ARBEITSPAPIERREIHE – CAMPUS OF REAL ESTATE, HOCHSCHULE FÜR WIRTSCHAFT UND UMWELT NÜRTINGEN-GEISLINGEN – WORKING PAPER SERIES, CAMPUS OF REAL ESTATE, NÜRTINGEN-GEISLINGEN UNIVERSITY

CoRE
Campus of
Real Estate

PATRICK KRIEGER

Theoretische und praktische Probleme bei Immobilienrisiko-Scorings

Patrick Krieger[1]

THEORETISCHE UND PRAKTISCHE PROBLEME BEI IMMOBILIENRISIKO-SCORINGS

Arbeitspapier Nr. 3/2013

November 2013

Dieses Arbeitspapier basiert auf

Krieger, Patrick: Psychologische Einflüsse bei Immobilien-Risiko-Scorings – Wisdom-of-Crowds-Effekt oder Aggregation of Bias? Master Thesis,

Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen, Mai 2013

Herausgeber:
Campus of Real Estate an der Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen e.V.
Parkstr. 4, 73312 Geislingen
Homepage: www.hfwu.de/immobilienwirtschaft
E-Mail: immobilienwirtschaft@hfwu.de
Telefon: 07331 / 22 -555

Autor:
1) Patrick Krieger, M.Sc., Immobilienwirtschaftliches Institut für Informationstechnologie der Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen (IMMIT), Kontakt: patrick.krieger@hfwu.de, Tel. 07331 / 22 -478

Theoretische und praktische Probleme bei Immobilienrisiko-Scorings

1 Einleitung

Jedes Unternehmen, sei es in der Immobilienbranche oder in einer artfremden Branche, setzt sich spezifischen und systematischen Risiken im tatsächlichen Geschäftsverkehr aus. Eine Kenntnis und das gezielte Management dieser Risiken bedeuten für ein Unternehmen einen überlebenswichtigen Faktor und einen strategischen Vorteil. Hierdurch können höhere planbare Investitionen in das Geschäftsmodell und den Kundenfokus freigesetzt sowie eine Erhöhung des Unternehmenswerts erzielt werden.

Damit Risiken erfasst werden können, bedarf es einer gut dokumentierten und qualitativ hochwertigen Historie an Daten, auf deren Basis Rückschlüsse auf zukünftige Veränderungen im Geschäftsablauf geschlossen werden können. Ein Beispiel für eine gut dokumentierte und qualitativ hochwertige Datenlandschaft stellen einige Bereiche der Finanzwirtschaft dar, wie zum Beispiel der Aktienhandel. Die Immobilienwirtschaft besitzt in vielerlei Hinsicht eine Sonderrolle: Die Märkte sind atomistisch fragmentiert, die Immobilien sind selbst bei gleicher Nutzungsart heterogen, die Datenerfassung in Unternehmen ist größtenteils nur punktuell oder unstrukturiert. Weiterhin sind die Transaktionen nicht sehr frequent und Wertermittlungen durch Subjektivität beeinflusst. Aus diesen Gründen muss man den jetzigen Zeitpunkt der deutschen Immobilienbranche als informationsarmen Raum klassifizieren, was wiederum einen hohen Einfluss auf die zur Verfügung stehenden Methoden im Risikomanagement hat.

Bis man jedoch zu einer Risikobetrachtung nach entscheidungstheoretischer Auffassung kommt, bedarf es einer systematischen Datensammlung, Überprüfung, Transformation und Analyse. Zuvor können lediglich Entscheidungen unter Ungewissheit getroffen werden, das heißt es sind keine Eintrittswahrscheinlichkeiten bekannt.[1] Sieht man die Immobilienwirtschaft als Teil der Finanzwirtschaft, bei dem es sich um ein reales Anlagegut handelt, so kann die Immobilienwirtschaft aus einem informationstechnischen Standpunkt als teilweise rückständig bezeichnet werden.

[1] Vgl. hierzu Bamberg et al. (2008); aber auch Jungermann et al. (2005) für eine psychologische Sichtweise.

Bei Investitionsrechnungen wird aus diesem Grund häufig auf einen methodischen Trick zurückgeriffen, in dem die Situation der Ungewissheit auf eine Situation der Sicherheit reduziert wird.[2] Eine sehr beliebte Gruppe an Verfahren sind die sogenannten Nutzwertanalysen (engl. Scorings), die versuchen durch die Analyse der Präferenzen eines Entscheiders nutzenmaximierende Entscheidungen herbeizuführen. Hierzu wird das volkswirtschaftliche Menschenbild des „Homo Oeconomicus" als Leitbild für rationale Entscheidungen postuliert.[3] Durch die schlechte Datenlage in der Immobilienwirtschaft ist das Scoring besonders im Risikomanagement beliebt, da quantitativ statistische Methoden selten aussagekräftig oder nicht anwendbar sind.[4]

Das Scoringverfahren ist in seiner Grundform, der klassischen Nutzwertanalyse, einfach gehalten und bedarf lediglich Papier und Stift als minimale Voraussetzungen der Durchführung.[5] Die Systematik verläuft dabei immer in den gleichen Schritten: (1) es werden einheitliche Merkmale für die zur Verfügung stehenden Alternativen gesucht, (2) jedes dieser Merkmale wird mit einem Prozentsatz $0 \leq x \leq 1$ gewichtet, (3) jede Alternative wird anhand der Merkmale bewertet, (4) anschließend werden die gewichteten Mittel für alle Faktoren berechnet sowie (5) die Alternative mit dem höchsten Wert gewählt.[6]

Die Methodik sei an dem Beispiel der Auswahl zwischen mehreren Wohnungen illustriert. In der folgenden Tabelle besteht die Auswahl zwischen drei Wohnungen, die jeweils anhand von vier Merkmalen bewertet wurden, die dem Entscheider bei der Auswahl wichtig sind. Die rechte Zeile gibt den Gesamtpunktwert wieder. Unterhalb der Merkmalsbezeichnungen sind die jeweiligen Gewichtungen angegeben. Es zeigt sich, dass Alternative 2 den höchsten Punktwert erzielt hat und dem Entscheider den höchsten subjektiven Nutzen stiftet.

[2] Vgl. Bamberg et al. (2008), S. 111ff.
[3] Vgl. für eine Übersicht von Nitzsch (2000), S. 83; Kirchgässner (2000); Rescher (2000).
[4] Vgl. Lausberg/Kröll (2012).
[5] Vgl. Zangemeister (1973); Bechmann (1978) oder Lifka (2008).
[6] Vgl. u.a. Wellner (2003); Urschel (2009); Herzog (2012); VÖB (2006).

	Merkmal 1	Merkmal 2	Merkmal 3	Merkmal 4	Gesamt
Gewicht	25%	25%	20%	30%	100%
Wohnung 1	3	3	5	4	3.7
Wohnung 2	4	2	4	5	4.3
Wohnung 3	5	3	2	3	3.5

Tabelle 1: Beispiel einer Scoring-Tabelle

Wichtig für die Anwendung der Methode ist, dass alle Alternativen in die Bewertung einbezogen, einheitliche Kriterien gefunden sowie Punktwerte auf einer einheitlichen Skala vergeben werden müssen.[7] Dem Entscheider sollte jedoch bewusst sein, dass das Nutzwertverfahren nur für Präferenzen funktioniert. Risiken beschreiben einen möglichen zukünftigen Umweltzustand und somit ein Abbild der zukünftigen Realität. Es muss also in einem Risikoscoring weniger darum gehen, ein Gebäude anhand der eigenen Präferenzen zu bewerten, als vielmehr präzise die Umwelt zu beobachten und anhand der angeführten Methodik zu beschreiben.[8] So wird das Risiko des Leerstandes zum Beispiel nicht durch die eigenen Präferenzen beschrieben, sondern durch die Präferenzen der Mieter. Wird anhand der eigenen Präferenzen das Risiko ermittelt, ist diese Vorgehensweise ein subjektiver Induktionsschluss, der auch bei einer Intersubjektivierung durch ein Gremium zu erheblichen Fehleinschätzungen führen kann. Mieterpräferenzen können unüberschaubar vielschichtig und abhängig von den zur Verfügung stehenden Alternativen sein. Allerdings wird diese Methodik viel zu oft in der Praxis wie beschrieben praktiziert, weswegen die Aussagekraft der meisten Immobilienrisikoscorings unter anderem hierdurch beeinträchtigt sein kann.[9]

2 Theoretische Grundlagen zum Risikoscoring

Oftmals werden bei der Konzeption von Scorings nur unzureichend die technischen Grundlagen der Nutzwertanalyse berücksichtigt. Es wurden jedoch für Nutzwertverfahren Axiome eingeführt, die sicherstellen, dass die Nutzung eines additiven Präferenzfunktionals gestattet ist. Dieses ist nur anwendbar, „falls folgende 5 Voraussetzungen erfüllt sind:

[7] Vgl. Lillich (1992).
[8] Vgl. Brunswick (1943); Streufert/Taylor (1971).
[9] Vgl. Lausberg/Kröll (2012).

