020). 'Economic calculation', in Companion to Ludwig von Mises (ed. J. Cole), School of Economic Sciences, Universidad Francisco Marroquin, Gualtemala.

Nieuwe risico-indicatoren voor Nederlands vastgoed

In dit artikel presenteren wij twee nieuwe risico-indicatoren voor commercieel vastgoed tijdens het verkoopproces. Het eerste risico (longitudinaal) heeft betrekking op het feit dat prijzen kunnen veranderen tussen het tijdstip van op de markt zetten na een (des)investeringsbesluit, en het tijdstip van het daadwerkelijk verkopen van een pand. Het tweede risico (idiosyncratisch) heeft betrekking op het feit dat het moeilijk is om de 'juiste' verkoopprijs te vinden doordat er bijvoorbeeld weinig marktinformatie aanwezig is (transactie 'ruis'). Wij schatten onze risico-indicatoren voor Amsterdam, Utrecht, Den Haag en Rotterdam.

Willem Vlaming, Peter van Gool, Alex Van de Minne

Inleiding

Nieuwe methodologieën en de opkomst van 'big data' hebben ervoor gezorgd dat het steeds beter mogelijk is om de prijsontwikkeling van commercieel vastgoed in beeld te brengen. Zo brengt Real Capital Analytics (RCA) per kwartaal vastgoedprijsindexen uit voor 15 verschillende landen, waaronder voor Nederland en de regio Amsterdam.[1] In dit artikel zijn wij geïnteresseerd in wat wij beschouwen als de logische vervolgstap op het in kaart brengen van de prijsontwikkeling: *wat is het risico van het investeren in direct vastgoed in Nederland?* Het meten van risico is van groot belang voor vastgoedinvesteerders en beleidsmakers, die zo beter investeringsbeslissingen kunnen nemen en (macro)risico's kunnen monitoren. Hierbij speelt dat het investeren in direct vastgoed andere risico's kent dan bijvoorbeeld het investeren in courante effecten, zoals beursgenoteerde aandelen en obligaties. In dit artikel focussen wij op (1) het *longitudinaal* risico en (2) het *idiosyncratisch* risico gedurende het proces van koop of verkoop. Deze risico's brengen wij in kaart voor commercieel vastgoed in de vier grote steden in de Randstad. De modellen kunnen ook eenvoudig toegepast worden op andere vastgoedmarkten in eventueel vervolgonderzoek. Wij kijken alleen naar de prijsontwikkeling en niet naar de huurinkomsten. Het grootste risico bij direct vastgoed komt immers tot uitdrukking in waardeveranderingen (Geltner & Mei, 1995). Wij kijken hier dus naar andere risico's dan waar gebruikelijk naar wordt gekeken, namelijk het risico gemeten als de standaarddeviatie van de totale rendementen over een bepaalde periode in het verleden. De conclusie van dit onderzoek is dat de risico's nogal veranderen door de tijd heen. In de grote steden in de Randstad zijn de risico's stabieler dan in de kleinere steden in deze regio en de risico's lopen met name rond de omslagpunten in de vastgoedcyclus sterk op.

Longitudinaal versus idiosynchratisch risico

Risico is een containerbegrip dat vele (sub)definities kent.[2] Het beleggen in vastgoed kent vele risico's, waarvan enkele verschillen van risico's bij andere vermogenstitels. Zoals gezegd focussen wij ons in dit artikel op (1) het *longitudinaal* risico en (2) het *idiosyncratisch* risico gedurende het proces van koop of verkoop.

Longitudinaal risico zegt iets over hoe moeilijk het is om te voorspellen hoe een bepaalde markt (bijvoorbeeld de beleggingsmarkt voor kantoren in Amsterdam) zich ontwikkelt in de toekomst. Longitudinaal betekent letterlijk overlangs of in de lengterichting. Dit risico speelt bij alle beleggingsvormen. Bij direct vastgoed komt daar nog extra risico bij, want met de aan- of verkoop van direct vastgoed is in de regel veel tijd gemoeid. De koper of verkoper zal voor die transactietijd een ver-

