

Band
13

Bianca Krol (Hrsg.)

*Risikomessung für den globalen Kohlehandel:
Einfache und fortgeschrittene Verfahren nebst Backtesting
sowie ein Vergleich mit IFRS 7*

~
Frank Lehrbass

ifes Schriftenreihe



Institut für Empirie & Statistik
der FOM Hochschule
für Oekonomie & Management

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

© 2016 by



**Akademie
Verlags- und Druck-
Gesellschaft mbH**

MA Akademie Verlags- und Druck-Gesellschaft mbH
Leimkugelstraße 6, 45141 Essen
info@mav-verlag.de

Das Werk einschließlich seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der engen Grenzen des Urhebergesetzes ist ohne Zustimmung der MA Akademie Verlags- und Druck-Gesellschaft mbH unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen. Die Wiedergabe von Gebrauchsnamen, Handelsnamen, Warenbezeichnungen usw. in diesem Werk berechtigt auch ohne besondere Kennzeichnung nicht zu der Annahme, dass solche Namen im Sinne der Warenzeichen- und Markenschutz-Gesetzgebung als frei zu betrachten wären und daher von jedermann benutzt werden dürfen. Oft handelt es sich um gesetzlich geschützte eingetragene Warenzeichen, auch wenn sie nicht als solche gekennzeichnet sind.

Frank Lehrbass

Risikomessung für den globalen Kohlehandel: Einfache und fortgeschrittene
Verfahren nebst Backtesting sowie ein Vergleich mit IFRS 7

ifes Institut für Empirie & Statistik
der FOM Hochschule für Oekonomie & Management

ifes Schriftenreihe
Band 13, 2016

ISSN 2191-3366
ISBN 978-3-89275-404-6

Inhalt

1.	Einleitung	5
2.	Globaler Kohlehandel	6
3.	Banken als Vorbild.....	8
3.1.	Basel II – Standardansatz.....	8
3.2.	Beispielportfolio.....	9
3.3.	Basel III – Standardansatz und Beispielportfolio.....	10
3.4.	Basel II – Value at Risk	12
3.5.	Historische und Monte Carlo Simulation.....	13
3.6.	Analytisches Verfahren	14
3.7.	Praktisch motiviertes Beispiel.....	15
3.8.	Basel III – Expected Shortfall.....	16
4.	Zwischenfazit – Risikomessung für die Industrie	18
5.	Empirische Analyse der Kassapreis Dynamik für API#2 Kohle unter dem natürlichen Maß.....	19
5.1.	Datenquelle, Vorverarbeitung und Software	19
5.2.	Modelle der Preisdynamik und empirischer Befund	20
5.3.	Modelle der Renditedynamik und empirischer Befund	26
6.	Backtest	31
6.1.	Tests auf „Coverage“ und „Independence“	33
6.2.	Vergleich mit der Sensitivitätsanalyse nach IFRS 7	35
7.	Zusammenfassung	38

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1:	Price Chart of API#2 First Month Futures.....	21
Abb. 2:	Chart of Log-Price of API#2 First Month Futures	21
Abb. 3:	Return Chart of API#2 First Month Futures	22
Abb. 4:	Smoothed Log-Price Distribution	22
Abb. 5:	Correlogram of Squared Returns.....	27
Abb. 6:	Correlogram of Squared Residuals.....	28
Abb. 7:	QQ Plot of Residuals	29
Abb. 8:	Conditional Volatilities.....	30
Abb. 9:	Backtest	32

Tabellenverzeichnis

Tab. 1:	Beispielfortfolio.....	9
Tab. 2:	Risiko gemäß vereinfachtem Verfahren.....	10
Tab. 3:	Risiko gemäß Laufzeitbandverfahren.....	10
Tab. 4:	Sensitivitäten.....	11
Tab. 5:	gewichtete Sensitivitäten	12
Tab. 6:	historische Simulation.....	13
Tab. 7:	analytisches Verfahren	15
Tab. 8:	analytisches Verfahren modifiziert.....	16
Tab. 9:	analytisches Verfahren	17
Tab. 10:	Überblick Modellrechnungen.....	18
Tab. 11:	Tests auf Normalverteilung.....	23
Tab. 12:	Startwerte für die ML und LASSO Schätzung.....	24
Tab. 13:	Ergebnisse der QML Schätzung	24
Tab. 14:	Ergebnisse der adaptiven LASSO Schätzung	25
Tab. 15:	Ergebnisse der ML Schätzung	28
Tab. 16:	Violation Ratios.....	33
Tab. 17:	Coverage Testergebnisse.....	34
Tab. 18:	Independence Testergebnisse.....	35
Tab. 19:	Statistiken Ein-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)	36
Tab. 20:	Statistiken Ein-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)	36
Tab. 21:	Statistiken Zehn-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)	37
Tab. 22:	Überblick Modellrechnungen: Aktualisierung/Erweiterung.....	37

1. Einleitung

Bedingt durch die Erosion alter Geschäftsmodelle wenden sich Energieversorgungsunternehmen neuen Betätigungsfeldern zu. Die Aufnahme oder der Ausbau von Handelsaktivitäten spielen dabei eine prominente Rolle. Dies erfordert die Implementierung von Risikomessmethoden, um den erwirtschafteten Ertrag in ein Verhältnis zum gebundenen Risikokapital setzen zu können. Verschiedene etablierte Verfahren der Risikomessung im globalen Kohlehandel werden vorgestellt, verglichen und in Bezug zur Industriepraxis gesetzt. Insgesamt ergibt sich ein Faktor von 10 zwischen dem kleinsten und grössten gemessenen Risiko. Dies stellt jedoch kein Menü dar, aus dem man beliebig wählen kann. Moderne Back-testing Verfahren identifizieren nur eine Messmethode als passabel.

„It does require maturity to realize that models are to be used but not to be believed“ – Henri Theil, *The Principles of Econometrics*, 1971

Energieversorgungsunternehmen, die Steinkohlekraftwerke einsetzen, sind aufgrund ihres Geschäftszwecks zwangsläufig Teilnehmer am globalen Kohlemarkt. Aufgrund des Verfalls der Deckungsbeiträge in der thermischen Stromerzeugung (Verringerung des sogenannten clean dark spreads) erscheint der Ausbau der ursprünglich beschaffungsorientierten Aktivitäten hin zu Handelsaktivitäten naheliegend. Zugleich haben sich Banken mittlerweile aus dem Rohstoffhandel – und damit auch dem Kohlehandel – zurückgezogen. In diesem Beitrag wird für das Beispiel Kraftwerkskohle die Messung der resultierenden Marktpreisrisiken illustriert. Die vorgestellten Methoden der Risikomessung sind cum grano salis auch auf andere Waren- und Rohstoff-Preisrisiken anwendbar (z. B. Metalle).

Mit dem Kohlehandel sind zusätzlich oft auch Kreditrisiken verbunden, da mit bonitätsschwachen Partnern gehandelt wird (z. B. Kohleproduzent in Russland). Ebenso können Liquiditätsrisiken eine Rolle spielen, wenn etwa Kohlehandel in Derivateform (z. B. Futures an der ICE oder CME) betrieben wird. Insbesondere bei physischem Kohlehandel kann es auch zu operationellen Risiken kommen (z. B. Havarie des kohlebefördernden Schiffes). Diese drei Risikokategorien werden hier nicht weiter ausgeführt. Einen Einstieg in diese Themen bieten auf einer einführenden Ebene der Buchbeitrag [1] und weiterführend der internationale Beitrag [2].

2. Globaler Kohlehandel

Als Handel wird die Summe jener wirtschaftlichen Tätigkeiten definiert, die zur Beseitigung der folgenden „Spannungen“ durchgeführt werden (angelehnt an [3]):

- Räumliche Spannung: Ort der Leistungserstellung und -Verwertung fallen auseinander
- Zeitliche Spannung: Zeitpunkt der Leistungserstellung liegt vor dem der Verwertung
- Qualitative Spannung: Nach der Herstellung sind weitere Veredelungsschritte zur Verwendungsreife erforderlich

In Marktwirtschaften werden diese wirtschaftlichen Tätigkeiten nur dann durchgeführt, wenn sie einen wirtschaftlichen Vorteil versprechen. Wir werden bei der folgenden Skizze des globalen Kohlehandels nicht umhin kommen, englische Termini einzuführen (angelehnt an [4], konkretisiert für Kohle). Übersetzungen werden dort ergänzt, wo der Übertrag in das Deutsche nicht trivial ist. Die Darstellung beginnt mit den offensichtlichsten Handelsformen.

Die tief hängenden Früchte sind die der Arbitrage. Sieht man von den vernachlässigten drei Risikokategorien ab, so gibt es drei fast risikolose Möglichkeiten Geld zu verdienen.

- Inter Market Arbitrage – Steinkohle einer bestimmten Spezifikation kostet an zwei verschiedenen Orten unterschiedlich viel. Z. B. an der Ost- und Westküste der U.S.. Ist dieser „location spread“ (örtlicher Preisunterschied) groß genug, um die Transportkosten inkl. Versicherung usw. zu decken, so besteht eine offensichtliche Arbitragemöglichkeit. Eine räumliche Spannung wird bei Wahrnehmung dieser vorteilhaft abgebaut.
- Spot Futures Arbitrage – Steinkohle einer bestimmten Spezifikation kostet zu zwei verschiedenen Zeitpunkten verschieden viel. Z. B. binnen der nächsten Tage und in einem Jahr an einem bestimmten Lieferort. Ist dieser „time spread“ (zeitlicher Preisunterschied) gross genug, um die Nettofinanzierungskosten zu decken, so besteht eine Arbitragemöglichkeit. Wir betrachten ein Beispiel in Euro. Die Tonne Steinkohle koste im Kassamarkt (spot market) 100 Euro und die (Netto-) Finanzierungskosten seien minus 1 % (⇒ EZB). Notiert der einjährige Terminkontrakt für Kohle am selben Ort bei 99,50 Euro, so besteht eine sogenannte Cash & Carry Arbitragemöglichkeit.