1. „≥“ ist eine schwache Ordnung auf X.
2. Die Attribute sind gegenseitig präferenzunabhängig.
3. Unbegrenzte Substituierbarkeit gilt in jedem Attribut.
4. Jede strikt beschränkte Standardfolge ist endlich.
5. Jedes Attribut ist wesentlich.“[10]

Die schwache Ordnung auf X bewirkt, dass keine Inkonsistenzen bei der Anordnung der Alternativen auftreten und die Bildung einer Reihenfolge verhindern. Die Präferenzunabhängigkeit gewährleistet die Lösbarkeit des linearen Gleichungssystem, da durch Kollinearität eine Bestimmung der Faktorgewichte unmöglich wird. Die unbegrenzte Substituierbarkeit bedeutet, dass eine Reduktion in einem Faktor durch die Erhöhung eines anderen Faktors in gleicher Höhe zu einer indifferenten Präferenz der beiden Alternativen führen muss. Das vierte Axiom, auch archimedisches Axiom genannt führt eine maßtheoretische Überlegung zur Skala ein, die in n gleichgroße Abschnitte unterteilt wird. Das Wesentlichkeitsaxiom setzt voraus, dass eine Entscheidung nicht auf Kriterien beruhen darf, die keinen Beitrag zur Nutzenmaximierung stiften.[11]

Da die ursprüngliche Methodik nicht direkt auf Risikoscorings übertragbar ist, müssen die Gütekriterien abgewandelt werden. Das eingeführte System bezieht sich zum einen auf ein Präferenz-Nutzen-Verhältnis und zum anderen werden keinerlei Axiome für Risikomaße einbezogen. Dies ist der Qualität bei der Erstellung abträglich und kann zu erheblichen Modellrisiken führen. Pedersen und Satchel definieren für ein einfaches, lageunabhängiges Risikomaß die folgenden 4 Axiome:[12]

1. $P(A) \geq 0 \;\; \forall A \in \Omega$ *(Nicht-Negativität)*
2. $P(cA) = cP(A)$ *(positive Homogenität)*
3. $P(X_1) + P(X_2) \geq P(X_1 + X_2)$ *(Subadditivität)*
4. $P(X + c) \leq P(X)$ *(Shift-Invarianz)*

Das erste Axiom besagt, dass ein Risiko nicht negativ werden darf. Die positive Homogenität beschreibt, dass eine Erhöhung einer Risikoposition zu einer Erhöhung des Risikos um den gleichen Faktor dieser Position führen muss. Die Subadditivität besagt,

[10] Lillich (1992), S. 40.
[11] Vgl. für die Axiome auch Luce/Raiffa (1957); Hastie/Dawes (2001).
[12] Vgl. Pedersen/Satchel (1998), siehe aber auch Rockafellar et al. (2003).

dass die Addition von Einzelrisiken größer oder gleich dem Risiko einer Verbundmessung ist. Dies beschreibt die Korrelation zwischen Risiken. Die Shift-Invarianz gibt an, dass das Hinzufügen einer risikolosen Position zu einer risikobehafteten Funktion nicht zu einer Erhöhung des Gesamtrisikos führen darf.[13]

Hieraus kann nun ein einheitliches axiomatisches System für ein Risikoscoring abgeleitet werden, indem beide Systeme miteinander kombiniert werden. Als erstes muss Präferenzunabhängigkeit in eine allgemeine Unabhängigkeit der Risikofaktoren abgewandelt werden, da nicht mehr die Präferenz, sondern ein objektiver Umweltzustand im Vordergrund steht. Des Weiteren kann die unbegrenzte Substituierbarkeit durch die Subadditivität ersetzt werden, denn beide beschreiben den gleichen Sachverhalt der Korrelation zwischen den Risikofaktoren. Die Shift-Invarianz und die positive Homogenität kommen erst auf einer Portfolioebene oder bei der direkten Anwendung eines Standardrisikomaßes zum Tragen. Zusammenfassend muss für ein Risikoscoring das folgende axiomatische System zur Anwendung kommen:

1. „≥“ ist eine schwache Ordnung auf X.
2. Die Risikofaktoren sind gegenseitig unabhängig.
3. Die Subadditivität gilt in jedem Risikofaktor.
4. Jede strikt beschränkte Standardfolge ist endlich.
5. Jeder Risikofaktor ist positiv.
6. Jeder Risikofaktor ist wesentlich.

Unter diesen Bedingungen kann ein additives Risikofunktional konstruiert werden, für dass y eine Zufallsvariable mit dem Messraum $(\Omega, \mathcal{A})$ mit der borel'schen σ-Algebra[14] $\mathcal{A} \subset \mathbb{R}^n$, wobei n die Dimension der Risikofaktoren auf y und die Möglichkeit der Dekomposition des Gesamtrisikos darstellt. Weiterhin sei eine Skala über dem Intervall k gegeben, auf die y mit der Funktion $f: y \to \tilde{y}$ und $\tilde{y}: \{\tilde{y} | \tilde{y} \in \mathbb{R} \wedge b_l \leq \tilde{y} \leq b_u\}$ linear transformiert wird.[15] Diese Transformation kann mathematisch durch die Gleichung

[13] Vgl. Albrecht (2003).
[14] Für einen Wahrscheinlichkeit eine Primzahl bei einem Würfel zu werfen, kann eine σ-Algebra mit {Ω, Ø, {2,3,5},{1,4,6}} heranzgezogen werden. Da allerdings das Intervall für jeden Scoring-Faktor unendlich präzise ist, kann dies nicht mehr mittels einer Potzenmenge dargestellt werden. Hierzu werden die borel'schen Mengen verwendet, die das Gesamtintervall in Teilintervalle (wie bei einem Histogramm) unterteilt und die Angabe von Häufigkeiten erlaubt.
[15] Vgl. für die Zulässigkeit Rasch et al. (2006), 20 ff.

$$f(b_l, b_u, x_i, X) = \tilde{y} = b_u \times \left(\frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \right) + b_l$$

erfolgen. In der Praxis wird dies jedoch häufig kognitiv heuristisch vom Anwender gelöst, da oftmals qualitative Faktoren zum Einsatz kommen. Dennoch verdeutlicht diese Gleichung eines: um die eigene Immobilie bewerten zu können, müssen die minimalen und maximalen Ausprägungen aller Faktoren innerhalb des jeweiligen Marktes bekannt sein. Definiert man nun das additive Risikofunktional $h: v_i \rightarrow \tilde{y}$ mit

$$\tilde{y} = \sum_{i=1}^{n} \gamma_i \times v_i \;\; mit \;\; \forall v_i \in W(f) \,,$$

so werden die Gewichte γ_i, durch die bereits eingeführte Skalierung über $[b_l, b_u]$, als prozentuale Anteile an $\tilde{y}$ interpretierbar und der Kernvorteil dieser Methode dargestellt.[16] Des Weiteren geht diese Methode konform mit der Arbitrage Pricing Theorie, die ebenfalls eine multivariate Risikokomposition postuliert.[17] Der Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathcal{A}, \mathcal{P})$, an den nun zum Beispiel ein Standardrisikomaß „angedockt" werden kann, ergibt sich durch das empirische Wahrscheinlichkeitsmaß $\mathcal{P} \sim F(\tilde{y})$.[18] Vereinfacht kann hier eine Normalverteilung $N(\mu, \sigma)$ angenommen werden. Es sollte jedoch beachtet werden, dass Immobilienrenditen nachweislich nicht normalverteilt sind, sondern leptokurtische und schiefe Verteilungsmerkmale aufweisen.[19]

Das eingeführte additive Präferenzfunktional gleicht einer multivariaten Regression, dessen Gewichte durch die KQ-Methode geschätzt werden können.[20] Hierfür müssen folgende Bedingungen – abgeleitet aus den Axiomen – für die Gewichte gelten:

1. $\sum_{i=1}^{n} \gamma_i \leq 1$ sowie
2. $\gamma_i > 0$.

Die erste Forderung beschreibt die Subadditivität der Einzelrisiken und die zweite Bedingung die Nicht-Negativität der Risikofaktoren sowie die Wesentlichkeit. Das Axiom der gegenseitigen Unabhängigkeit der Risikofaktoren wird auch für die exogenen

[16] Vgl. hierzu in Anlehnung an Lillich (1992), S. 16.
[17] Vgl. Ross (1976); Chen et al. (1997).
[18] Vgl. hierzu Dinges / Rost (1982), S. 132ff.; Chung (1978), S. 23ff.
[19] Vgl. King/Young (1994); Müller/Lausberg/Lee (2011); Müller/Lausberg (2010).
[20] Vgl. Bortz (2005), S. 182ff.