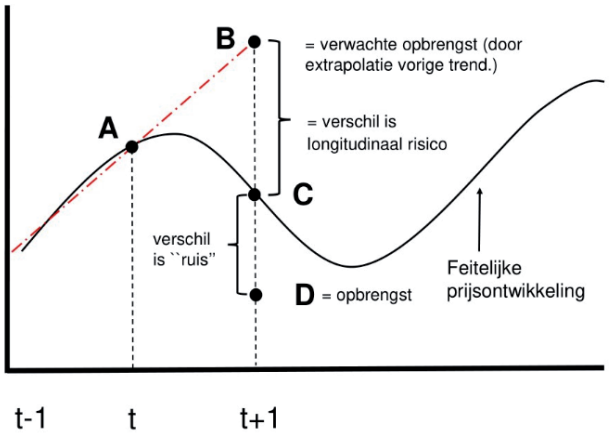
wachting over de prijsontwikkeling in zijn of haar overwegingen meenemen. Bijvoorbeeld bij een besluit tot verkoop van een object zal de verkoper een verwachting over de prijsontwikkeling meenemen voor de periode voor het verkoopproces. Bij beursgenoteerde transacties is dit veel minder het geval, want na het geven van een digitale verkoopopdracht is de feitelijke verkoop in de regel een paar seconden later, waardoor de koersen meestal niet significant veranderen, buitengewone omstandigheden daargelaten. Bij direct onroerend goed gaat het niet om seconden, maar over maanden, een periode waarin veel kan wijzigen.

Idiosyncratisch risico wordt ook wel 'ruis' genoemd (of 'noise' in het Engels). Een idiosyncrasie is een eigenaardigheid, een typische eigenschap of een karaktertrek van een zaak of persoon. In vastgoed heeft dit vaak betrekking op de hoge mate van heterogeniteit van de verhandelde objecten. Ruis in prijzen zorgt ervoor dat beleggers te veel voor een pand kunnen betalen, of het voor te weinig verkopen. Hierbij is 'te veel' en 'te weinig' gemeten ten opzichte van de marktprijzen. Dit kan dus enorme gevolgen hebben voor het rendement van de belegger. Ruis ontstaat als er, bijvoorbeeld door gebrek aan marktinformatie, sprake is van imperfecte markten waardoor er prijzen tot stand komen die niet marktconform zijn. Ruis bestaat praktisch niet in de aandelenmarkt aangezien die markt heel transparant is en het transactievolume groot. Idiosyncratisch risico is erg typisch voor direct vastgoed, en hier is weinig literatuur over beschikbaar.[3] Als laatste moet worden opgemerkt dat je door middel van diversificatie het risico van ruis kunt reduceren, al is het de vraag hoe goed (vooral kleinere) beleggers hiertoe in staat zijn. Dit geldt niet voor het longitudinale risico.

Het model - De theorie

Het rekenmodel dat hierna wordt behandeld is gebaseerd op de volgende gedachten en veronderstellingen. Wij beschrijven hier een verkoopproces, al geldt het evenzo voor een aankoopproces. Bij direct vastgoed schatten wij het verschil tussen de verwachte verkoopprijs op het moment van het verkoopbesluit en de feitelijke verkoopprijs op het moment van het bereiken van prijsovereenstemming. In figuur (1) is dat de afstand tussen *B* en *D*. Hierbij veronderstellen wij dat op het moment van het nemen van de verkoopbeslissing op tijdstip *t* de belegger in kwestie uitgaat van de marktwaarde van het vastgoed op dat moment (waarde A). De verkoper zal zich beroepen op een taxatiewaarde en in dit onderzoek nemen wij aan dat deze overeenkomt met de feitelijke marktwaarde. Bij het nemen van de verkoopbeslissing zal de verkoper een verwachting vormen van de te realiseren prijs (B) op het moment (t+1) van het bereiken van een prijsovereenstemming bij de verkoop. Hierbij is in het model verondersteld dat de verkoper zich zal baseren

FIGUUR 1 ▸ THEORETISCHE WEERGAVE VAN ONS REKENMODEL



Beslissing om te verkopen wordt op tijdstip t gemaakt. De transactie vindt plaats op tijdstip t+1 voor prijs D.

op de prijsontwikkeling in de vorige periode (de periode t-1 tot t). Die ontwikkeling trekt de verkoper dus als het ware door naar de toekomst. Maar bij de feitelijke verkoop op tijdstip t+1 wordt in dit voorbeeld slechts prijs D behaald. Het verschil tussen de verwachte prijs B en de gerealiseerde prijs D is ontstaan door:

1) verkeerde verwachtingen over de marktontwikkeling (de afstand B-C; het longitudinaal risico gedurende het proces van verkoop), 2) 'ruis' in de zin van een verkoop tegen een niet marktconforme prijs, bijvoorbeeld doordat de verkoper of zijn makelaar niet goed heeft onderhandeld (`sophistication' van buyers/sellers). Dit betreft de afstand C-D; het idiosyncratisch risico en 3) de mogelijkheid dat de verwachting op het moment t over de mogelijk te behalen verkoopprijs niet marktconform was. Dit kan veroorzaakt zijn door een verkeerde taxatie van de marktwaarde (de taxatie kan bijvoorbeeld gebaseerd zijn op waardes van *voor* t). Hierbij kan een gebrek aan marktinformatie een rol hebben gespeeld.

Bij het modelleren van het verschil tussen de verwachte opbrengst en de feitelijke opbrengst veronderstellen wij het volgende.

- Bij het bepalen van de verwachte opbrengst op het 'verkoopbesluitmoment' t (dus over de prijsverandering van A naar B in de figuur) wordt uitgegaan van de prijsontwikkeling in het kwartaal voor het nemen van de verkoopbeslissing, die door de verkoper wordt geëxtrapoleerd. Daarbij wordt aangenomen dat deze voorspelling een standaardfout heeft die een normale distributie volgt, waarbij die standaardfout variërend over de tijd is, afhankelijk van de volatiliteit van de reeks, voortschrijdend gemeten. Er is dus een toevalsbeweging ('random walk') op een voortschrijdende ontwikkeling gemodelleerd.
- Voor het meten van de ruis gaan wij uit van een 'herhaalde verkopen index' voor commercieel vastgoed in een bepaalde markt. Daarbij kijken wij simpelweg naar de verdeling van daadwerkelijke transactieprijzen rond de verwachte transactieprijzen, gedeeld door twee. De verwachte transactieprijzen worden berekend door de indexontwikkeling `op te tellen' bij de aankoopprijs van een pand. Het feit dat wij door twee delen, is omdat er zowel 'ruis' kan zijn rond de aankoopprijs als rond de verkoopprijs. In andere woorden, wij weten niet of de `fout' is gemaakt door 'verkeerd' aan te kopen of door niet-marktconform te verkopen. Daarom verdelen wij deze 'fout' gelijkmatig over de twee prijzen

Het model - De wiskunde

De basis van ons model zijn indexreeksen die zijn bepaald met een herhaalde verkopen model (HVM, of 'repeat sales' in het Engels). Dit model is afkomstig van Bailey et al. (1963) en is later uitgebreid door Case & Shiller (1987);

$$p_{it} = \mu_t + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

waarbij p (log) transactieprijzen zijn, met subscript i voor individuele panden en t voor het kwartaal waarin het pand is verkocht. Parameter μ is in het standaardmodel een set aan tijdsdummies. De geschatte waardes van deze tijdsdummies geven het (log) index-niveau per kwartaal aan. Parameter δ betreft dummies per transactiepaar. Deze dummies controleren het model voor alle karakteristieken van het verhandelde pand en de omgeving waarin het pand staat, zoals vierkante meters en nabijheid tot het centrum. Deze karakteristieken dienen constant over tijd te zijn. In het filteren van de data worden daarom paren van transacties gediskwalificeerd als er een verandering aan het gebouw heeft plaatsgevonden. Het laatste element van de HVM (ε, het residu) is van bijzonder belang voor ons, aangezien de distributie hiervan de mate van 'ruis' aangeeft. Wij gaan ervan uit dat gemiddeld gezien het residu (ε) nul is, en dat deze een normale distributie volgt (immers, wij nemen de log van transactieprijzen) met standaardfout $\sigma_{t,\varepsilon}$. De standaardfout varieert dus over tijd, zie subscript t. Wij gaan ervan uit dat deze een toevalsbeweging volgt. In andere woorden, de standaardfout van de residuen blijven ongeveer hetzelfde van een kwartaal naar het volgende. Hoeveel de standaardfout van de

residuen kan veranderen hangt af van de eigen variantie van de betreffende parameter, ook geschat uit de data. Een meer gedetailleerde uitleg van deze procedure wordt uitgelegd in Cvijanovic et al. (2020).[4]