Der Arbitrageur kauft heute kreditfinanziert Kohle und verkauft sie zeitgleich auf Termin in einem Jahr. Per Saldo hat er heute keinen Mittelabfluss, aber in einem Jahr einen Zufluss von 99,50 minus Rückzahlung Kredit von 99,00. Es resultiert ein Arbitragegewinn von 0,50 Euro pro Tonne Kohle. Verfügt er über freie Lagerkapazität für die Kohle (und kommt es nicht zu einem Brand auf dem Lagerplatz usw.), so kann er somit fast risikolos 0,50 Euro pro Tonne verdienen. Eine zeitliche Spannung wird somit vorteilhaft abgebaut.

- Inter Commodity Arbitrage – Zwei Sorten Steinkohle können zu einer höherwertigen gemischt (to blend) werden, wobei die Kosten dafür unter dem Verkaufspreis der Mischung liegen. Der „quality spread“ muss für diese Arbitrage selbstredend gross genug sein, um Transport- und Mischkosten zu decken.

Bis hierhin erscheint der Kohlehandel als leichtes Spiel. Dies gilt aber nur wegen der ausgeblendeten Risiken und der fehlenden Illustration dessen, was es heißt, überhaupt erst einmal obige Arbitragegelegenheiten bemerken zu können (Netzwerk im Markt, Analysefähigkeiten usw.). Deswegen trägt die Arbitrage im Regelfall nur den kleineren Teil zum Handelsgewinn bei. Der größere Teil kommt regelmäßig aus geglückter Spekulation (speculation). Hierbei werden bewusst Warenpreisisiken genommen, indem offene Positionen in die eine (long) oder andere (short) Richtung genommen werden. Im ersten Fall geht man von einem steigenden Marktpreis aus, im zweiten von einem Verfall.

Das Warenpreisisiko besteht in der Möglichkeit, dass es an den relevanten Märkten zu nachteiligen Preisentwicklungen kommen kann. Beispielsweise erleidet ein spekulativ aufgebauter Kohlebestand einen nachteiligen Wertverfall, wenn sich der Kohlepreis südwärts bewegt.

Selbst bei einem sehr erfahrenen Händler materialisiert sich von Zeit zu Zeit das Preisrisiko. Seine Erfahrung zeigt sich dann darin, dass er verlustbegrenzend agiert und nicht nur auf Besserung hofft.

Der Handel stellt ein Anderes als das klassische Geschäftsmodell eines EVU dar: Klassisch wurde Cash aus physischen Aktiva (fixed assets) generiert. Jetzt muss Risikokapital als Puffer für mögliche Verluste vorgehalten werden, um Gewinnchancen wahrnehmen zu können. Dabei müssen die genommenen Risiken im Rahmen der verfügbaren Puffer bleiben. Dies erfordert eine adäquate Risikomesung für den globalen Kohlehandel. Dabei muss das Rad nicht neu erfunden werden. Die bewusste Risikonahme ist bereits Teil eines anderen Wirtschaftszweiges, von dem man lernen kann.

3. Banken als Vorbild

Dass Bankgeschäft das bewusste Eingehen von Risiken beinhaltet, ist mittlerweile Allgemeingut. Insofern sind die für Banken geltenden Regelwerke ein natürlicher, erster Orientierungspunkt, wenn es um die Risikomessung im Speziellen und das Risikomanagement im Allgemeinen geht. Konkret orientiert sich etwa die RWE AG derart: „Das Risikomanagementsystem im Energiehandel des RWE-Konzerns ist eng an die Best-Practice-Regelungen angelehnt, die für Handelsgeschäfte von Banken gelten“ [5]. Die seit 2014 geltenden Vorschriften für die Messung von Warenpreisrisiken für Banken finden sich in der EU-Verordnung Nr. 575/2013, welche das internationale Basel II Regelwerk in Europa umsetzt [6]. Als Ware werden Produkte aus Landwirtschaft (z. B. Weizen) und Bergbau (z. B. Kohle, Erz) sowie daraus hergestellte Halb- und Fertigprodukte (z. B. Metalle) bezeichnet. Somit sind die Regeln für Banken prinzipiell geeignet, eine Orientierung für die Risikomessung im Kohlehandel zu bieten.

Banken ist es sowohl unter den Basel II als auch den zukünftig geltenden Basel III Regeln [7] gestattet, die Marktpreisrisiken entweder mit einem internen Modell oder gemäß des sogenannten Standardansatzes zu berechnen. Die Verwendung interner Modelle ist dabei an hohe Mindestanforderungen geknüpft (z. B. eine Risikomanagementeinheit ist konzeptionell durchdacht und in die Organisation integriert, sie verfügt über ausreichend qualifiziertes Personal, das interne Modell hat sich über Jahre bewährt usw.). Deswegen erfolgt zunächst ein kurzer Abriss des Standardansatzes unter Basel II, gefolgt von einer ausführlicheren Darstellung des Ansatzes unter Basel III.

3.1. Basel II – Standardansatz

Der Standardansatz unter Basel II ist ausführlich beschrieben in [8]. Konkret gibt es im Wesentlichen zwei Möglichkeiten der Risikomessung für ein Warenportfolio:

1. Vereinfachtes Verfahren
2. Laufzeitbandverfahren

Im vereinfachten Verfahren werden 15 % der Nettoposition (Saldo aus Kauf/Verkaufspositionen, synonym Saldo aus long/short) für das Risiko möglicher, nachteiliger Preisveränderungen berechnet. Hinzu kommt ein Aufschlag von 3 % der Bruttoposition für weitere Risiken (z. B. Basisrisiko, etwa unvorhersehbare Veränderungen im Preisunterschied zwischen Kassa- und Terminkurs). Die Berechnungen erfolgen zunächst in der Währung der Ware (z. B. US\$ bei Kohle). Anschlie-

Band muss in die Wahrung der Rechnungslegung mit dem aktuellen Wechselkurs umgerechnet werden (z. B. Multiplikation mit dem Wechselkurs in Preisnotierung EUR/US\$). Diesen trivialen letzten Schritt vernachlassigen wir im weiteren Verlauf. Bei Anwendung des Laufzeitbandverfahrens mussen zunachst Laufzeitbander gebildet werden. Sodann werden abermals prozentuale Satze den Nominalwerten wie folgt zugeordnet:

1. 3 % auf die Summe der geschlossenen Positionen in den Bandern
2. 0,6 % auf absolute Vortrage (Übertrag einer offenen Position in das nachste Band)
3. 3 % auf die Summe der zwischen Bandern geschlossenen Positionen
4. 15 % auf die absolute offene Restposition

3.2. Beispielfortfolio

Beispielhaft werden zwei Kassa Positionen in API#2 Kohle betrachtet. Der API#2 Preisindex bezieht sich auf Steinkohle mit einem Brennwert von 6.000 kcal/kg, die zu bestimmten europaischen Nordseehafen gebracht wird. Das Beispielfortfolio (siehe Tab. 1) bestehe aus einem Kassakauf (24.000 Tonnen) und einem Leerverkauf (12.000 Tonnen), so dass eine Netto-Long Position i. H. v. 12.000 Tonnen Kohle resultiert. Den Leerverkauf darf man sich als Verkaufsposition in einem Futures Kontrakt mit nur noch sehr kurzer Laufzeit vorstellen. Wir brauchen zwei gegenlaufige Positionen, um ein Mindestma an Komplexitat der bankaufsichtlichen Regeln darstellen zu konnen.

Der Kassapreis (engl. Spot Price) fur Kohle notiere bei US\$ 40. Die Geld/Brief Spanne und andere Transaktionskosten werden vernachlassigt.

Die Einheit aller Zahlenangaben ist nun folgend US\$ soweit nicht anders vermerkt.

	Long	Short
API#2 CAL 17	960.000	-480.000
Nettoposition	480.000	
Bruttoposition	1.440.000	

Tab. 1: Beispielfortfolio

Die Netto Long Position berechnet sich wie folgt: 12.000 Tonnen Kohle mal 40 US\$/t. Short Positionen werden wie üblich mit negativem Vorzeichen versehen. Das Marktpreisrisiko wird nach dem vereinfachten Verfahren wie folgt berechnet:

	A: Positionen	B: Prozentsatz	Produkt A x B
Bruttoposition	1.440.000	3 %	43.200
Nettoposition	480.000	15 %	72.000
Marktpreisrisiko =			115.200

Tab. 2: Risiko gemäß vereinfachtem Verfahren

Die Berechnungen für das Laufzeitbandverfahren vereinfachen sich im Beispiel erheblich, da nur eine Laufzeit betrachtet wird. Folglich kommen die Kategorien 2 und 3 des Laufzeitbandverfahrens nicht zum Zuge.

	A: Positionen	B: Prozentsatz	Produkt A x B
geschlossene Positionen in den Bändern	480.000	3 %	14.400
offene Restposten	480.000	15 %	72.200
Marktpreisrisiko =			86.400

Tab. 3: Risiko gemäß Laufzeitbandverfahren

3.3. Basel III – Standardansatz und Beispielportfolio

Der Standardansatz unter Basel III misst das Gesamtrisiko einer Handelsposition aus drei Komponenten:

1. Marktpreisrisiko
2. Kontrahentenrisiko (default risk charge)
3. Residualrisiko (residual risk add-on)

Die zweite Komponente wird wie bisher außen vor gelassen. Die dritte Komponente dient dazu die besonderen Risiken aus komplexen Derivatestrukturen und andere spezielle Risiken abzudecken. Dieser Artikel beschränkt sich auf einfache Geschäfte. Von daher muss die dritte Komponente nicht thematisiert werden. Das Marktpreisrisiko wird im Sinne eines sensitivitätsbasierten Ansatzes berechnet (sensitivities-based method).