Variablen der multivariaten Regression gefordert, da ansonsten eine Lösung durch Kollinearität unmöglich oder stark verzerrt ist.[21] Das archimedische Axiom wird durch die Definition einer kardinalen Skalierung auf $\mathbb{R}$ erfüllt.[22] Die Wesentlichkeit der Risikofaktoren wird dadurch erfüllt, dass der Errorterm ε der Regression nicht autokorreliert sein darf. Diese Bedingung wird soweit verschärft, dass sogar alle wesentlichen Faktoren enthalten sein müssen. Dies ist auch einsichtig, da der Errorterm ε weißes Rauschen darstellt, das den kleinstmöglichen Informationsgehalt widerspiegelt. Des Weiteren kann ein Suppressionseffekt vorkommen, der auftritt, sobald eine Variable nur sehr geringe Erklärungskraft besitzt, aber gegenläufig zur störenden Varianz der restlichen Risikofaktoren verläuft. Hierdurch entsteht ein dauerhaft negatives Gewicht, unabhängig davon, in welche Richtung die Variable skaliert wird.[23]

Die Subadditivität löst allerdings ein Problem aus, dass als „Regression zur Mitte“ (engl. „Regression zur Mitte“) bezeichnet wird.[24] Wenn die Summe der Gewichte geringer als 1.0 sein muss, so muss auch die Varianz von $\tilde{y}$ kleiner sein, da die verwendete Skala nicht mehr voll ausgereizt wird. Dieser Effekt ist zum einen durch die Korrelation zwischen der abhängigen und den unabhängigen Variablen bedingt und zum anderen durch die Anzahl der unabhängigen Variablen. Ein Objekt wird äußerst selten in allen Punkten schlecht sein, so dass sich bei einer wachsenden Anzahl von Faktoren die Gesamtscores immer weiter der Skalenmitte annähern.[25] Dies ist insoweit noch kein Problem, jedoch werden bei der Validierung die tatsächlichen Messwerte $\tilde{y}_t^*$ auf die komplette Skala transformiert. Hieraus ergibt sich bei einer nachträglichen Regression (Validierung) ein leicht gekipptes Verhältnis mit Überbewertungen im unteren Skalenbereich und Unterbewertungen im oberen Skalenbereich, wie in Abbildung 1 dargestellt.

[21] Vgl. zu dieser Problematik z. B. Ohse (2005), S. 20ff.
[22] Vgl. Lillich (1992).
[23] Vgl. Bortz (2005), S.459.
[24] Vgl. erstmals Galton (1886); für eine Erklärung Healy/Goldstein (1978).
[25] Vgl. Harth (2006).

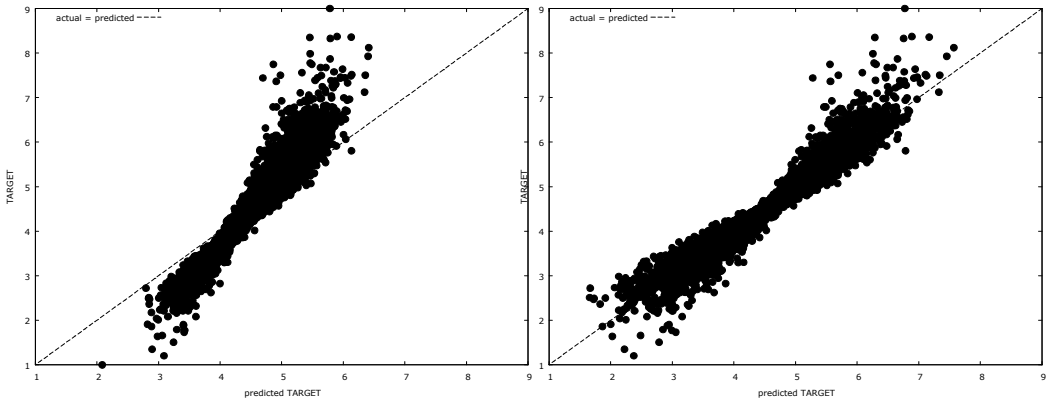


Abbildung 1: Auswirkung der "Regression zur Mitte" auf die Neigung der Regression (simulierte Daten). Auf der Y-Achse sind für beide Graphen die realen und auf der X-Achse die prognostizierten Werte abgetragen; links Messung ohne Konstante und rechts Messung mit Konstante.

Dieses Problem kann auf mehreren Wegen adressiert werden: (1) Man kann eine Korrektur durch die Einführung einer Konstanten in das Risikofunktional bewirken. Hier wird jedoch das Subadditivitätsaxiom verletzt, da die Summe der Gewichte > 1 wird und die Interpretation der Gewichte verloren geht. (2) Für die Transformation der realen Messwerte können die minimalen und maximalen Werte der prognostizierten $\tilde{y}$ für b_l und b_u eingesetzt werden. Hier kann es jedoch vorkommen, dass die oberen und unteren Abstände zur Skalenmitte nicht mehr symmetrisch sind und es zu Verzerrungen kommt. Ebenfalls ist eine Verletzung des Subadditivitätsaxioms möglich. (3) Die „Regression zur Mitte“ wird durch eine nicht perfekte Korrelation zwischen abhängiger Variable und unabhängigen Risikofaktoren verursacht, so dass ein ausgleichender Korrelationskoeffizient in die Transformationsgleichung

$$f(b_l, b_u, x_i, X, \rho) = \tilde{y}^* = \left((b_u \times \rho) \times \left(\frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \right) + \frac{b_l}{\rho} \right)$$

eingeführt werden kann. Dabei kann das Minimum der konvexen Funktion

$$\varphi = \frac{\mu(\tilde{y}^*)}{\mu(\tilde{y})} \rightarrow min! \quad mit \quad \widetilde{\boldsymbol{Y}}_c^* = \widetilde{\boldsymbol{Y}}^* + (\mu(\tilde{y}) - \mu(\tilde{y}^*))$$

durch iterative Variation von ρ bestimmt werden, so dass $\tilde{y} = \tilde{y}_c^* + \varepsilon$ gilt. Hierdurch wird sichergestellt, dass die Steigung der Regression auf $\beta \approx 1$ fixiert wird und eine

Regression durch den Koordinatenursprung („regression through the origin“[26]) erfolgt. In der nachfolgenden Tabelle kann der konvexe Zusammenhang nachvollzogen werden.

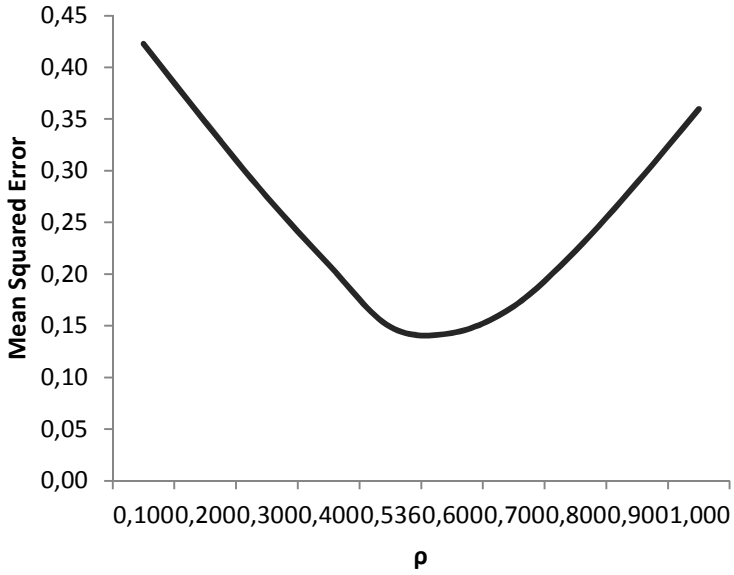


Abbildung 2: Verlauf des Mean Squared Error bei steigendem rho

Optimierung von ρ zum Ausgleich des Regression-zur-Mitte-Effekts										
ρ	0,100	0,200	0,300	0,400	**0,536**	0,600	0,700	0,800	0,900	1,000
Koeff.	1,00159	1,00253	1,00281	1,00244	**1,00091**	0,99978	0,99749	0,99460	0,99110	0,98701
M.S.E	0,42277	0,34702	0,27467	0,20933	**0,14893**	0,14306	0,16889	0,22253	0,28848	0,35968
adj. R^2	0,99134	0,99416	0,99634	0,99788	**0,99893**	0,99901	0,99862	0,99760	0,99597	0,99373

Tabelle 2: Optimierung von rho zum Ausgleich des Regression-zur-Mitte-Effekts

Alle drei Verfahren sind eher als pragmatische Lösungen des Problems einzuordnen und müssen sich das Gegenargument der Willkür gefallen lassen. Das letzte Verfahren führt jedoch eine Ableitung des Subadditivitätsaxioms mit einer eindeutigen Lösung ein. Die Trichterform zum unteren und oberen Skalenrand rührt aus der nicht-linearen Funktion des Discounted Cash Flow Modells her, was einer beidseitigen Heteroskedastie entspricht und zu Verzerrungen bei der Messung von Regressionsgewichten führt. Hier bedarf es einer Änderung des additiven Risikofunktionals zu einem nicht-linearen Risikofunktional, das jedoch für diese Arbeit aus Gründen der Simplizität nicht gesucht wird.[27]

[26] Vgl. Eisenhauer (2003); Hahn (1977); für ein ähnliches Vorgehen Cesalla (1983).