Een nadeel is dat er tussen de aan- en verkoop van een pand onderhoud (*Operating en Capital Expenditures*) gepleegd kan worden en dat wij dit niet observeren in de data. Over het algemeen is dit niet heel erg, omdat voor elk pand dat relatief goed onderhouden is, er ook een pand zal zijn dat relatief slecht onderhouden is. Echter, voor het HVM is dit wel degelijk een probleem. Hoeveel 'beter' of 'slechter' onderhoud je pleegt is namelijk een functie van hoeveel jaren er tussen de aan- en verkoop zit. Immers, als een investeerder een pand voor slechts 2 jaar aanhoudt, kan de impact van regulier onderhoud niet erg groot zijn. Panden die echter langer worden aangehouden hebben dit probleem wel. Dit is een nadeel voor HVM, aangezien er in het begin van de data, alleen panden met een relatief korte tijd tussen aan- en verkoop zit. Dit *kan* een groot effect op de geschatte ruis hebben, zeker in de beginperiode van ons onderzoek. Case & Shiller (1987) lossen dit op door panden met een langere tijd tussen aan- en verkoop minder gewicht te geven in de regressieanalyse. Wij lossen dit op door de ruis ($\sigma_{t,\varepsilon}$) te vermenigvuldigen met de (log) jaren tussen aan- en verkoop en een parameter. Deze parameter laten we verder buiten beschouwing in dit artikel, maar deze is altijd (significant) positief. Dit houdt in dat panden met langere tijd tussen aan- en verkoop inderdaad meer ruis hebben, doordat er grotere verschillen kunnen ontstaan door cumulatief niet geobserveerd onderhoud.

Om het longitudinale risico te meten moeten wij ook een voorspellingsprocedure in het HVM model krijgen. Dit doen wij door een Bayesiaanse structuur op de tijdreeks μ te leggen;

$$p_{it} = \mu_t + \frac{(\mu_t - \mu_{t-n})}{n} + \omega_t$$

Op elk tijdstip t gaan wij er vanuit dat de verkopende partij verwacht dat de prijs in de volgende periode (μ_{t+1}), het prijsniveau van nu is (μ_t), plus de gemiddelde prijsstijging van de voorgaande n periodes ($\frac{(\mu_t - \mu_{t-n})}{n}$). In dit onderzoek zetten wij n op twee kwartalen, al zijn de conclusies vergelijkbaar met n op één of drie kwartalen.

Om het longitudinale risico te meten kijken wij vervolgens naar de spreiding van het longitudinaal residu ω. De verwachting van het residu is (wederom) nul en de spreiding is verondersteld normaal verdeeld te zijn met standaardfout $\sigma_{t,\omega}$. Ook hierbij geldt dat deze standaardfout een toevalsbeweging volgt, met zijn eigen parameter die de grootte van de beweging per periode meet.

Kort samengevat, het idiosyncratische risico wordt gemeten door de spreiding van het verschil tussen de verwachte transactieprijzen en de daadwerkelijke transactieprijzen ($\sigma_{t,\varepsilon}$), terwijl het longitudinale risico gemeten wordt door de spreiding tussen het verschil van de verwachte prijsverandering en de daadwerkelijke prijsverandering ($\sigma_{t,\omega}$).

Dit soort 'state-space' modellen zijn te complex en niet-lineair om geschat te worden met klassieke regressietechnieken. Wij gebruiken daarom een Bayesiaanse procedure die staat omschreven in het artikel van Hofman & Gelman (2014), de zogenoemde No-U-Turn-Sampler (NUTS). Dit algoritme is eerder op vastgoed toegepast, zie Van de Minne et al. (2020) en Van Dijk et al. (2020).

Data

Voor dit onderzoek maken wij gebruik van transactiedata voor de Randstadregio van Real Capital Analytics (RCA). RCA is een wereldwijde leverancier van transactiedata voor commercieel vastgoed. De dekking in Nederland start in 2007 en RCA streeft naar een complete dekking voor transacties vanaf €5 miljoen.[5] Voor het schatten van een herhaalde verkoopmodel maken wij alleen gebruik van vastgoed dat minimaal twee keer is verkocht.