Basel III startet mit der Definition der folgenden, wesentlichen Risikoklassen (risk class):

1. Zinsrisiko (z. B. alle Zinssätze steigen, interest rate risk)
2. Kreditaufschlagsrisiko (z. B. Zinsaufschlag auf kolumbianische Staatsanleihen in US\$ gegenüber US-Treasuries ähnlicher Laufzeit, credit spread risk)
3. Aktienrisiko (z. B. Einbruch der Kurse, equity risk)
4. Warenrisiko (commodity risk)
5. Fremdwährungsrisiko (foreign exchange risk)

Diesen Risikoklassen werden Risikofaktoren (risk factor) zugeordnet, die eine wesentliche Rolle bei der Bewertung von Positionen in den Risikoklassen bilden. In unserem Beispiel wären die API#2 Preise solche Risikofaktoren der Risikoklasse Warenrisiko.

Die Risikoposition (risk position) ist die aggregierte Sensitivität zu einem Risikofaktor. Die beiden Positionen des Beispiels sind sensitiv zum API#2 Kassakurs. Die Basel III Regeln schreiben die Berechnung der Sensitivität als sogenanntes Delta vor („Delta Commodity: The sensitivity is calculated by taking the value of a 1 percentage point change in commodity .. price, divided by 0.01 (ie 1 %)“). Die Berechnungsvorschrift führt in unserem Beispiel dazu, dass das Delta dem Nominalwert der Position entspricht. Bei Optionen oder anderen nicht-linearen Derivaten ist dem regelmäßig nicht so.

Beginnend mit der Sensitivität kann nun das Risiko berechnet werden. Zunächst wird zur Netto-Sensitivität saldiert.

	Long	Short
API#2 CAL 17	960.000	-480.000
Nettosensitivität	480.000	

Tab. 4: Sensitivitäten

Dann wird die Nettosensitivität mit einem Risikogewicht multipliziert (risk weight). Im Falle von Kohle (solid combustibles) beträgt es 30 %.

	A: Positionen	B: Risikogewicht	Produkt A x B
Nettosensitivität	480.000	30 %	144.000
Marktpreisrisiko =			144.000

Tab. 5: gewichtete Sensitivitäten

Aggregiert man alle gewichteten Sensitivitäten so gelangt man zur Risikoposition bezüglich des betrachteten Risikofaktors. Analog werden danach die Risikopositionen der Risikoklasse aggregiert (z. B. auch noch API#4). Im betrachteten Beispiel entfallen die genannten Aggregationsschritte, so dass das Marktpreisrisiko bereits aus Tab. 5 zu ersehen ist.

Der resultierende Wert liegt über denen von Basel II. Dies ist kein Zufall. Mit dem Übergang von Basel II zu Basel III ist der Regulator vorsichtiger geworden. Dazu zählt auch der Wechsel vom etablierten Risikomaß „Value at Risk“ zum „Expected Shortfall“. Beide Konzepte gehören zum Thema „interne Modelle“. Diesem widmen wir uns nun.

3.4. Basel II – Value at Risk

Nach den Basel II Regeln kann die Aufsicht Banken gestatten, ein internes Modell zur Berechnung des Marktpreisrisikos einzusetzen. Je nach Qualität der Messungen wird das Modellergebnis noch mit einem Faktor grösser gleich drei multipliziert, um den notwendigen Risikopuffer für die Bank festzulegen.

In diesem Beitrag stellen wir nur die ursprünglichen Basel II Verfahren vor. Die Versionen zwischen Basel II und III (z. B. Basel 2.5) thematisieren wir nicht, wohl aber Basel III.

Das Modell muss ein sogenanntes worst-case Verlustpotential quantifizieren. Konkret verlangt Basel II die Bestimmung desjenigen Verlustes aus nachteiligen Marktpreisbewegungen, der nur noch mit 1 % Wahrscheinlichkeit binnen 10 Handelstagen überschritten wird.

Die Zeitspanne erklärt sich aus dem „Bremsweg“. Angenommen man hat ein Portfolio von Positionen. Wieviel Zeit bräuchte ich, um es zu liquidieren? Bei Handelsprodukten unterstellt man gemäß Basel II 10 Tage. Da dies bei anderen Risikokategorien länger dauert, arbeitet man dort mit längeren Horizonten (z. B. Kreditrisiko 1 Jahr).

Dieser potentiell drohende worst-case Verlustbetrag wird „Value at Risk“ (kurz VaR 99 % 10 Tage) genannt. Man beachte, dass es streng genommen nicht der worst-case ist. Bei einer Kaufposition wäre dies ein Preisverfall auf Null. Aber das wäre ein 100 % VaR und ist nach allgemeinem Verständnis zu konservativ. Mit einem solchen Ansatz würde man zudem den Bankensektor abwürgen, was der Volkswirtschaft nicht gut täte.

Prinzipiell kann der VaR mit drei Methoden berechnet werden:

1. Historische Simulation
2. Monte Carlo Simulation
3. Analytisches Verfahren (synonym parametrisch-analytisches Verfahren, hier: Delta-Normal)

3.5. Historische und Monte Carlo Simulation

Bei der ersten Methode wird der in der Historie gemessene 1 % Quantilwert verwendet. Konkret stelle man sich die prozentualen, täglichen Preisveränderungen des relevanten Kohlepreises über die letzten 1000 Tage vor. Ordnet man diese von minus zu plus und schaut dann auf den 11. Eintrag, z. B. -4 %, so hat man den VaR 99 % zu einem eintägigen Horizont berechnet. Es ist üblich, den Absolutwert von -4 % zu nehmen, da bei der Risikomessung klar ist, dass man nur an mögliche Verluste denkt.

Mit Hilfe der etablierten „Wurzel T“ Regel kann der VaR 99 % 1 Tag zum VaR 99 % 10 Tage hochgerechnet werden. Dazu multipliziert man die gefundene Prozentzahl mit Wurzel von 10 (ca. 3,16). Beispielsweise wird so aus 4 % der korrespondierende 10 Tages VaR von 12,64 %.

Auf diesen Wert muss nun noch der aufsichtlich vergebene Faktor angewendet werden, um zur Zahl für das Marktpreisrisiko zu kommen. Der Faktor möge beispielsweise 3 sein. In diesem Fall bemisst sich das Marktpreisrisiko auf 37,92 %.

	A: Positionen	B: His. Quantil	C: Wurzel 10	D: Faktor	A x B x C x D
Nettosensitivität	480.000	4 %	3,162	3	182.131
Marktpreisrisiko =					182.131

Tab. 6: historische Simulation

Man beachte, dass die „Wurzel T“ Regel voraussetzt, dass die prozentualen Tagesveränderungen unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariablen sind und einer Normalverteilung gehorchen. Diese Voraussetzungen sind in praxi nicht gegeben. Da diese Regel aber aufsichtlich toleriert ist und praktisch etabliert sowie leicht zu handhaben, wird mit ihr operiert.

Bemerkenswert ist zudem, dass das derart realisierte interne Modell für das Beispiel ein höheres Risiko als die Standardansätze ausweist. Dies muss jedoch nicht zwangsläufig so sein, sondern hängt von den Umständen ab (Diversifikationseffekte im Portfolio, Datenlage, Modellfaktor usw.).

Bei der Monte Carlo Simulation werden mögliche Wertveränderungen mit Hilfe von rechnergenerierten Zufallszahlen simuliert. Die Simulationsergebnisse werden analog der obigen Historie ausgewertet (ordnen, 1 % Quantil bestimmen usw.). In diesem Fall kommen zu den Umständen die verwendeten Algorithmen hinzu mit denen simuliert wurde (Zufallszahlengenerator, Verteilungsannahmen für die involvierten Zufallsvariablen wie Kohlepreis usw.).

3.6. Analytisches Verfahren

Für bestimmte Verteilungen lässt sich der VaR analytisch bestimmen. Wir wollen weiterhin auf das obige Beispiel fokussieren. In diesem Beispiel sind die täglichen prozentualen Portfoliowertveränderungen nichts anderes als die täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen, da der Portfoliowert eine feste Menge mal Preis ist (konkret 12.000 Tonnen mal aktueller API#2 Preis). Wir dürfen uns von daher auf die täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen konzentrieren.

Prominentestes und zugleich relevantestes Beispiel für das analytische Verfahren der VaR Ermittlung ist der Fall, dass die täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen einer Normalverteilung mit Parametern m (Erwartungswert) und s (Standardabweichung) gehorchen.

Im Mittel sind diese täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen nahe Null. Im praktischen Risikomanagement ist es von daher üblich, von einer Normalverteilung mit Erwartungswert Null auszugehen. Von Bedeutung ist somit die Standardabweichung s der täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen, die man auf verfügbaren Kohlepreiszeitreihen schätzen kann.

Allgemein gilt für eine Normalverteilung, dass der 99 % Quantilwert wie folgt analytisch bestimmt werden kann:

■ $\text{Quantil } 99 \% = m + 2,326 s \quad (1)$

Im Falle m gleich Null berechnet sich der prozentuale VaR 99 % 1 Tag somit wie folgt:

■ $VaR\ 99\ \% N = 2,326\ s$ (2)

Im weiteren Verlauf benötigen wir auch noch die Formel für den VaR 95 % 1 Tag auf Normalverteilungsbasis (N):

■ $VaR\ 95\ \% N = 1,645\ s$ (3)

Zwecks Erläuterung wird unterstellt, dass man eine Standardabweichung s der täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen in Höhe von 1 % geschätzt hat. Annualisiert mit Wurzel von üblicherweise 250 (Handelstagen) beträgt sie somit 15,81 %, was manchen geläufiger ist, weil annualisierte Standardabweichungen ein zentraler Input bei der Optionsbewertung sind. Dazu später mehr.