[27] Es muss auch beachtet werden, dass die Regression nicht auf den korrigierten Daten neuberechnet werden soll. Es soll lediglich eine bessere Einschätzung der Höhe des M.S.E. erreicht werden.

Da in dieser Arbeit von dem einfachsten Modell ausgegangen werden soll, muss beachtet werden, dass $\tilde{y}$ und v_i nicht die Höhe des Risikos wiedergeben, sondern lediglich die Realisation einer nominalen Veränderung $\tilde{y}_{t+1}$ und $v_{i,t+1}$ (nicht $\Delta\tilde{y}$ oder Δv_i) darstellen. Hieraus wird deutlich, dass die Betrachtung des Risikomaßes rein zukunftsorientiert ist, so wie Wheaton et al. es fordern.[28] Die Berechnung des Gesamtscores ergibt sich, wie bereits eingeführt, mit dem skalaren Produkt $\tilde{y} = \boldsymbol{V}^T \times \boldsymbol{\Gamma}$.

Des Weiteren muss von einer Interpretation des R^2 als Gütekriterium in der multivariaten Regression Abstand genommen werden, da die Skalierung dieses relativen Bestimmtheitsmaß sehr stark in optimistischer Weise verzerrt.[29] Es ist ratsamer auf die absoluten Bestimmtheitsmaße wie zum Beispiel den Mean Squared Error (M.S.E) für die Beurteilung der Güte abzustellen. Hierzu sollte der M.S.E in Relation zur Spannweite der Skala gesetzt werden, um ein Gefühl für die Präzision der Methodik zu bekommen. Das R^2 sollte eher durch eine univariate Regression zwischen tatsächlichen und angepassten Werten erfolgen.

Allerdings bleiben bei diesem Modell noch Schwächen bestehen. Zum einen bleibt offen, welches die wesentlichen Faktoren sind, zum anderen fordert der KQ-Schätzer $\varepsilon \sim N(\mu, \sigma)$, was bei nicht-normalverteilten Renditen leicht verletzt werden kann. Abhilfe könnte hier ein Pseudo-ML-Schätzer liefern, der auch bei Nicht-Normalverteilung der Residuen konsistente Schätzer liefert.[30] Trotz dieser Problematik verfügt hier die Statistik über ein erprobtes und reichhaltiges Instrumentarium gegen Fehlspezifikationen.

Eine in der Praxis gängige Methode zur Bestimmung der wesentlichen Risikofaktoren ist ein Bottom-up-Approach, der auf einem hinreichend detaillierten Discounted Cash Flow Modell aufbaut, aber wie bereits erwähnt zu Heteroskedastie in der Validierung führt. Das für diese Arbeit benutzte Modell definiert vier Eingangsfaktoren

$$d(BAR, \%BWK, FKZ, EKQ)$$

mit

BAR für die Bruttoanfangsrendite,

[28] Vgl. Wheaton (1999).
[29] Es wird vermutet, dass dies an der linearen Transformation und somit an der Beschränkung des Zahlenraums auf eine Skala von 1 bis 9 liegt.
[30] Vgl. Stier (2001), S. 96ff.

$\%BWK$ für die Bewirtschaftungskosten in % an BAR,

FKZ für den Fremdkapitalzins sowie

EKQ für die Eigenkapitalquote.

Durch diese starke Vereinfachung ergeben sich mehrere Modellannahmen, die explizit bei der Interpretation des Modells berücksichtigt werden müssen, aber für einen Praxiseinsatz eine zu starke Vereinfachung bedeuten. Die folgenden sieben Prämissen werden für das Modell angenommen:

1. $P_{sell} = P_{buy}$,
2. $CF_{gross} = P_{buy} * BAR$,
3. $BWK = CF_{gross} * \%BWK$,
4. $i_{disc} = 1 + WACC$,
5. Exit in t+10,
6. $BAR, \%BWK, FKZ, EKQ \sim N(\mu, \sigma)$,
7. $\tilde{y}_{lev} = E[\tilde{y}_{lev,t+n}]$.

Der Einkaufspreis P_{buy} entspricht dem Verkaufspreis P_{sell} und der Bruttocashflow CF_{gross} ergibt sich aus der Bruttoanfangsrendite im Verhältnis zum Einkaufspreis. Die nominalen Bewirtschaftungskosten sind der prozentuale Anteil %BWK am Bruttocashflow CF_{gross}, während der Diskontierungszins den Weighted Average Cost of Capital entspricht. Der Exit erfolgt unabdingbar am Ende von Jahr 10, alle Eingangsvariablen sind normalverteilt[31] und die Rendite $\tilde{y}_{lev}$ stellt den Erwartungswert aller zeitgewichteten Renditen $\tilde{y}_{lev,t+n}$ dar.[32]

Eine statistische Berechnung der Gewichte γ_i mittels der KQ-Methode erfordert einen Mindestbestand an Daten. Dieser liegt jedoch in der Praxis – zumindest am Anfang – nur sehr selten vor, weswegen häufig auf das Scoring zurückgegriffen wird. Dabei können zwei Arten von Problemen auftauchen: (1) Es liegen nicht genug Daten für ein Objekt vor, (2) es liegen nicht genug Daten für eine Querschnittanalyse homogener Nutzungsarten vor, was einer Verschärfung der Annahme von (1) entspricht. Zur Lösung

[31] Dies ist eine starke Vereinfachung, da u.a. Immobilienrenditen nicht normalverteilt sind und die Annahme nahe liegt, dass die aufgeführten Eingangsvariablen ebenfalls nicht normalverteilt sind.

[32] Eine digitale Version dieses Modells liegt dieser Arbeit zur Überprüfung bei.

dieses Problems bedarf es eines heuristischen Ansatzes für die Gewichtung. Diese muss streng hierarchisch nach dem Grad der Information über die Risikofaktoren γ_i erfolgen.

1		$n(\tilde{y}_{lev}) = 0$	Laplace-Regel	$\gamma_i = \mu(\gamma_i) = {}^{1}/_{i}$
	2	$n(\tilde{y}_{lev}) \leq 30$[33]	Kick-the-Worse	$!\max\left(R^2(\gamma_i)\right)\ mit\ \forall\gamma_i: \{0,1\}$
	3	$n(\tilde{y}_{lev}) \leq 30$	Ordered Weighting	$!\max\left(R^2(\gamma_i)\right)\ mit\ \forall\gamma_i = l_i$
		4 $n(\tilde{y}_{lev}) > 30$	KQ-Methode	

Tabelle 3: Hierarchie heuristischer Gewichtungsregeln[34]

Liegen keine Informationen über die Wesentlichkeit der Attribute oder ihre Ordnung vor, so muss die Laplace-Regel (auch Dawes-Regel) für die Gewichtung angewandt werden.[35] Hierzu werden, wie in Tabelle 3: Hierarchie heuristischer Gewichtungsregeln dargestellt, alle Faktoren gleichengewichtet. Dabei ist die Laplace-Regel gegenüber zufälligen Gewichtungen stochastisch dominant, also jeder anderen Gewichtungsregel ohne verfügbare Informationen überlegen und in gewissen Situationen auch besser als eine optimale Gewichtung.[36] Ist das Modell dem Anwender nicht bekannt und es wurden Risikofaktoren aus der eigenen Erfahrung gefolgert, so müssen alle Faktoren auf ihre Wesentlichkeit hin überprüft werden. Dies kann iterativ durch die Gewichtung der Risikofaktoren v_i mit 0 und 1 erfolgen, so dass das Bestimmtheitsmaß R^2 maximiert wird. Sind die Faktoren ausgewählt, kann damit begonnen werden, iterativ durch die Rangfolgenbildung $l_i = \{1,2,3,\dots,i\}$ der Risikofaktoren eine Gewichtung herzustellen. Die Rangfolge muss nicht zwangsläufig, wie im Beispiel, einem Equal-Spacing folgen, sondern kann einer individuellen Gewichtung entsprechen. Liegen nach einer entsprechenden Zeit genug Daten vor, kann eine Berechnung der Gewichte auch auf statistischer Basis erfolgen. Dies hat den Vorteil, dass eine subjektive Gewichtung der Faktoren gänzlich ausgeschlossen und durch eine unverzerrte Berechnung ersetzt werden kann. Welche Gewichtung für t+1 am besten funktioniert, kann nur empirisch ermittelt werden.