TABEL 1 ▸ OVERZICHT VAN TRANSACTIEDATA

		Randstad	Amsterdam	Rotterdam	Utrecht	Den Haag
Totaal # paren		427	213	74	72	68
Kantoren	# paren	329	180	50	46	53
	Gemiddelde prijs	€ 24.703.650	€ 25.665.431	€ 31.689.549	€ 13.114.716	€ 24.905.071
	Gemiddelde grootte (m^2)	11.128	10.028	15.623	9.014	12.458
Winkels	# paren	38	12	7	13	6
	Gemiddelde prijs	€ 21.632.131	€ 29.496.806	€ 26.600.428	€ 9.283.789	€ 26.861.176
	Gemiddelde grootte (m^2)	11.435	7.479	9.878	5.347	34.353
Industrieel	# paren	60	21	17	13	9
	Gemiddelde prijs	€ 8.597.643	€ 10.295.051	€ 7.750.184	€ 8.352.857	€ 6.591.361
	Gemiddelde grootte (m^2)	12.340	11.448	14.551	13.941	7.933

Wij schatten prijsindexen en risico-indicatoren voor de Randstad als geheel, alsmede voor vier individuele markten, namelijk voor Amsterdam, Rotterdam, Utrecht en Den Haag. Voor het schatten van deze prijsindexen kijken wij naar kantoren, winkels en industrieel vastgoed. Over de periode 2007 tot oktober 2020 hebben wij in totaal de beschikking over 427 herhaalde verkopen, ook wel paren genoemd. Het gros hiervan zijn transacties van kantoren. Tabel 1 geeft een weergave van de verdeling over de markten en de types vastgoed. In elke markt bestaat de index voornamelijk uit kantoortransacties. De gemiddelde prijzen en groottes zijn redelijk vergelijkbaar al zijn de Utrechtse kantoren en winkels iets kleiner en daarmee goedkoper dan het gemiddelde in de Randstad.

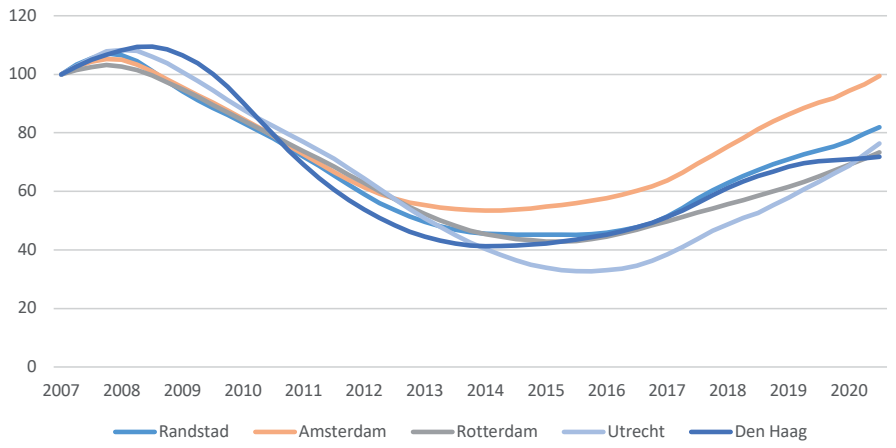
Resultaten

Wij bespreken hier de resultaten van onze analyse gebaseerd op de prijsindexen; het longitudinaal risico en de 'ruis' (het idiosyncratisch risico) los van elkaar.

Prijsindexen

Figuur 2 geeft de geschatte prijsindexen weer. Over het algemeen volgen de indexen een patroon dat wereldwijd herkenbaar is. Prijzen daalden tijdens de crisis en krabbelden daarna weer op. Toch zijn er ook enkele opmerkelijke observaties. Ten eerste vindt het herstel in de Randstad na de crisis veel later plaats dan in andere landen, vooral in vergelijking met de Verenigde Staten. Een tweede opmerkelijke observatie is de hoge mate van samenhang tussen de prijsontwikkeling in de verschillende

FIGUUR 2 ▸ PRIJSINDEXEN PER KWARTAAL MET STARTWAARDE 100, 2007 TOT OKTOBER 2020



steden in de Randstad. Enige samenhang is altijd wel te verwachten aangezien vastgoedprijzen min of meer gelijkmatig worden beïnvloed door veranderingen in rentestanden en daaruit volgende disconteringsvoeten. Echter, huurprijsontwikkelingen en andere factoren kunnen van stad tot stad verschillen en kunnen in beginsel tot verschillende ontwikkelingen in transactieprijzen leiden. Maar in de Randstad is daarvan geen sprake. Alleen Amsterdam en Utrecht wijken qua prijsontwikkeling van tijd tot tijd af.