Mit Hilfe der obigen Formel führt eine solche einprozentige Standardabweichung s zu einem prozentualen VaR 99 % 1 Tag auf Normalverteilungsbasis in Höhe von $2,326\ mal\ 1\ \% = 2,326\ \%$. Um zur Basel II Risikozahl zu gelangen, muss noch auf die 10-Tagesfrist hochskaliert werden und der Modelfaktor berücksichtigt werden:

	A: Positionen	B: VaR 99 % N	C: Wurzel 10	D: Faktor	A x B x C x D
Nettosensitivität	480.000	2,326 %	3,162	3	105.909
Marktpreisrisiko =					105.909

Tab. 7: analytisches Verfahren

Dass das resultierende analytische Marktpreisrisiko unter dem historisch Gemessenen liegt, ist keine Seltenheit in der Praxis. Es liegt an der Normalverteilungsannahme und den hier gewählten Beispieldaten.

3.7. Praktisch motiviertes Beispiel

Wir setzen obiges Beispiel in einen Industriekontext. So misst beispielsweise RWE für sein Handelsgeschäft den 1 Tages VaR zum Niveau 95 % (vgl. [5], S. 80). Mit Hilfe der obigen Formel führt die beispielhaft unterstellte einprozentige Standardabweichung s zu einem prozentualen VaR 95 % 1 Tag auf Normalverteilungsbasis in Höhe von $1,645\ mal\ 1\ \% = 1,645\ \%$.

	A: Positionen	B: VaR 95 % N	C: Wurzel 1	D: Faktor	A x B x C x D
Nettosensitivität	480.000	1,645 %	1	3	23.688
Marktpreisrisiko =					23.688

Tab. 8: analytisches Verfahren modifiziert

Wenig erstaunlich führt die Absenkung des VaR Niveaus von 99 % auf 95 % und die Verkürzung des Zeithorizontes von 10 auf 1 Tag zu einer erheblichen Reduktion des gemessenen Marktpreisrisikos. Um Missverständnisse zu vermeiden, sei ausdrücklich darauf hingewiesen, das RWE nicht mit dem analytischen Verfahren, sondern mit der Monte Carlo Simulation arbeitet. Zudem ist unseres Wissens der Faktor nicht publiziert, so dass wir hier den Beispielwert von 3 beibehalten haben.

3.8. Basel III – Expected Shortfall

Mit den Basel III Regeln wird der VaR durch den Expected Shortfall (ES) abgelöst. Dabei handelt es sich um den erwarteten Verlust der worst-case Verluste. Konkret werden alle Verluste betrachtet, die zu den 2,5 % Schlimmsten gehören. Man bestimmt deshalb zunächst das 97,5 % Quantil und schaut dann nur noch auf die darüber liegenden Verluste. Davon nimmt man den Erwartungswert, den man wie üblich als Mittelwert dieser Überschreitungen schätzt.

Anders als beim VaR schaut man somit nicht nur auf einen Quantilswert der möglichen adversen Preisentwicklungen, sondern fragt, welcher Verlust im Mittel zu erwarten ist, wenn es schlimm kommt.

In anderen Worten fragt man also beim ES nach dem mittleren Verlust der 2,5 % worst-cases. Es ist klar, dass dieser Wert im Regelfall über dem VaR 97,5 % liegt. Aber überschreitet er auch den bisherigen VaR 99 %?

Im Fall der Normalverteilung lässt sich dies exakt beantworten. Die Formel für den ES 97,5 % 1 Tag auf Normalverteilungsbasis (N) lautet:

■ $ES\ 97,5\ \% N = 2,338\ s \quad (4)$

Da 2,338 grösser als 2,326 ist, gilt somit ceteris paribus, dass Basel III auch hier konservativer als Basel II ist. Faktisch ist dies jedoch noch kein Riesenunterschied.

Ausserhalb der Normalverteilung lässt sich jedoch nicht ausschliessen, dass die Reihenfolge dreht¹.

Hinzu kommt noch die Verlängerung des Zeithorizontes von 10 auf 60 Handelstage für Kohle (other commodities price, Para. 181 (k)). Zusammengefasst ändert sich die Beispielrechnung von Basel II zu III wie folgt:

	A: Positionen	B: ES 97,5 % N	C: Wurzel 60	D: Faktor	A x B x C x D
Nettosensitivität	480.000	2,338 %	7,746	3	260.785
Marktpreisrisiko =					260.785

Tab. 9: analytisches Verfahren

Diese Zahl für das Marktpreisrisiko bildet das bisherige Maximum. Es verwundert nicht, warum Banken den Rückzug aus dem „commodity trading“ eingeleitet oder schon abgeschlossen haben. Das Standardverfahren unter Basel III halbiert zwar fast den letzten Betrag, aber bietet letztendlich auch keinen Ausweg, weil von fortgeschrittenen Banken eben mehr als Standard erwartet wird.

1 Man stelle sich vor, dass es 100 Verlustdatenpunkte gibt, wobei die grössten drei 11, 99 und 100 betragen. Der VaR beträgt 99, der 96 % ES jedoch nur 70 = 210/3. Dies illustriert wodurch die Reihenfolge drehen kann.

4. Zwischenfazit – Risikomessung für die Industrie

Banken haben Einlagen von Kunden und unterliegen auch deswegen besonders strengen Vorschriften. Für EVU gilt dies nicht. Sie haben insofern die Freiheit, die Messmethoden zu wählen, die zur Equity und Bond Story passen. Große EVU wie E.ON und RWE haben sich für ein VaR Niveau von 95 % entschieden. Die Wahl eines höheren Niveaus, etwa 99 %, müsste also besonders motiviert sein.

Die Verwendung der Monte Carlo Simulation erscheint ebenfalls als eine sinnvolle Orientierung, da dadurch auch nicht lineare Kohlederivate adäquat erfasst werden können.

Der Zeithorizont ist sicherlich differenziert zu wählen. Das sieht auch Basel III so und verwendet für z. B. Strom nur 20 Tage. Entscheidend dürfte das faktisch genutzte Marktsegment sein. Wird Kohlehandel nur an Börsen durchgeführt, erscheinen 60 Tage als unterstellter „Bremsweg“ zu lang.

Die Fragen nach den zu verwendenden Parametern wie VaR Niveau, Zeithorizont u. a. müssen im Zusammenhang mit Kohlehandelstätigkeiten letztendlich auf Geschäftsleitungsebene beantwortet werden.

Einen Überblick über die bisherigen Modellrechnungen gibt die folgende Tabelle.

Ansatz	Verfahren	Maß	Risiko
Standard Basel II	Vereinfachtes	nominell	115.200
Standard Basel II	Laufzeitband	nominell	86.400
Standard Basel III	Sensitivitätsbasiert	nominell	144.000
Internes Modell / B. II	Historische Simulation	VaR 99 % 10 Tage	182.131
Internes Modell / B. II	Analytisches	VaR 99 % 10 Tage	105.909
Internes Modell / Indu.	Analytisches	VaR 95 % 1 Tag	23.688
Internes Modell / B. III	Analytisches	ES 97,5 % 60 Tage	260.785

Tab. 10: Überblick Modellrechnungen

Die bisherigen Ausführungen sind in einem anderen Zusammenhang bereits in ähnlicher Form publiziert worden². Dieses Arbeitspapier ergänzt nunfolgend eine empirische Analyse der Kursdynamik des API#2 Preises, um eine Orientierung bei der Modellwahl für die Messung des VaR in der Praxis zu geben.

2 „Risikomessung für den Waren- und Rohstoffhandel am Beispiel des globalen Kohlehandels“, Energiewirtschaftliche Tagesfragen, 07/2016.

5. Empirische Analyse der Kassapreis Dynamik für API#2 Kohle unter dem natürlichen Maß

Unser Ziel ist nach wie vor die Quantifizierung bestimmter Risikomaße. Wir wollen deshalb mehr über die Dynamik der Kohlekassapreise herausfinden, wie sie sich in dieser Welt zeigt. Damit arbeiten wir unter dem sogenannten natürlichen Maß. Das sogenannte Martingalmaß, welches beim Derivate Bewerten die zentrale Rolle spielt, wird hier nicht thematisiert.

Warenpreise verhalten sich zuweilen anders als Finanzmarktpreise. Hohe Preise führen zur Produktionsausweitung (z. B. Erschließung neuer Minen) und niedrige Preise zur Stilllegung oder Nicht-Nutzung von Produktionsstätten. Dass diese Mechanismen zur Eigenschaft der Preise führen, um einen Mittelwert zu schwanken, ist intuitiv klar und kann theoretisch gezeigt werden. Man nennt diese Eigenschaft „mean reversion“. Wollen wir die Möglichkeit der „mean reversion“ zulassen, so müssen wir lange Preiszeitreihen bei der Schätzung von Preisprozessparametern verwenden, weil sonst der „Zug zum Mittelwert“ vom Schätzalgorithmus nicht entdeckt werden kann. Wir nutzen deshalb tägliche Schlusspreise für den API#2 Month ahead Futures Kontrakt von Anfang 2008 bis Ende 2015. Eine derart lange Historie mit 1813 Tagesdaten gestattet zudem die Verwendung der Maximum Likelihood Schätzmethode, von der asymptotische Eigenschaften, aber keine Small Sample Eigenschaften bekannt sind.

Dass wir den Month ahead Futures nutzen hat damit zu tun, dass es keinen liquiden Kohle Kassa Markt gibt. Der Month ahead Futures Kontrakt stellt somit die beste Annäherung an den Kassapreis dar. Würde man länger laufende Futures verwenden, so müssten Volatilitätseffekte berücksichtigt werden (Stichwort Samuelson Effekt). Diese können hier also vernachlässigt werden.