[33] Die Mächtigkeit von über 30 Datenpunkten kann nur ein Anhaltspunkt für die Anwendung statistischer Methoden sein und hängt vom Signifikanzniveau des ANOVA-Tests ab.
[34] Eigene Darstellung.
[35] Vgl. Dawes (1979); DeMiguel et al. (2009) oder auch Bamberg et al. (2008), S. 116f.
[36] Vgl. Einhorn/Hogarth (1975); Czerlinski et al. (1999).

3 Weiterführende Problemstellungen des Immobilienscorings

Ein häufiger Fehler ist die einmalige Erstellung eines Scorings, welches über mehrere Jahre verwendet und nicht validiert wird. Des Weiteren ist der Gruppe der Nutzwertverfahren ein enormer Grad an Subjektivität inhärent. Damit man sich dieser Subjektivität des Verfahrens bewusst wird, sollte von dem klassischen Denkmodell des „Homo Oeconomicus“ zwar nicht abgewichen werden, aber bei Nutzwertverfahren, insbesondere in Hinblick auf eine Risikobetrachtung, eine abgewandelte oder erweiterte Grundlage zum Tragen kommen.

Im Risikomanagement dominiert der klassische, statistisch-frequentistisch geprägte Begriff des „Risikos“. Wenn jedoch, wie eingangs beschrieben, dass Risiko als objektiv zukünftiger Umweltzustand definiert wird, so eröffnet sich zusätzlich auch Raum für subjektiv wahrgenommene Risiken, die von den objektiven Risiken divergieren können.[37] Ein sehr passendes Modell aus der Psychologie zur Beschreibung und Messung von Abweichungen zwischen realem Zustand und subjektiver Wahrnehmung stellt das von Brunswick entwickelte Linsenmodell dar.[38]

Im Kern sagt das Modell aus, dass wir die objektive Umwelt nicht direkt, sondern nur verzerrt, wie durch eine Linse, wahrnehmen können. Die distalen – also nicht direkt oder sofort beobachtbaren – Variablen beschreiben den objektiven Umweltzustand. Die proximalen Variablen bilden die Hinweisreize, die ein Beobachter wahrnehmen und aus denen er Rückschlüsse auf die Umwelt ziehen kann. Die proximalen Variablen (in dieser Arbeit die Risikofaktoren) stehen in unterschiedlich starkem Zusammenhang mit den distalen Variablen und können am anschaulichsten durch die Korrelation beschrieben werden. Dieser Zusammenhang bildet die ökologische Validität des brunswick’schen Linsenmodells, die im vorangegangenen Abschnitt durch das beschriebene Risikomodell abgebildet wurde.

[37] Vgl. z.B. Streufert/Taylor (1971).
[38] Vgl. Brunswick (1943, 1952).

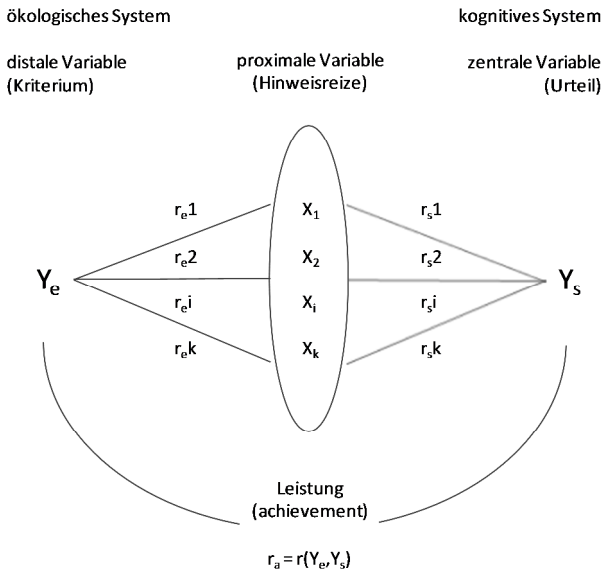


Abbildung 3: Linsenmodell nach Brunswick[39]

Auf der Ebene des Beobachters kommen die zentralen Variablen zu tragen. Sie bilden sich durch die Wahrnehmung und Interpretation der Hinweisreize, die durch das kognitive System einbezogen werden und über den objektiven Umweltzustand ein Urteil bilden. Dies impliziert, dass das Urteil auch systematisch vom objektiven Umweltzustand abweichen kann. Für die Leistung der Übereinstimmung zwischen der objektiven Umwelt und dem subjektiven Urteil kann wiederum das Bestimmtheitsmaß R^2 herangezogen werden.[40]

Das objektive Risiko bildet den objektiven Umweltzustand und das subjektive Risiko stellt das subjektiv wahrgenommene Urteil über die Hinweisreize dar. Hieraus ergeben sich gleich mehrere Vorteile. Zum einen wird eine Variable $Y_e \equiv \tilde{y}$ für den objektiven Umweltzustand gewählt, die beobachtbar sowie messbar ist. Zum anderen wird man sich der subjektiven Abweichung von der Realität durch Vergleich von $\tilde{y}_{t+1}^*$ und der subjektiven Schätzung $\tilde{y}_{t+1}$ bewusst. Dieser Vergleich kann über die beiden linearen Regressionen

$$Y_e = a + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n \quad sowie$$

$$Y_s = a + \beta_{s,1} x_1 + \beta_{s,2} x_2 + \cdots + \beta_{s,n} x_n$$

[39] Vgl. Jungermann et al. (2005), S. 164.
[40] Vgl. Hammond (1996); Brunswick (1952); Karelaia/Hogarth (2008).

vorgenommen werden.[41] Ersetzt man nun Y_s durch Y_e, kann der Leistungsfaktor (achievement) mit dem Bestimmtheitsmaß R^2 ermittelt werden. Dieses Vorgehen erweitert den traditionellen vier- bis fünf-schrittigen Scoring-Prozess durch einen kontinuierlichen Validierungs- und Kalibrierungsprozess, ähnlich einem Box-Jenkins-Verfahren.[42]

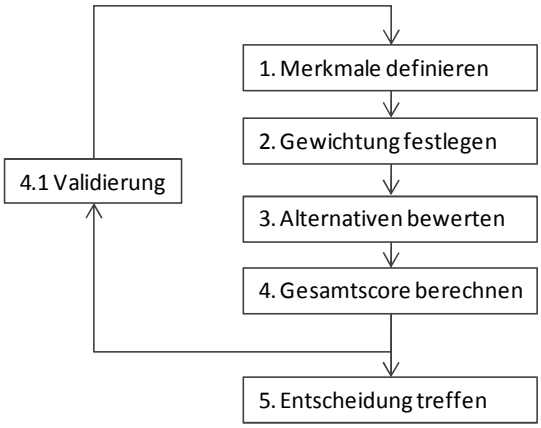


Abbildung 4: Erweiterter Erstellungsprozess des Risikoscorings[43]

Die Subjektivität des Risikoscorings stellt jedoch nicht das einzige Problem dar: Durch die Umgehung des Extensionalitätsprinzips durch die Verwendung eines Discounted Cash Flow Modells, ergibt sich ein nicht-triviales Problem für die Gewichtung der Risikofaktoren. Zwar kann die Änderung der Parameter und deren Einfluss auf die durchschnittliche Rendite durch eine lineare Regression dargestellt werden, die Gewichte ändern sich jedoch gemäß einer nicht-linearen Funktion $f(\mu, \sigma)$ in Interdependenz zueinander. Dies ist durch den Diskontfaktor (Nicht-Linearität) und das Modell (Interdependenz) bedingt. Dieser Zusammenhang ist für die vier Eingangsfaktoren tabellarisch und grafisch in Abbildung X dargestellt. Jeder Faktor wurde schrittweise um μ (waagerecht) und σ (senkrecht) in einer Monte-Carlo-Simulation variiert, und die normalisierten Gewichte der Sensitivitätsanalyse wurden protokolliert. Dies entspricht einem additiven Risikofunktional mit normalisierten exogenen Variablen. Lediglich die Skalierung weicht ab, da dies zur Veranschaulichung nicht zwingend identisch zu sein braucht.

[41] Vgl. Jungermann et al. (2005), S. 166; Bortz (2005).
[42] Vgl. Box et al. (2008).
[43] Eigene Darstellung.