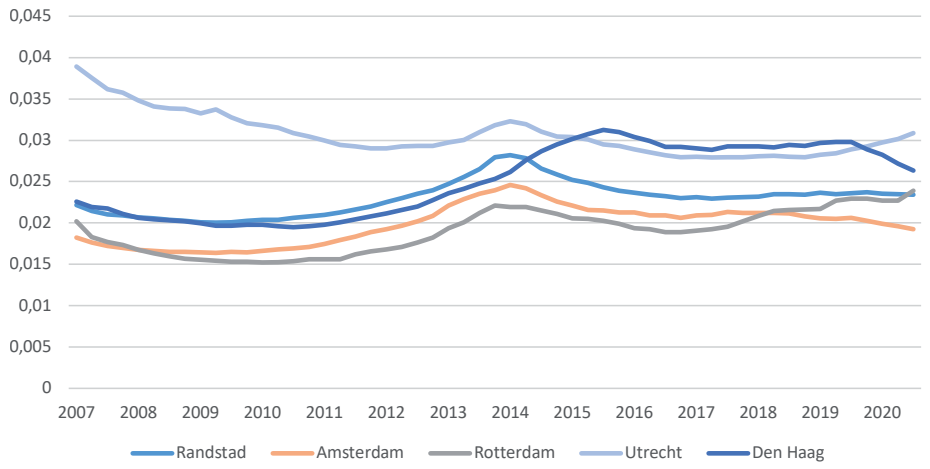
Longitudinaal risico

Figuur 3 geeft het longitudinaal risico weer in de geanalyseerde steden. De correlatie tussen de verschillende steden is aanzienlijk afgenomen over de periode. De gemiddelde correlatie tussen de prijsontwikkeling is 0.90, maar de gemiddelde correlatie tussen het longitudinaal risico is slechts 0.50. Over het algemeen hebben Amsterdam en Rotterdam de meest voorspelbare prijsontwikkeling gehad tussen 2007 en 2020. Oftewel, deze steden hebben het minste longitudinaal risico. Utrecht heeft het meeste longitudinale risico volgens onze modelschattingen. Over het algemeen zien we dat in het begin (2007) het risico dalen in alle markten, daarna gaat het weer stijgen en vervolgens 'piekt' het rond 2014 (Den Haag 1 jaar later). Deze piek is niet geheel onlogisch, aangezien er toen een omslagpunt in de prijsontwikkeling plaats vond (van negatief naar positief). Dit soort omslagpunten zijn moeilijk te voorspellen. Het longitudinale risico daalde dus ook nadat prijzen begonnen te dalen in 2007. Dit klinkt allicht vreemd (laag risico als prijzen dalen), maar dit maakte de vastgoedmarkt meer voorspelbaar. Dit is gelijk aan weinig risicovol volgens onze definitie. Na 2016 is het longitudinale risico vrij constant voor alle markten.