5.1. Datenquelle, Vorverarbeitung und Software

Wir verwenden die Datenreihe mit dem Kürzel API21MON Index aus Bloomberg, die jedoch an manchen Handelstagen Lücken hat. Wir füllen diese durch Fortschreibung des letzten verfügbaren Preises. Dann löschen wir die Wochenenden und erhalten ca. 260 Handelstage je Jahr. Diese Reihe mit nun 2087 Tagesdaten ist Basis der weiteren Analysen. Dass üblicherweise nur etwa 250 Handelstage in einem Jahr vorkommen, wird nachfolgend vernachlässigt.

Sämtliche Analysen werden mit der frei verfügbaren Statistiksoftware R ausgeführt. Insbesondere nutzen wir für die ökonometrischen Schätzungen die Pakete fGarch von Diethelm Wuertz und der Rmetrics Foundation sowie yuima von Stefano M. Iacus.

5.2. Modelle der Preisdynamik und empirischer Befund

Naheliegender wäre etwa die Verwendung der Kursdynamik, die auch der populären Optionspreisformel von Black und Scholes zugrunde liegt. Um diese Kursdynamik zu detaillieren, wird dieselbe Notation wie im Energiewirtschaftslehrbuch [9] verwendet. Die oben eingeführte Standardabweichung s der täglichen prozentualen Kohlepreisveränderungen nennt man nach Multiplikation mit Wurzel von 250 auch Preisvolatilität [9]. Ähnlich kann auch der Erwartungswert m annualisiert werden und wird dann mit μ bezeichnet.

Angelehnt an [9] wird die sogenannte stochastische Differentialgleichung für die Kohlekursentwicklung wie folgt geschrieben, wobei P_t den Kohlepreis zum Zeitpunkt t bezeichnet.

$$\blacksquare \quad dP_t = b P_t dt + \sigma P_t dZ \quad (5)$$

Der letzte Term dZ ist ein standardisierter Wiener Prozess. Im Buch von Gruber et al. [10] wird jedoch hervorgehoben, dass diese Kursdynamik die für Warenpreise wichtige Eigenschaft der „mean reversion“ nicht abbilden kann. Deswegen wird dort als Alternative das sogenannte Einfaktor-Schwartz Modell vorgeschlagen. Formal setzt es auf dem (natürlich-) logarithmierten Kohlepreis $\ln(P_t)$ auf und beschreibt ihn als einfachen mean reverting Prozess (sog. Ornstein Uhlenbeck Prozess):

$$\blacksquare \quad d\ln(P_t) = (a+b \ln(P_t)) dt + \sigma dZ \quad (6)$$

Interessant ist, dass diese Dynamik eine Normalverteilung der logarithmierten Kohlepreise impliziert. Dies wollen wir zunächst empirisch überprüfen. Wir beginnen mit der Kohlepreiszeitreihe in US\$/t:

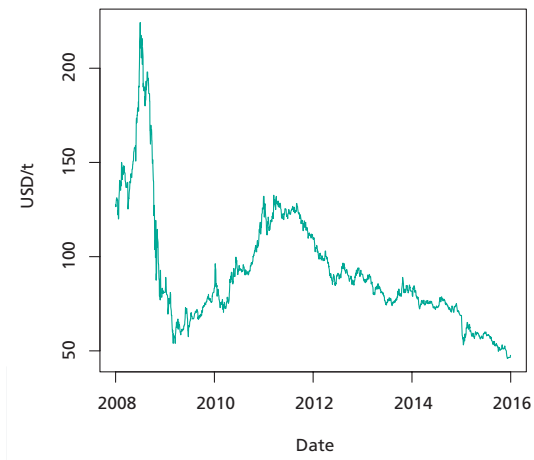


Abb. 1: Price Chart of API#2 First Month Futures

Im Fokus stehen jedoch die logarithmierten Preise:

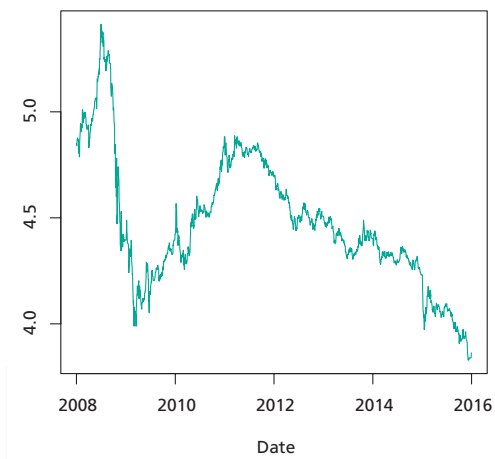


Abb. 2: Chart of Log-Price of API#2 First Month Futures

Auf deren Basis lassen sich stetige Renditen durch Differenzenbildung berechnen, die wie folgt aussehen:

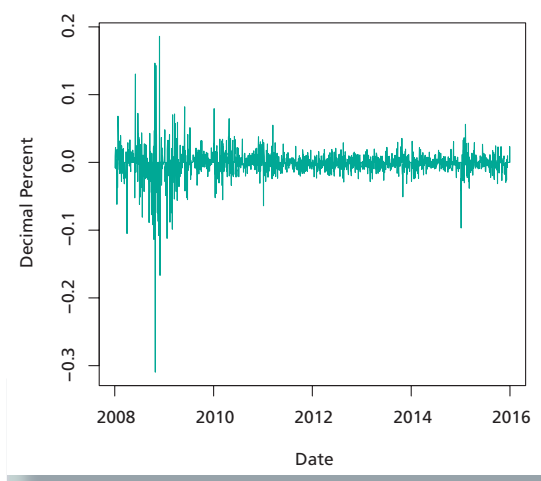


Abb. 3: Return Chart of API#2 First Month Futures

Die Volatilität scheint keine Konstante zu sein. Hierauf kommen wir später zurück. Wir zeigen nun die empirische Verteilung der logarithmierten Preise in Schwarz und die korrespondierende Gauss-Glocke in Grün:

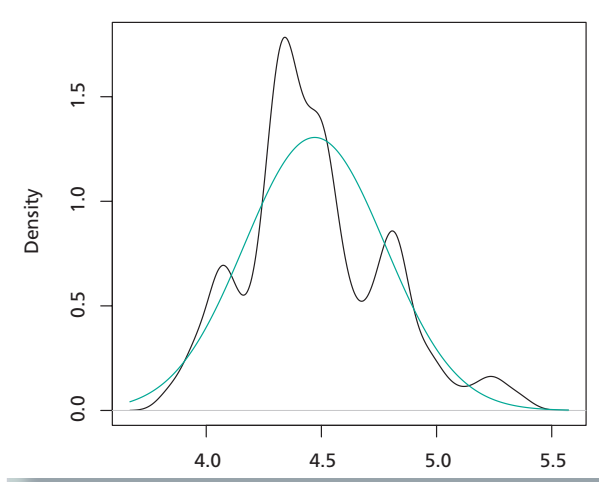


Abb. 4: Smoothes Log-Price Distribution

Offenbar liegt keine Normalverteilung in den Daten vor. Zwei der üblichen Tests mit Nullhypothese Normalverteilung untermauern den visuellen Eindruck:

Jarque-Bera Test		Shapiro-Wilk Test	
Test Statistik	p-Wert	Test Statistik	p-Wert
95,0	89,3	84,0	92,2

Tab. 11: Tests auf Normalverteilung

Deswegen wollen wir eine allgemeinere Dynamik für den logarithmierten Kohlepreis $\ln(P_t)$ schätzen:

$$\blacksquare \quad d\ln(P_t) = (a+b \ln(P_t)) dt + \sigma \ln(P_t)^c dZ \quad (7)$$

Diese Dynamik impliziert dann eine Normalverteilung für den logarithmierten Kohlepreis, wenn der Parameter c auf Null fixiert wird. Indem wir ein allgemeineres Modell schätzen, können wir Parameterschätzung und Modellselektion verbinden.

Führte die Maximum Likelihood Schätzmethode zu einem c nahe Null und zu sinnvollen Werten für die Parameter a und b , so könnte man geneigt sein, das populäre Schwartz Modell zu verwenden. Es hätte auch den Vorzug, einen Parameter weniger zu enthalten.

Um den Gedanken der sparsamen Modellbildung (Stichwort Ockham's Rasiermesser) umzusetzen, schätzen wir nicht nur mit der Maximum Likelihood (ML) Methode, sondern ergänzend mit dem adaptiven LASSO Verfahren, wie es in [12] vorgestellt wird. Dabei wird zur Likelihood-Zielfunktion ein Strafterm addiert, der die Absolutbeträge der Parameter enthält. Dadurch erhält der ML Algorithmus den Anreiz mit möglichst wenig Parametern auszukommen.

Um dem Einfaktor-Schwartz Modell eine Chance zu geben, initialisieren wir das numerische Verfahren der ML- und LASSO-Schätzungen mit den Kleinste-Quadrate-Schätzwerten (KQ) für das Einfaktor-Schwartz Modell (Gleichung 6) und setzen c auf Null. Wir erhalten aus der KQ Schätzung (vgl. [9], S. 103):

Parameter	Schätzwert
a	1,433
b	-0,348
c	auf 0 gesetzt
σ	0,306

Tab. 12: Startwerte für die ML und LASSO Schätzung

Es ist bekannt, dass die „Zugkraft“ des „mean reverting“ Prozesses (hier der Parameter b) durch die KQ Schätzung verzerrt geschätzt wird [vgl. 13]. Aber da hier lediglich Startwerte für zwei Schätzverfahren bestimmt werden sollen, sehen wir von den in der Literatur empfohlenen, besseren Verfahren ab.