Veränderung von NAR

NAR

σ / μ	0,030	0,040	0,050	0,060	0,070
0,005	0,46	0,47	0,46	0,46	0,45
0,007	0,59	0,59	0,59	0,58	0,57
0,009	0,69	0,70	0,69	0,69	0,67
0,011	0,75	0,74	0,74	0,74	0,73
0,013	0,80	0,80	0,82	0,81	0,79

BWK

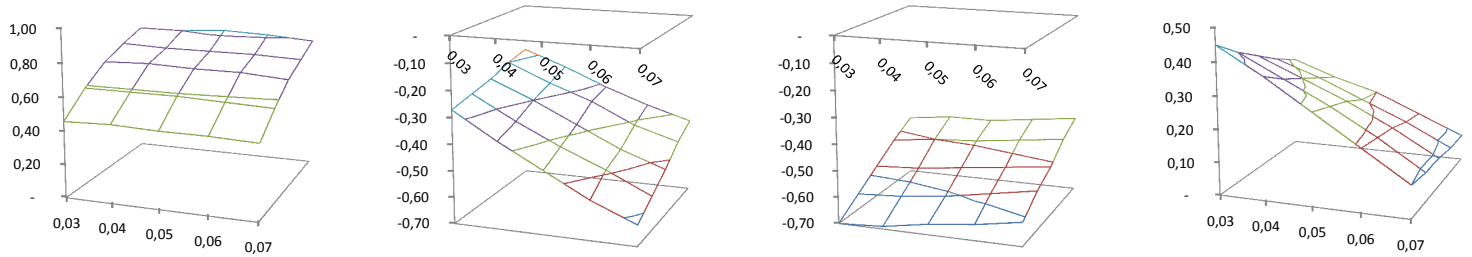
σ / μ	0,030	0,040	0,050	0,060	0,070
0,005	-0,27	-0,37	-0,46	-0,55	-0,62
0,007	-0,25	-0,34	-0,42	-0,49	-0,57
0,009	-0,23	-0,30	-0,38	-0,46	-0,52
0,011	-0,20	-0,27	-0,33	-0,41	-0,46
0,013	-0,18	-0,24	-0,31	-0,37	-0,42

FKZ

σ / μ	0,030	0,040	0,050	0,060	0,070
0,005	-0,70	-0,69	-0,66	-0,64	-0,61
0,007	-0,64	-0,63	-0,61	-0,58	-0,55
0,009	-0,58	-0,57	-0,55	-0,53	-0,51
0,011	-0,52	-0,50	-0,49	-0,47	-0,45
0,013	-0,47	-0,45	-0,45	-0,43	-0,41

EKQ

σ / μ	0,030	0,040	0,050	0,060	0,070
0,005	0,45	0,37	0,28	0,19	0,10
0,007	0,40	0,33	0,26	0,18	0,09
0,009	0,36	0,30	0,24	0,17	0,09
0,011	0,32	0,27	0,21	0,15	0,08
0,013	0,29	0,24	0,20	0,14	0,08



Veränderung von BWK

NAR

σ / μ	0,400	0,450	0,500	0,550	0,600
0,040	0,78	0,75	0,70	0,67	0,59
0,045	0,77	0,74	0,71	0,66	0,59
0,050	0,76	0,73	0,69	0,64	0,59
0,055	0,75	0,72	0,67	0,62	0,58
0,060	0,75	0,71	0,66	0,62	0,57

BWK

σ / μ	0,400	0,450	0,500	0,550	0,600
0,040	-0,28	-0,30	-0,31	-0,32	-0,33
0,045	-0,32	-0,33	-0,34	-0,36	-0,37
0,050	-0,35	-0,36	-0,38	-0,39	-0,41
0,055	-0,38	-0,40	-0,41	-0,42	-0,43
0,060	-0,41	-0,43	-0,44	-0,46	-0,47

FKZ

σ / μ	0,400	0,450	0,500	0,550	0,600
0,040	-0,51	-0,54	-0,56	-0,60	-0,61
0,045	-0,50	-0,53	-0,56	-0,59	-0,61
0,050	-0,49	-0,52	-0,55	-0,58	-0,61
0,055	-0,49	-0,52	-0,54	-0,56	-0,60
0,060	-0,49	-0,51	-0,53	-0,56	-0,59

EKQ

σ / μ	0,400	0,450	0,500	0,550	0,600
0,040	0,16	0,19	0,24	0,29	0,33
0,045	0,15	0,19	0,24	0,28	0,33
0,050	0,16	0,20	0,23	0,28	0,32
0,055	0,15	0,19	0,23	0,28	0,32
0,060	0,15	0,19	0,23	0,27	0,32

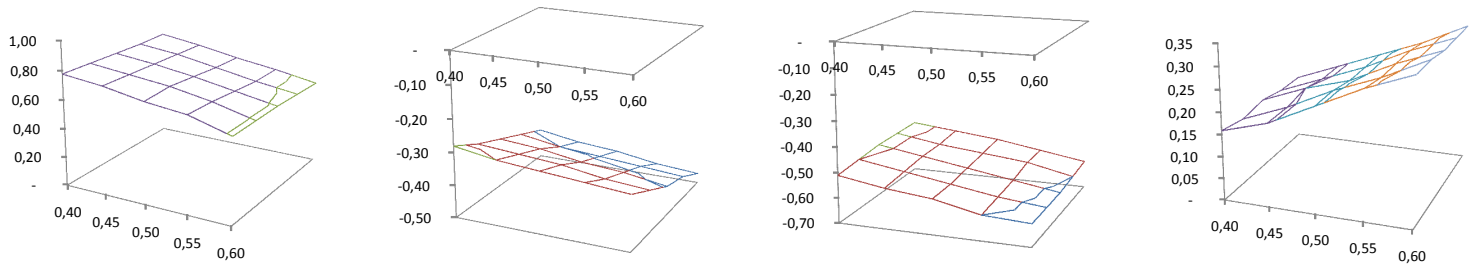


Abbildung 5: Änderung der Sentivität der vier Scoring-Faktoren bei schrittweiser Änderung von Mittelwert und Standardabweichung (simulierte Daten)

Veränderung von FKZ

NAR

σ / μ	0,035	0,038	0,040	0,043	0,045
0,003	0,79	0,79	0,77	0,77	0,76
0,004	0,74	0,73	0,74	0,72	0,70
0,005	0,70	0,69	0,69	0,68	0,67
0,006	0,66	0,64	0,64	0,64	0,63
0,007	0,61	0,62	0,60	0,60	0,59

BWK

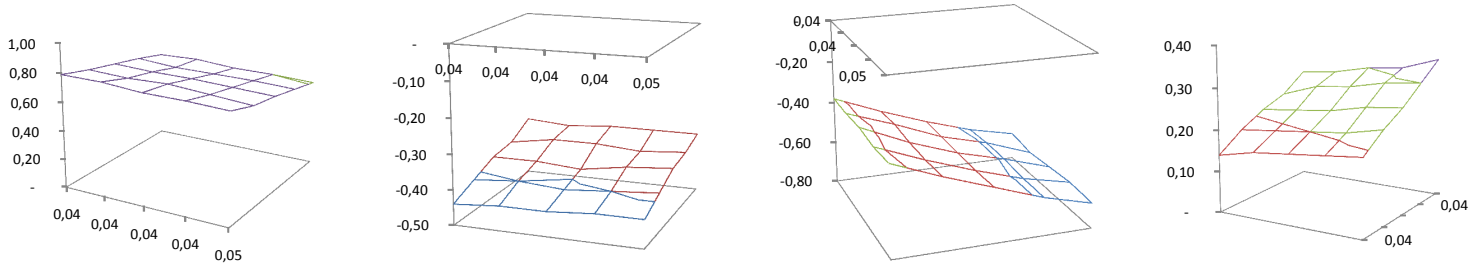
σ / μ	0,035	0,038	0,040	0,043	0,045
0,003	-0,44	-0,43	-0,43	-0,42	-0,42
0,004	-0,41	-0,40	-0,41	-0,40	-0,39
0,005	-0,38	-0,38	-0,39	-0,37	-0,36
0,006	-0,37	-0,35	-0,35	-0,36	-0,35
0,007	-0,33	-0,34	-0,33	-0,33	-0,33

FKZ

σ / μ	0,035	0,038	0,040	0,043	0,045
0,003	-0,38	-0,38	-0,37	-0,38	-0,37
0,004	-0,47	-0,46	-0,47	-0,47	-0,46
0,005	-0,55	-0,55	-0,55	-0,55	-0,54
0,006	-0,62	-0,61	-0,61	-0,62	-0,62
0,007	-0,67	-0,69	-0,68	-0,67	-0,68

EKQ

σ / μ	0,035	0,038	0,040	0,043	0,045
0,003	0,19	0,23	0,26	0,30	0,34
0,004	0,18	0,21	0,25	0,29	0,31
0,005	0,17	0,20	0,23	0,27	0,30
0,006	0,16	0,19	0,22	0,26	0,28
0,007	0,14	0,18	0,21	0,23	0,27



Veränderung von EKQ

NAR

σ / μ	0,200	0,250	0,300	0,350	0,400
0,010	0,66	0,69	0,72	0,73	0,74
0,020	0,66	0,68	0,71	0,72	0,75
0,030	0,62	0,66	0,69	0,72	0,73
0,040	0,58	0,64	0,68	0,69	0,72
0,050	0,52	0,60	0,63	0,67	0,70