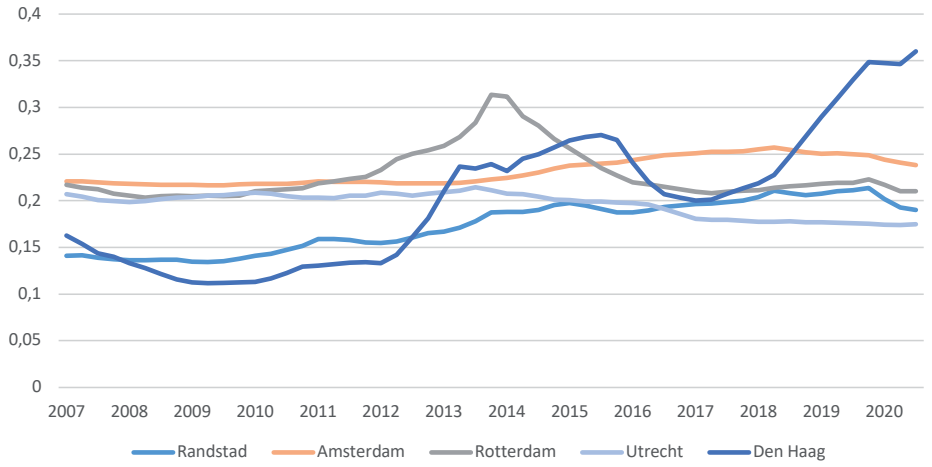
Idiosyncratisch risico

Figuur 4 geeft het variërende idiosyncratische risico (de 'ruis') weer. Die bestaat zoals gezegd uit het totaal effect van het niet uitgaan van marktconforme informatie bij een (des)investeringsbeslissing en het kopen of verkopen tegen een niet-marktconforme prijs. De correlatie tussen de steden is nog lager dan de correlatie van het longitudinaal risico: gemiddeld 0.16. Ook zien wij dat de ruis in Amsterdam vrij constant is gebleven. Dit kan verklaard worden uit het feit dat Amsterdam al van oudsher een internationale markt is geweest met relatief veel betrouwbare marktinformatie. Met andere woorden, er is in de beschouwde periode niet veel veranderd op het terrein van transparantie en daarmee is de mate van informatieasymmetrie ook constant gebleven. Tegelijkertijd moet ook erkend worden dat het niveau van de ruis relatief hoog is in Amsterdam. Dit zien wij vaker in grote steden in de wereld, zoals bijvoorbeeld in Los Angeles in de Verenigde Staten. Dit wordt veroorzaakt door het feit dat

FIGUUR 3 ▸ LONGITUDINAAL RISICO



FIGUUR 4 ▸ IDIOSYNCRATISCH RISICO



grote steden meestal meerdere (kantoren)centra hebben met eigen ontwikkelingen die het gemiddelde beeld vertroebelen. Kleinere steden, zoals Utrecht, bieden minder diversiteit. Dus ondanks dat er minder transacties zijn in Utrecht, zijn de transacties die er zijn meteen heel relevant voor overige panden in de stad. In Amsterdam geeft een transactie in Sloterdijk weinig informatie voor een taxatie of een transactie van een pand op de Zuidas, en vice versa. In Den Haag is de ruis gestegen. Klaarblijkelijk is de informatie-asymmetrie met de tijd toegenomen. We zien ook een kortstondige piek in ruis in 2014 (rond het omslagpunt in de prijsontwikkeling) in zowel Den Haag als Rotterdam. In beide markten heeft het omslagpunt dus ook gezorgd voor stijgende ruis. Dit kan gebeuren doordat investeerders 'de kat uit de boom' kijken en daardoor conservatiever worden in hun reserveringsprijzen (zowel kopers als verkopers). Doordat de koper en verkoper andere verwachtingen hebben kan er een grotere spreiding komen in de uiteindelijke transactieprijzen ('ruis'). Ter vergelijking: de gemiddelde ruis met hetzelfde model voor Amerikaanse steden is rond de 14% in 2020. De Nederlandse steden zitten daar dus iets boven.

Conclusie

Door de bredere beschikbaarheid van data over commercieel vastgoed wordt het steeds beter mogelijk trends te kwantificeren. Na de introductie van prijsindexen is een logische vervolgstap het beter in kaart brengen van risico's. Direct onroerend goed kent andere risico's dan courante op de beurs genoteerde effecten. Het erkennen en meten van risico is van groot belang voor vastgoedinvesteerders, die zo betere beslissingen kunnen nemen, en voor beleidsmakers die (macro) risico's monitoren. Dit zijn andere risico's dan de veelgebruikte maatstaf voor risico gebaseerd op de standaarddeviatie van de totale rendementen over een bepaalde periode in het verleden. Deze klassieke indicatoren van risico uit de financiële wereld schieten tekort in het beschrijven van risico in het commercieel vastgoed. Wij kijken hier in het bijzonder naar het (1) het longitudinaal risico en (2) het idiosyncratisch risico gedurende het proces van koop of verkoop van direct vastgoed. Deze risico's brengen wij in kaart voor de vier grote steden in Nederland.

Het longitudinaal risico geeft het risico van een investering door de tijd heen; hoe groot is de variatie in mogelijke uitkomsten van een investering. Vaak wordt dit risico gemeten door de standaarddeviatie van de historische rendementen in een markt. In dit onderzoek schatten wij dit risico variërend over tijd, aangezien het longitudinaal risico niet stabiel is gedurende een cyclus. Onze resultaten laten zien dat in de Randstad dit type risico het grootst is rond

omslagpunten in de vastgoedbeleggingsmarkt. In deze periodes wordt de markt gekenmerkt door onzekerheid en is het verwachte rendement het meest onzeker.