Die ML Schätzung ist de facto eine Quasi-ML Schätzung, da die exakte Übergangsdichte für den obigen Prozess unbekannt ist. Deswegen wird eine Euler Diskretisierung vorgenommen und mit einer bedingten Normalverteilung geschätzt. Die Ergebnisse der Quasi-ML Schätzung sind:

Parameter	Schätzwert	Standardfehler	t-Wert	p-Wert
a	1,295	1,587	0,816	0,41510
b	-0,317	0,360	-0,882	0,37778
c	1,740	0,030	58,842	0,00000
σ	0,022	0,001	25,369	0,00000

Tab. 13: Ergebnisse der QML Schätzung

Offenbar hat sich c weit vom Startwert Null entfernt. Dies gilt nicht für a und b, welche aber als nicht signifikant von Null verschieden ausgewiesen werden. Die Nullhypothese, dass das wahre a und b jeweils Null sind, lässt sich in Anbetracht der hohen p-Werte kaum verwerfen.

Dies lässt schon ahnen, welche Parameter das LASSO Verfahren nahe Null gedrückt hat, wobei ein starker Strafparameter i. H. v. zehn eingesetzt wurde:

Parameter	Schätzwert	Standardfehler	t-Wert	p-Wert
a	0,000	0,011	0,000	1,00000
b	-0,015	0,017	-0,907	0,36446
c	1,743	0,021	83,356	0,00000
σ	0,022	0,001	35,711	0,00000

Tab. 14: Ergebnisse der adaptiven LASSO Schätzung

Die Schätzwerte für die Parameter c und σ sind faktisch unverändert, aber die Einführung des Strafterms hat die Schätzer für die Parameter a und b nahe Null gebracht. Addiert man einen Standardfehler auf den Schätzwert für b, so ist bereits die Null überschritten. Bei a liegt schon der Schätzwert selbst bei Null. Damit sind beide „mean reverting“ Komponenten des Schwartz Modells de facto ausgeschaltet worden. Der stochastische Teil der Dynamik hingegen ist massiv verändert worden. In der Zusammenschau legen die beiden Schätzverfahren folgendes Modell nahe:

$$\blacksquare \quad d\ln(\text{Pt}) = 0,022 \ln(\text{Pt})^{1,74} dZ \quad (8)$$

Uns ist keine explizite Lösung dieser stochastischen Differentialgleichung bekannt³. Als Fazit kann festgestellt werden, dass die Daten weder mit einem einfachen Schwartz Modell noch einer Black-Scholes Dynamik harmonieren. Wie soll man also weiter machen?

Zum einen könnte man zu komplexeren Modellen der Preisdynamik übergehen – wie etwa dem Zwei-Faktor Schwartz-Smith Modell (vgl. [10]). Jedoch bleibt die Normalverteilung als Modelleigenschaft der logarithmierten Kassapreise erhalten, was im Widerspruch zur Empirie steht. Zum anderen könnte man sich von Commodity Preisdynamiken lösen und im Risk Management etablierte Verfahren auf ihre Eignung für unsere Zwecke prüfen. Dies wollen wir nun tun.

3 Man könnte geneigt sein, dies als CEV Prozess zu interpretieren - zumal Geman & Smith (2012) für ein verwandtes Commodity einen Exponenten in Höhe von 1,74 geschätzt haben. Es gibt aber mehrere Unterschiede: Bei ihnen war es ein Frachtratenindex (BDI) und es wurde nicht mit dem logarithmierten Preis gearbeitet, sondern wie im Ursprungs-CEV Modell. Erste VaR Berechnungen mit einem CEV basierten Ansatz für Kohle motivieren den Autor, dieses Thema hier aussen vor zu lassen und zukünftig zu behandeln.

5.3. Modelle der Renditedynamik und empirischer Befund

Wir wollen nun prüfen, ob die im Risk Management populären GARCH Modelle nützlich sein können. Deshalb verlassen wir die stetige Zeitmessung und wenden uns folgender stochastischer Differenzgleichung zu:

$$\blacksquare \quad \Delta \ln(P_t) = \sigma_t Z_t \quad (9)$$

Z_t ist eine unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariable mit konstantem Mittelwert Null und Varianz von eins (sog. White Noise Prozess). Das Besondere bei GARCH Modellen ist das Bildungsgesetz für den zeitindexierten Volatilitätsparameter σ . Die Volatilität bildet sich bei diesen Modellen aus Vortageswerten wie folgt:

$$\blacksquare \quad \sigma_t^2 = \omega + \alpha (\Delta \ln(P_{t-1}))^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (10)$$

Dass wir auf der rechten Seite der Gleichung nur bis zum Lag eins zurückgehen, liegt daran, dass derartige GARCH(1,1) Modelle im Regelfall für praktische Anwendungen ausreichend sind [vgl. 14].

Die Popularität der GARCH Modelle ist dadurch begründet, dass sie wichtige stilisierte Fakten von Renditezeitreihen nachbilden können. Zum einen generiert das obige Modell eine Nicht-Normalverteilung für die Renditen, selbst wenn Z eine Normalverteilung hat. Stattdessen werden leptokurtische Verteilungen mit Volatilitätsclustern generiert, wie sie sich etwa in Abb. 3 gezeigt haben.

Wir wollen das Vorhandensein von solchen Clustern zunächst motivieren. Eine Betrachtung des Korrelogramms der quadrierten Renditen gibt deutliche Hinweise:

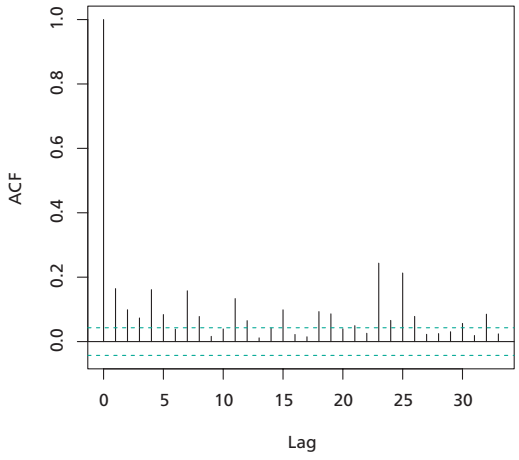


Abb. 5: Correlogram of Squared Returns

Die gestrichelten Linien geben die kritischen Werte zur Vertrauenswahrscheinlichkeit 95 % an. Die gemessenen Korrelationen sind somit bei vielen Time-Lags signifikant von Null verschieden.

Es wird nun ein Student-t GARCH(1,1) Modell geschätzt. Es enthält die drei Parameter der Gleichung (10) sowie einen „Shape“ Parameter für die Student-t Verteilung der Innovation Z. Synonym wird der Shape Parameter auch „Freiheitsgrad“ oder „degrees of freedom“ genannt.

Damit liegen im Modell für die Renditedynamik genau wie bei der Preismodellierung vier Parameter vor. Zudem gibt es die Chance, dass auf ein einfacheres Modell zurückgegangen werden kann. Führte etwa die Schätzung für den „Shape“ Parameter zu einem sehr großen Wert, so könnte überlegt werden auf die Normalverteilung für Z zurückzugehen. Wir bleiben somit der eingangs umgesetzten Philosophie treu (Stichwort Ockham). Dies begründet auch, warum wir keine schiefen Verteilungen für Z einsetzen. Denn damit hätten wir einen weiteren Parameter. Analog gilt dies für andere, mächtigere Varianten des GARCH Modells. Wir werden sehen, dass wir mit dem Student-t GARCH(1,1) brauchbare Ergebnisse erzielen.

Wie üblich werden die stetigen Renditen mittelwertbereinigt (de-meanned). Die ML-Schätzung ergibt:

Parameter	Schätzwert	Standardfehler	t-Wert	p-Wert
ω	0,000008175	0,000002642	3,094	0,00198
α	0,126	0,032	3,914	0,00009
β	0,873	0,022	39,478	0,00000
Shape	2,865	0,232	12,373	0,00000

Tab. 15: Ergebnisse der ML Schätzung

Offenbar erfüllen die Parameter (knapp) die Bedingungen für ein stationäres GARCH Modell ($0,126 + 0,873 = 0,999$). Der „Shape“ Parameter ist hoch signifikant und recht klein (2,865).

Die serielle Abhängigkeit der quadrierten Renditen ist durch das GARCH Modell erfasst worden. In den quadrierten, standardisierten Residuen ist kaum noch serielle Abhängigkeit zu erkennen:

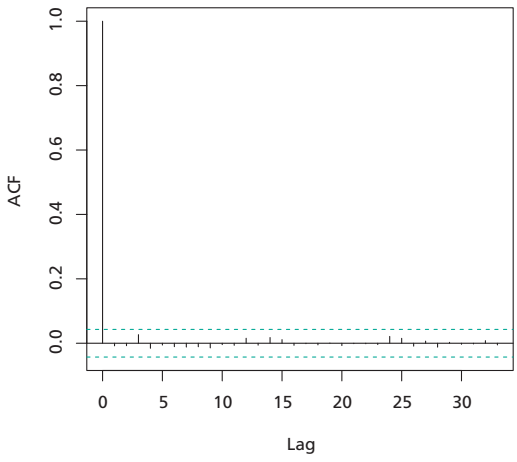


Abb. 6: Correlogram of Squared Residuals

Für die standardisierten Residuen wurde eine Student-t Verteilung unterstellt. Die Geeignetheit dieser Annahme kann durch einen Quantilsplot bestärkt werden. Abweichungen von der Diagonalen sind nur punktuell zu beobachten:

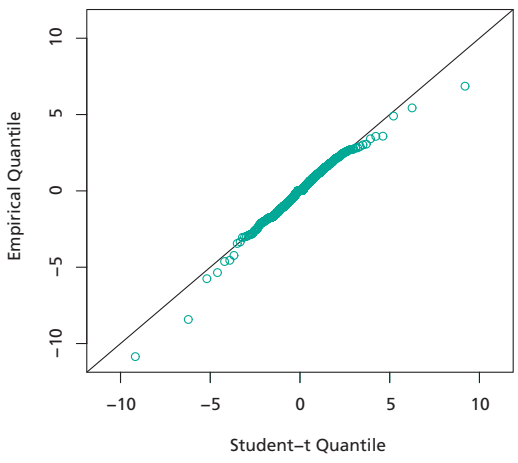


Abb. 7: QQ Plot of Residuals

Die Verwendung eines Student-t GARCH(1,1) Modells scheint in Anbetracht der gesamten Renditehistorie eine passable Spezifikation zu sein. Der Quantilsplot weist darauf hin, dass die extremen, negativen Renditen real noch etwas mehr Bedeutung haben, als das Modell abbildet. Die Kombination der VaR Messung mit Stresstests ist somit für eine ernsthafte praktische Anwendung angezeigt und state-of-the-art.