BWK

σ / μ	0,200	0,250	0,300	0,350	0,400
0,010	-0,37	-0,38	-0,40	-0,40	-0,41
0,020	-0,36	-0,38	-0,40	-0,40	-0,41
0,030	-0,34	-0,37	-0,38	-0,40	-0,41
0,040	-0,32	-0,35	-0,37	-0,38	-0,39
0,050	-0,28	-0,33	-0,35	-0,36	-0,39

FKZ

σ / μ	0,200	0,250	0,300	0,350	0,400
0,010	-0,62	-0,60	-0,58	-0,54	-0,49
0,020	-0,62	-0,59	-0,57	-0,52	-0,50
0,030	-0,59	-0,57	-0,55	-0,53	-0,49
0,040	-0,55	-0,55	-0,54	-0,51	-0,48
0,050	-0,49	-0,53	-0,52	-0,49	-0,47

EKQ

σ / μ	0,200	0,250	0,300	0,350	0,400
0,010	0,11	0,09	0,08	0,07	0,07
0,020	0,22	0,18	0,16	0,14	0,13
0,030	0,33	0,27	0,24	0,21	0,19
0,040	0,42	0,35	0,31	0,27	0,25
0,050	0,54	0,42	0,38	0,34	0,31

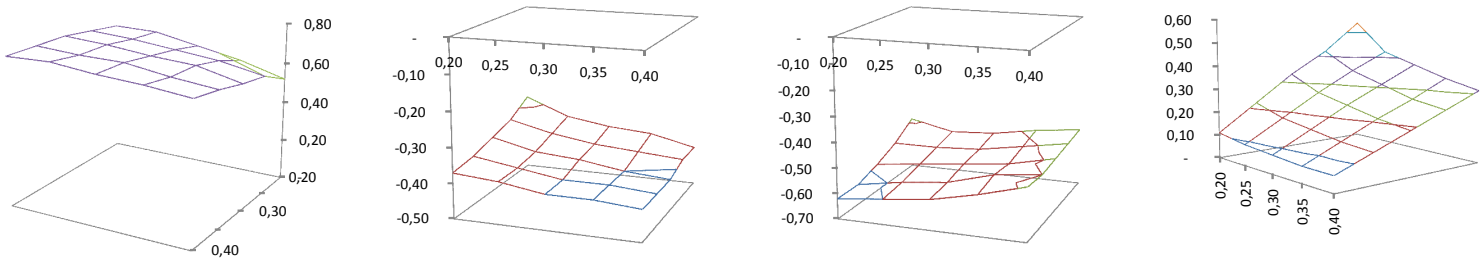


Abbildung 6: Änderung der Sentivität der vier Scoring-Faktoren bei schrittweiser Änderung von Mittelwert und Standardabweichung (simulierte Daten)

Des Weiteren wird durch die Darstellung des Discounted Cash Flow Modells anhand einer Regression ein Standarderror von circa 0,3 Punkten (Modellrisiko) auf der Scoringskala in Kauf genommen.[44] Hier bedarf es akkuraterer Ansätze für die Praxis, die ein geringeres Modellrisiko aufweisen. Hieraus können gleich mehrere Schlüsse gezogen werden. (1) Wenn die Inputparameter nicht konstant in μ und σ sind, so ändert sich die Gewichtung für jede Einschrittprognose, was die Verwendung des Linsenmodells zwingend notwendig macht (auch wenn sich hier die Präferenzen nicht ändern sollten). (2) Bei Vorlage ausreichender Daten ist die Schätzung der Gewichte ohne mathematische Hilfsmittel nur äußerst mühsam durch iteratives Testen möglich. Diese Methodik wurde im vorherigen Abschnitt bereits vorgestellt. (3) Der Schätzprozess kann nicht, wie oftmals aufgeführt, a priori erfolgen, da z.B. der KQ-Schätzer nur die Gewichte aufgrund ex-post gewonnener Daten validieren kann. Das Problem für eine ex-ante Gewichtung bleibt bestehen, es sei denn die Nutzer können a priori die parametrische Verteilung der Faktoren für das Streuungs- und Lagemaß hinreichend genau abschätzen.

4 Kritische Betrachtung der Ergebnisse

Damit das Scoringverfahren auf den Bereich des Risikomanagements angewandt werden kann, bedarf es einer Vielzahl von Abwandlungen, die in den vorherigen Kapiteln eingeführt wurden.

Es reicht nicht aus nur die Axiome der Nutzwertanalyse bei einem Immobilienrisikoscoring zu verwenden. Ohne die Berücksichtigung der Risikoaxiome ist eine logisch geleitete Validierung des Risikofunktionals anhand von statistischen Methoden nicht möglich. Aus konzeptioneller Sicht wurden diese Axiome bereits intuitiv berücksichtigt, jedoch gibt es sowohl bei der Wahl als auch bei der Gewichtung nicht triviale Probleme.

Das Extensionalitätsprinzip sowie das Wesentlichkeitsaxiom können durch einen in der Praxis gängigen Bottom-up-Approach angegangen werden, was beispielsweise mittels einer DCF-Methode möglich ist. Hierdurch wird eine Verschiebung von der Güte des erstellten Risikofunktionals hin zu einem messbaren Modellrisiko eingeleitet, dass durch Verbesserungen des Modells sukzessive minimiert werden kann. Dies gestaltet den Erstellungsprozess nicht wesentlich einfacher, operationalisiert jedoch die Messung der Ungenauigkeiten des Risikomodells.

Die Gewichtung ohne oder mit zu geringem Datenbestand kann mit einer Folge hierarchisch geordneter, heuristischer Regeln ermittelt werden. Sollten genug Daten vorliegen, kann auch ex-post diese Gewichtung mit einer KQ-Methode validiert werden. Dennoch bleibt die ex-ante Schätzung ein

[44] Wobei sich dies lediglich auf das rein rechnerische Modellrisiko bezieht, das Abweichungen von den realen Renditen noch nicht berücksichtigt.

schwieriges Unterfangen, denn durch die DCF-Methode folgen die Risikogewichte einem nicht-linearen interdependenten Prozess, der eine Schätzung ohne den Einsatz von Hilfsmitteln fast unmöglich macht. Daher bedarf es für eine ex-ante Schätzung der Risikogewichte einer hinreichend genauen Meinung des Anwenders, sowohl über die Höhe des Mittelwerts als auch über des Streuungsmaßes.

Die Validierung des Risikomodells anhand des Linsenmodells, welche durch die ex-post Bestimmung der Risikogewichte mittels KQ-Methode umgesetzt werden kann, eröffnet dem Nutzer die Möglichkeit, eigene Annahmen kritischer zu betrachten. Dazu leistet auch die Skalierungsvorschrift einen Beitrag, da sie den Effekt der „Regression zur Mitte“ berücksichtigen kann und somit die wahre Höhe des M.S.E aufdeckt. Diese Kalibrierung erfolgt, indem der Standardfehler minimiert wird und sowohl das Rauschen als auch die systematischen Abweichungen leichter sichtbar werden. Allerdings sollte diese Methodik als pragmatischer Ansatz gesehen werden, solange nicht die Auswirkungen auf die Berechnung der Gewichte geprüft wurden und ob die Minimierungsbedingung wirklich zu jedem Zeitpunkt zum tatsächlichen Minimum führt. Die Präzision der Methode hängt auch stark von der Varianz und Anzahl der Datenpunkte ab, so dass sich die Methodik in der Praxis dem Beweis der Durchführbarkeit stellen muss.

Weiterhin muss festgehalten werden, dass die DCF-Methode als Fundament einen Bruch in der Methodik von einem nicht-linearen Modell zu einem linearen Modell darstellt. Dies äußert sich primär in dem heteroskedastischen Verhalten zu den Skalenenden sowie der stark leptokurtischen Verteilung des Errorterms bei der ex-post Berechnung der Risikogewichte mittels der KQ-Methodik. Die Aussagekraft des Bestimmtheitsmaßes R^2 ist ebenfalls fragwürdig, da die Berechnungsmethodik strittig ist und nicht von jeder Software korrekt ermittelt wird. Zum anderen fällt das R^2 sehr hoch aus, und es kommt bei einer Zu- oder Abnahme des M.S.E kaum zu Veränderungen des R^2. Aus diesem Grund sollte stattdessen die Berechnung des R^2 zwischen „wahren“ und „angepassten“ Werten erfolgen.

Aber nicht nur diese technischen Probleme erschweren eine Nutzung der Scoring-Methodik. Das Linsenmodell beinhaltet auch das subjektiv kognitive Element des Nutzers. Durch den Abgleich zwischen den tatsächlichen Messwerten und den subjektiv geschätzten Elementen können so kognitive Illusionen sichtbar gemacht werden.

Quellenverzeichnis

Albrecht, P. (2003), „Zur Messung von Finanzrisiken“ in: Mannheimer Manuskripte zu Risikotheorie, Portfolio Management und Versicherungswirtschaft Nr. 143, S. 1 – 48.