Het tweede type risico dat is geïntroduceerd in dit onderzoek is het idiosyncratisch risico. Dit type risico is minder bekend omdat het niet of nauwelijks voorkomt op de effectenmarkt. Het beschrijft het risico dat de belegger in direct vastgoed loopt vanwege de mogelijkheid dat hij niet marktconform besluiten neemt en handelt, bijvoorbeeld doordat hij uitgaat van niet-marktconforme taxaties of niet goed onderhandelt. Dit risico wordt ook wel ruis genoemd en varieert tevens over tijd. In Amsterdam varieert dit risico het minst. Dit kan worden verklaard door het feit dat deze markt al vroeg internationaal ('volwassen') en transparant is geworden. Maar in Amsterdam is dit risico ook relatief hoog. Dit komt omdat er sprake is van een grote diversiteit van types vastgoed, waardoor de 'overall' prijsindex van deze stad minder zegt over transactieprijzen van overige panden in de stad. De introductie van de genoemde twee specifieke risico-indicatoren geeft nieuwe mogelijkheden om investeringen in direct commercieel vastgoed te analyseren.

Over de auteurs

Willem Vlaming is werkzaam bij de analytics afdeling van Real Capital Analytics, en is AIO aan de Universiteit van Amsterdam.
Peter van Gool is hoogleraar vastgoedeconomie aan de UvA en de ASRE en voorzitter van de centrale raad van de NRVT.
Alex van de Minne is assistent professor aan de University of Connecticut.

VOETNOTEN

1 RCA gebruikt dezelfde herhaalde verkooptechniek voor al deze markten. De methodologie is omschreven in Van de Minne et al. (2020).

2 Bijvoorbeeld, is recentelijk (gebruikmakende van dezelfde RCA data) een slag geslagen met het in beeld brengen van liquiditeitsrisico (Van Dijk et al. 2020). Liquiditeitsrisico vertelt ons hoe eenvoudig het is om een vastgoedobject te kopen of verkopen.

3 Wel is er veel literatuur over taxatieonnauwkeurigheid, waarbij onderzoek is gedaan naar verschillen tussen verkoopprijzen en daaraan voorafgaande taxaties. Zie bijvoorbeeld Geltner et al. (2013), pagina 266.

4 In werkelijkheid nemen we de verschillen op van de HVM. Hierdoor kunnen we de dummy matrix δ weglaten van de vergelijking hetgeen het schatten eenvoudiger maakt, zie ook Baily, Muth en Nourse (1968). Het maakt voor de schattingen niets uit.

5 RCA verzamelt en verwerkt informatie van lokale datapartners, makelaars, publieke bronnen enz. Meer informatie is beschikbaar via https://www.rcanalytics.com/our-data/data-process/

LITERATUUR

- Bailey, M.J., Muth, R.F. en Nourse, H.O. (1963). A regression method for real estate price index construction. *Journal of the American Statistical Association*, 58(304), pp. 933-942.
- Case, K. E, en Shiller, R.J., (1987). Prices of single family homes since 1970: New indexes for four cities, *New England Economic Review* 45–56.
- Cvijanovic, D., Milcheva, S. en Van de Minne, A.M. (2020). "The Billionaires Club": Impact of Institutional Investors on Real Estate Risk. *RERI working paper*.
- Geltner, D. en Mei, J. (1995). The present value model with time-varying discount rates: Implications for commercial property valuation and investment decisions. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 11(2), pp. 119-135.
- Van Dijk, D.W., Geltner, D.M. en Van de Minne, A.M. (2020). The dynamics of liquidity in commercial property markets: Revisiting supply and demand indexes in real estate. *The Journal of Real Estate Finance and Economic*s, pp. 1-34.
- Hoffman, M.D. en Gelman, A. (2014). The No-U-Turn sampler: adaptively setting path lengths in Hamiltonian Monte Carlo. *Journal of Machine Learning Research*, 15(1), pp. 1593-1623.
- Van de Minne, A., Francke, M., Geltner, D. en White, R. (2020). Using revisions as a measure of price index quality in repeat-sales models. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 60(4), pp. 514- 553.

Deze uitgave wordt mede mogelijk gemaakt door:

AlterA

ORTEC FINANCE

a.s.r. real estate

Rabobank Rabo Real Estate Finance

BRINK

REDEVCO

CUSHMAN & WAKEFIELD

syntrus | achmea real estate & finance

nsi