Wir hatten eingangs die Standardabweichung der täglichen Kohlepreisveränderungen mit dem Parameter s bezeichnet und ihn für die Beispielrechnungen auf 1 % gesetzt. Die Standardabweichung der 2086 täglichen, stetigen Renditen beträgt 1,895 % und ist fast doppelt so hoch. Entsprechend würden sich die betroffenen Risikomaße verändern.

Interessant ist, wie sich die Dynamik der σ_t darstellt. Das GARCH(1,1) Modell macht folgende Ein-Tagesvorhersagen, die sich um den gestrichelten Mittelwert i. H. v. 1,895 % ranken:

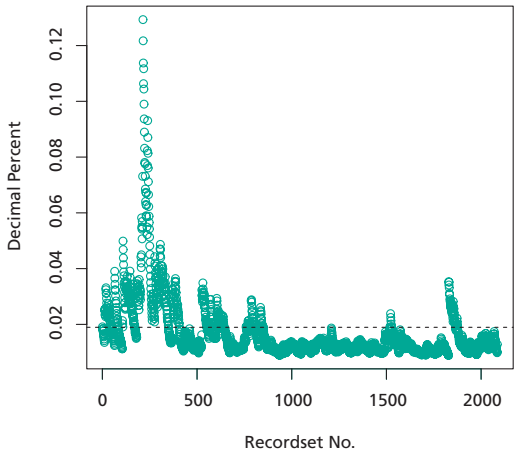


Abb. 8: Conditional Volatilities

Schon jetzt kann erahnt werden, dass eine Risikomessung mit einem GARCH Modell zu ähnlich variierenden Risikozahlen führt. Die Nützlichkeit des GARCH Modells für das praktische Risikomanagement erweist sich jedoch erst in einem Backtest.

6. Backtest

Ein Modell ist für das Risikomanagement nützlich, wenn es belastbare Risiko-maßzahlen berechnen kann. An Risikomaßen haben wir eingangs den Expected Shortfall und den VaR kennen gelernt. Basel III ist sich bewusst, dass der ES nicht backgetestet werden kann und schreibt von daher vor, dass der VaR 99 % 1 Tag und der VaR 97,5 % 1 Tag über mindestens ein Handelsjahr einem Backtest zu unterziehen sind. Wir fokussieren auf den ersten VaR im Weiteren.

Ein VaR 99 % 1 Tag ist die Vorhersage eines Quantils und sollte von daher in grob 1 % der betrachteten Tage überschritten werden. Diese Überschreitungen werden auch „Verletzungen“ (violations) genannt und bilden die Basis für sogenannte „Violation Ratios“ (VR). Im Zähler steht die Anzahl der beobachteten Verletzungen, im Nenner die theoretisch zu erwartende Anzahl. Ein passables Modell hat somit einen VR nahe eins.

Wir wollen dies mit Blick auf die eingangs geschilderte Netto Long Position in Kohle vertiefen. Liegt der VR deutlich oberhalb eins, so hat das Modell einen VaR vorhergesagt, der im Grunde zu niedrig war, da er mit deutlich mehr als 1 % Häufigkeit überschritten wurde. Der daran orientierte Risikopuffer wäre also zu gering gewesen. Konkret hat das Modell damit den 1 % worst case Preisverfall für Kohle absolut zu niedrig angesetzt. Diese retrospektive Betrachtung eines Risikomodells nennt man Backtest.

Wir führen nun einen Backtest wie in [14] durch und nutzen dasselbe R Coding. Konkret nehmen wir die ersten 1000 Tage der Renditehistorie und schätzen die Standardabweichung, das historische 1 % Quantil sowie ein Student-t GARCH(1,1) Modell. Damit sind wir in der Lage, den VaR 99 % 1 Tag für den Tag 1001 auf drei Arten zu berechnen: Mit dem analytischen Verfahren, der historischen Simulation und gemäss GARCH(1,1). Anschliessend wird geprüft, ob an Tag 1001 eine Verletzung vorlag oder nicht. Wäre etwa die Vorhersage der drei Modelle -0,9 %, -1 % und -1,2 % gewesen und hätte die tatsächlich beobachtete Rendite -1,1 % betragen, so hätten die ersten beiden Modelle eine Verletzung erzeugt, das dritte aber nicht.

Nach dieser Betrachtung wird das Schätzfenster um einen Tag verschoben und analog verfahren. Das heisst die Qualität des VaR bzgl. Tag 1002 wird nun beurteilt.

Bei 2086 verfügbaren Tagesrenditen, können somit 1086 Ein-Tages-Vorhersagen durchgeführt und beurteilt werden. Bei der ersten und dritten Art wird somit jeden Tag eine aktualisierte Standardabweichung erzeugt und verwendet. Im zweiten Fall wird nur das Quantil aktualisiert. Bei der dritten Art die vier Modell-

parameter, welche dann bei der erwähnten Aktualisierung der Standardabweichung eingehen.

Konkret beginnt der Backtest Zeitraum Anfang November 2011. Dies impliziert, dass die globale Finanzkrise der Jahre 2008 ff im ersten Schätzfenster enthalten ist. Dies werden wir daran merken, dass die historische Simulation und das analytische Verfahren beide zu recht hohen anfänglichen VaR Zahlen führen. Die resultierende Grafik ist wie folgt:

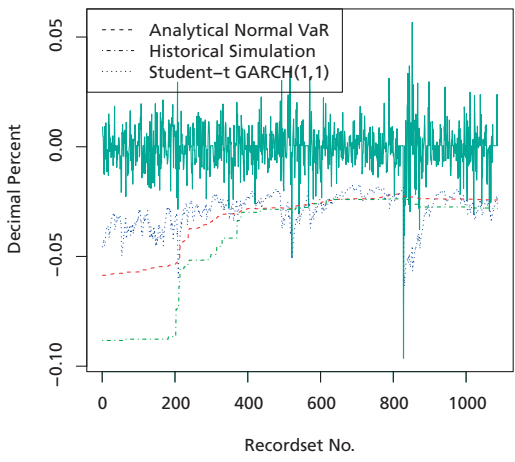


Abb. 9: Backtest

Beginnen wir bei Tag 1001, der in der Grafik auf der x-Achse als 1 angezeigt wird (der letzte Tag als 1086). Die pessimistischste Vorhersage kommt von der historischen Simulation (Kurve in Strich-Punkten). Dann folgt das analytische Verfahren. Am wenigsten negativ ist die Worst Case Rendite Vorhersage des GARCH Modells. In Anbetracht des ersten Schätzfensters verwundert diese Reihenfolge nicht.

Wir wollen den ersten Wert für das analytische Verfahren und die historische Simulation detailliert nachvollziehen. Eingangs hatten wir die Formel $VaR_{99\%} = z_{99\%} \cdot s$ kennengelernt. Die Standardabweichung s beträgt auf den ersten 1000 Tagen 2,519 %. Setzt man diesen Wert in die Formel ein, so ergibt sich ein Wert von 5,859 %. Da wir eine Long Position betrachten, ist der Worst Case Verlust eine negative Rendite. Die gestrichelte Kurve in der vorigen Grafik beginnt somit bei -5,859 %. Das historische 1 % Quantil beträgt -8,768 %. Deswegen beginnt die gestrichpunktete Kurve für die historische Simulation entsprechend tiefer.

Dass GARCH Modell hat den Vorzug, dass es die aktuellen Entwicklungen stärker gewichtet als etwas, das lange zurückliegt.

Geht man weiter zu Tag 1500 (500 auf der x-Achse), so kommen sich die Modelle recht nahe in ihren Vorhersagen. Die ab Tag 1800 (800 auf x) einsetzenden Turbulenzen kann nur das GARCH Modell schnell genug verarbeiten.

Damit ergeben sich folgende Violation Ratios:

	VR
Analytisches Verfahren	1,934
Historische Simulation	1,013
Student-t GARCH(1,1)	0,829

Tab. 16: Violation Ratios

Der Vollständigkeit halber sei erwähnt, dass ein Normal-GARCH(1,1) Modell einen VR von 1,934 produziert hätte. Aber dieses Modell wurde bereits im Ansatz aufgrund des geringen Schätzwertes für den Shape Parameter verworfen.

Rein von den Zahlen her erscheint die historische Simulation als nahezu ideal, da ihr VR fast bei eins liegt. Die obige Tabelle lässt jedoch Zweifel aufkommen, da das Modell faktisch Volatilitätscluster nicht erkennt – wie etwa ab Datensatz 500ff.