Bamberg, G. / Coenenburg, A. G. / Krapp, M. (2008), „Betriebswirtschaftliche Entscheidungslehre“, 14. Aufl., München: Vahlen.

Bechmann, A. (1978), „Nutzwertanalyse, Bewertungstheorie und Planung.“, 1. Aufl., Bern: Paul Haupt.

Bortz, J. (2005), „Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler“, 6. Aufl., Heidelberg: Springer Medizin.

Box, G.E.P. / Jenkins, G. M. / Reinsel, G. C. (2008), „Time Series Analysis - Forecasting and Control“, 4. Ed., New Jersry: John Wiley & Sons.

Brunswick (1943), „Organismic Achievement and Environmental Probability“ in: The Psychological Review, Vol. 50, Nr. 3, S. 255 – 272.

Brunswick, E. (1952), „The conceptional framework of psychology“ in: International Encyclopedia of Unified Sciences, Vol. 1, Nr. 10, Chicago: The University of Chicago Press.

Casella, G. (1983), „Leverage and Regression through the Origin“ in: The American Statistician, Vol. 37, Nr. 2, S. 147 – 152.

Chen, S. / Chung, H. / Bradford, J. D. (1997), „Real Estate and the Arbitrage Pricing Theory: Macrovariables vs. Derived Factors.“ in : Journal of Real Estate Economics, Vol. 25, Nr. 3, S. 506 – 523.

Chung, K. L. (1978), „Elementare Wahrscheinlichkeitstheorie und stochastische Prozesse“, 1. Auf., Berlin: Springer.

Czerlinski, J. / Gigerenzer, G. / Goldstein, D. G. (1999), „How Good Are Simple Heuristics?“ in: Gigerenzer, G. / Todd, P. M. / and the ABC Research Group (1999), „Simple Heuristics That Make Us Smart“, New York: Oxford University Press, S. 97 – 118.

Dawes, R. M. (1979), „The robust beauty of improper linear models in decision making“ in: American Psychologist, Vol. 34, S. 571 – 582.

DeMiguel, V. / Garlappi, L. / Uppal, R. (2009), „Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient is the 1/N Portfolio Strategy?“ in: The Review of Financial Studies, Vol. 22, Nr. 5, S. 1915 – 1953.

Dinges, H. / Rost, H. (1982), „Prinzipien der Stochastik“, 1. Aufl., Stuttgart: Teubner.

Einhorn, H. J. / Hogarth, R. M. (1975), „Unit Weighting Schemes for Decision Making“, in: Organizational Behavior and Human Performance, Vol. 13, S. 171 – 192.

Eisenhauer, J. G. (2003), „Regression through the Origin“ in: Teaching Statistics, Vol. 25, Nr. 3, S. 76 – 80.

Galton, F. (1886), „Regression towards mediocrity in heridity stature“ in: Journal of the Anthropological Institute, Vol. 15, S. 246 – 263.

Hahn, G. J. (1977), „Fitting Regression Modells with no Intercept Term“ in: Journal of Quality Technology, Vol. 9, 56 – 61.

Hammond, K. R. (1996), „Human Judgement and social policy“, 1. Ed., New York: Oxford University Press.

Harth, M. (2006), „Multikriterielle Bewertungsverfahren als Beitrag zur Entscheidungsfindung in der Landnutzungsplanung – unter besonderer Berücksichtigung der Adaptiven Conjoint-Analyse und der

Discrete Choice Experiments“, Diss., ULB Sachsen-Anhalt, <http://nbn-resolving.de/urn/resolver.pl?urn=nbn%3Ade%3Agbv%3A3-000010538>.

Hastie, R. / Dawes, R. M. (2001), „Rational Choice in an Uncertain World: The Psychology of Judgement and Decision Making“, 2. Ed., Thousand Oaks: SAGE.

Healy, M. J. R. / Goldstein, H. (1978), „Regression to the mean“ in: Annals of Human Biology, Vol. 5, Nr. 3, S. 277 – 280.

Herzog, M. (2012), „Scoring-Modelle im Immobilienportfoliomanagement“, 1. Aufl., Saarbrücken: VDM Verlag Dr. Müller.

Jungermann, H. / Pfister, H.-R. / Fischer, K. (2005), „Die Psychologie der Entscheidung: Eine Einführung“, 2. Aufl., München: Elsevier.

Karelaia, N. / Hogarth, R. M. (2008), „Determinants of linear judgement: A meta-analysis of Lens Model Studies“ in: Psychological Bulletin, Vol. 134, Nr. 3, S. 404 – 426.

King, D. A. Jr. / Young, M. S. (1994), „Why diversification doesn’t work: Flaws in Modern Portfolio Theory turn Real Estate Portfolio Managers back to old-fashioned Underwriting“ in: Real Estate Review, Vol. 24, Nr. 2, S. 6 – 12.

Kirchgässner, G. (2000), Homo Oeconomicus: Das ökonomische Modell individuellen Verhaltens und seine Anwendung in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, 2. Aufl., Tübingen.

Lausberg, C. / Kröll, F. (2012), „Measuring real estate risk with scoring models: Theoretical background, empirical evidence and requirements for future use“, 19th European Real Estate Society Conference, Edinburgh.

Lifka, S. (2008), „Wirtschaft und Raum: Entscheidungsanalysen in der Immobilienwirtschaft“, Band 18, 1. Aufl., München: Utz.

Lillich, L. (1992), „Nutzwertverfahren“, in: Schriften zur Quantitativen Betriebswirtschaftslehre, Heidelberg: Physica Verlag.

Luce, R. D. / Raiffa, H. (1957), „Games and decisions“, 1. Ed., New York: John Wiley & Sons.

Müller, M. / Lausberg, C. (2010), „Why volatility is an inappropriate risk measure for real estate“ in: ERES Conference Milan, S. 1 – 30.

Müller, M. / Lausberg, C. / Lee, S. (2011), „Why volatility is (still) an inappropriate risk measure for real estate“ in: ERES Conference Eindhoven, S. 1 – 48.

Ohse, D. (2005), „Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler II: Lineare Wirtschaftsalgebra“, Band 2, 5. Aufl., München: Vahlen.

Pedersen, C. S. / Satchel, S. E. (1998), „An Extended Family of Financial Risk Measures“ in: The Gueneva Papers on Risk and Insurence Theory, Jg. 23, S. 89 – 106.

Rasch, B. / Naumann, E. / Friese, M. / Hofmann, W. (2006), „Quantitative Methoden“, Band 1, 2. Aufl., Berlin: Springer.

Rescher, N. (2000), „Rationalität. Eine philosophische Untersuchung über das Wesen und die Begründung der Vernunft“, 1. Aufl., Würzburg.

Rockafellar, R. T. / Uryasev, S. / Zabarankin, M. (2003), „Deviation Measures in Risk Analysis and Optimization“ in: Gainesville: Risk Management and Financial Engeneering Lab, Center for Applied Optimization, Department of Industrial and Systems Engineering University of Florida, Juni, S. 1 – 27.

Ross, S. (1976), „The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing“ in: Journal of Economic Theory, Vol. 13, S. 341 – 360.

Stier, W. (2001), „Methoden der Zeitreihenanalyse“, 1. Aufl., Berlin: Springer.

Streufert, S. / Taylor, E. A. (1971), „Objective Risk Levels and Subjective Risk Perception“ in: Technical Report Nr. 40, Purdue University.

Urschel, O. (2009), „Risikomanagement in der Immobilienwirtschaft: Ein Beitrag zur Verbesserung der Risikoanalyse und -bewertung“, Diss., Band 4, Karlsruher Schriften zur Bau-, Wohnungs- und Immobilienwirtschaft, Karlsruhe: KIT Scientific Publishing.

VÖB (2006), „VÖB-Immobilien Analyse: Instrument zur Beurteilung des Chance-/Risikoprofils von Immobilien“, Stand: Sep. 2006, Bundesverband Öffentlicher Banken Deutschlands.

von Nitzsch, R. (2008), „Entscheidungslehre: Wie Menschen entscheiden und wie sie entscheiden sollten“, 5. Aufl., Aachen: Verlagshaus Mainz.

Wheaton, W. C. et al. (1999), „Evaluating Risk in Real Estate“ in: Real Estate Finance, Vol. 16, Nr. 2, S. 15 – 22.

Wellner, C. (2003), „Entwicklung eines Immobilien-Portfolio-Management-Systems: Zur Optimierung von Rendite-Risiko-Profilen diversifizierter Immobilien-Portfolios“, Diss., 1. Aufl., Norderstedt: Books on Demand.

Zangemeister, C. (1971), „Nutzwertanalyse in der Systemtechnik – Eine Methodik zur multidimensionalen Bewertung und Auswahl von Projektalternativen.“, 2. Aufl., München: Wittemannsche Buchhandlung.