Üblicherweise gelten VR zwi 0,8 und 1,2 als gut. In diesem Sinne ist das GARCH Modell passabel. Nach dieser ad hoc Beurteilung wollen wir nun etwas genauer werden. Von einem guten VaR Modell erwarten wir konkret zwei Dinge:

Die Anzahl der „Violations“ sollte mit dem Worst-Case Niveau des VaR harmonieren. Dies hat bisher motiviert, einen „Violation Ratio“ nahe eins gut zu finden. Nun motiviert es Tests auf die sogenannte „Unconditional Coverage“ (UC). Wie in [14] sprechen wir nachfolgend nur von der „Coverage“.

Zum anderen möchte man, dass die Verletzungen nicht klumpen, also keine „Cluster“ bilden. Konkret soll die Beobachtung einer Verletzung, keine Schlüsse auf nachfolgende Verletzungen ermöglichen. Die Verletzungen sollen also statistisch unabhängig sein. Angelehnt an [14] sprechen wir nachfolgend nur von „Independence“.

6.1. Tests auf „Coverage“ und „Independence“

Der populärste Test auf „Coverage“ ist der Bernoulli Coverage Test. Er bildet die Motivation für die sogenannte „Ampel“ in den Basel Regeln. Wir setzen den Test mit dem R Coding aus [14] um. Mittlerweile gibt es ein besseres Testverfahren,

welches in [15] vorgestellt wird. Wir nennen es „New Coverage Test“. In beiden Fällen wird die Nullhypothese getestet, dass die einzelnen Verletzungen identisch verteilte Bernoulli Zufallsvariablen mit einer Wahrscheinlichkeit von p sind, wobei p der Worst Case Wahrscheinlichkeit entspricht, hier also $p = 1 \%$.

	Bernoulli Coverage Test		New Coverage Test	
	Test Statistik	p-Wert	Test Statistik	p-Wert
Analytisches Verfahren	7,512	0,006	21	0,002
Historische Simulation	0,002	0,966	11	0,511
Student-t GARCH(1,1)	0,342	0,559	9	0,740

Tab. 17: Coverage Testergebnisse

Alle p-Werte sind dezimale Prozentzahlen. Beispielsweise bedeutet ein Wert von 0,002, dass die Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung dieser (oder einer grösseren) Teststatistik bei Gültigkeit der Nullhypothese nur 0,2 % beträgt. Man könnte also mit einer Vertrauenswahrscheinlichkeit von 99,8 % die Nullhypothese, dass das Modell korrekt ist, verwerfen.

Im neuen Verfahren entspricht die Teststatistik der Anzahl der Überschreitungen. Weitere Details zu den Verfahren und zu ihren Unterschieden finden sich in [15]. Wir arbeiten mit derselben Parametrisierung wie dort angegeben.

Im Fall des GARCH Modells und der historischen Simulation kann die Nullhypothese, dass die Anzahl der Verletzungen zum Niveau des VaR passt, mit deutlich zweistelligen Wahrscheinlichkeiten – variierend je nach Verfahren – beibehalten werden. Nur im Fall des analytischen Verfahrens kann die Nullhypothese mit über 99 % Vertrauenswahrscheinlichkeit verworfen werden. Dies passt zu den ad hoc Eindrücken bei den „Violation Ratios“.

Der populärste Test auf „Independence“ ist der „Christoffersen Test“. Wir setzen den Test mit dem R Coding von [14] um. Auch hier gibt es ein besseres Testverfahren⁴, welches abermals in [15] vorgestellt wird. Wir nennen es „New Independence Test“.

4 Eine Erläuterung der besseren Eigenschaften findet sich in [15].

	Christoffersen Test		New Independence Test	
	Test Statistik	p-Wert	Test Statistik	p-Wert
Analytisches Verfahren	12,452	0,000	348218,000	0,000
Historische Simulation	0,225	0,635	379434,000	0,002
Student-t GARCH(1,1)	0,151	0,698	233468,001	0,268

Tab. 18: Independence Testergebnisse

Diesmal öffnet nur das neue Testverfahren die Augen für die Makel der historischen Simulation. Mit einer Vertrauenswahrscheinlichkeit von 99,8 % kann die Nullhypothese, dass das Modell korrekt ist, verworfen werden. Konkret muss also davon ausgegangen werden, dass die Verletzungen keine unabhängig und identisch verteilten Bernoulli-Zufallsvariablen sind. Dies überrascht nicht. Werden doch ab Datensatz 800 in Abbildung 24 die VaR Vorhersagen des analytischen Verfahrens sowie der historischen Simulation in den turbulenten Perioden mehrfach überschritten (verletzt).

Als Fazit kann somit gezogen werden, dass nur das Student-t GARCH Modell als akzeptables VaR Modell für den Kohlekassamarkt erscheint. Simple regulatorische Verfahren oder die populären Verfahren der historischen Simulation und des analytischen Delta-Normal Ansatzes schaffen es im betrachteten Fall nicht, die gewünschten Eigenschaften der „Coverage“ und „Independence“ zugleich darzustellen.

6.2. Vergleich mit der Sensitivitätsanalyse nach IFRS 7

Der IFRS 7.40 schreibt die Offenlegung von Marktpreisrisiken wie folgt vor: „A sensitivity analysis for each type of market risk to which the entity is exposed at the reporting date, showing how profit or loss and equity would have been affected by changes in the relevant risk variable that were reasonably possible at that date“. Konkret hat sich eine bestimmte Sensitivitätsanalyse als Methode des Ausweises von Warenpreisrisiken in der Praxis deutscher Unternehmen etabliert. Dabei wird gezeigt, wie eine 10 % Verschlechterung des Marktpreises (südwärts bei Long, nordwärts bei Short Positionen) das Periodenergebnis einer Unternehmung ändern würde [vgl. 16].

Alternativ zu den 10 % können „reasonably possible“ Schwankungen von Risikofaktoren auch mit der eingangs erwähnten Wurzel T Regel für die übliche Berichtsperiode von einem Geschäftsjahr bestimmt werden [16]. Im Fall des API#2 Kohlepreises beträgt die empirisch beobachtete Standardabweichung der tägli-

chen Renditen 1,895 %. Multipliziert mit Wurzel(250) ergeben sich 29,960 %. Die ist dreimal so viel wie die etablierte 10 % Sensitivität.

Der IFRS 7.41 bietet eine Alternative zur genannten Offenlegung je Risikofaktor an: „If an entity prepares a sensitivity analysis, such as value-at-risk, that reflects interdependencies between risk variables (eg interest rates and exchange rates) and uses it to manage financial risks, it may use that sensitivity analysis“. In unserer Betrachtung gibt es nur einen Risikofaktor, den Kassapreis für API#2 Kohle. Insofern können wir die backgetesteten VaR Modelle abermals verwenden und fokussieren auf das passabelste Student-t GARCH(1,1) Modell. Die Ein-Tages VaR Zahlen schwanken deutlich und weisen im Backtesting Zeitraum folgende Eigenschaften auf:

Minimum	Median	Mittelwert	Maximum
1,693 %	2,711 %	2,888 %	6,354 %

Tab. 19: Statistiken Ein-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)

Nach simpler Multiplikation mit Wurzel(250) ergeben sich folgende Alternativen zur 10 % Sensitivität:

Minimum	Median	Mittelwert	Maximum
26,770 %	42,870 %	45,665 %	100,000 %

Tab. 20: Statistiken Ein-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)

Die simple Multiplikation vernachlässigt jedoch die mean reversion bei der Volatilität, wie sie im GARCH(1,1) angelegt ist. Die mean reversion ist im geschätzten Modell eher gering. Die Anzahl der Tage, um die bedingte Varianz wieder auf ihren Mittelwert zu ziehen, beträgt 864 [vgl. 14]. Das sind mehr als zwei Jahre. Insofern gibt es keine einfache Bestimmungsmöglichkeit des VaR auf Basis des GARCH Modells für die Berichtsperiode von einem Geschäftsjahr. Deutlich wird jedoch abermals, dass die 10 % Sensitivität im Fall des Kohlepreises eher optimistisch ist.

Für die nachfolgende Betrachtung eines 10-Tageszeitraums verwenden wir eine simple Multiplikation mit Wurzel(10):

Minimum	Median	Mittelwert	Maximum
5,354%	8,574%	9,133%	20,094%

Tab. 21: Statistiken Zehn-Tages-VaR des Student-t GARCH(1,1)

Würde man dies als internes Modell verwenden, käme noch der Faktor i. H. v. 3 oder mehr hinzu.

Wir schliessen mit einer Aktualisierung und Erweiterung von Tab. 10. Statt der eingangs aus Gründen der Einfachheit gewählten 1 % verwenden wir nun die empirisch beobachtete Standardabweichung der täglichen Renditen i. H. v. 1,895 % sowie das empirische 1 % Quantil von -5,697 %. Zudem speisen wir die zuletzt gewonnenen Erkenntnisse ein, wobei wir uns auf den etablierten VaR 99 % 10 Tage beschränken, um die Tabelle nicht zu überfrachten:

Ansatz	Verfahren	Maß	Risiko
Standard Basel II	Vereinfachtes	nominell	115.200
Standard Basel II	Laufzeitband	nominell	86.400
Standard Basel III	Sensitivitätsbasiert	nominell	144.000
Internes Modell / B. II	Historische Simulation	VaR 99% 10 Tage	259.400
Internes Modell / B. II	Analytisches	VaR 99% 10 Tage	200.698
Internes Modell / Indu.	Analytisches	VaR 95% 1 Tag	44.899
Internes Modell / B. III	Analytisches	ES 97,5% 60 Tage	494.188
Internes Modell	Student-t GARCH(1,1)	Min VaR 99% 10 Tage	77.098
Internes Modell	Student-t GARCH(1,1)	Max VaR 99% 10 Tage	289.355
IFRS 7 mit 10%	Einfaktorielle Sensitivität	nominell	48.000

Tab. 22: Überblick Modellrechnungen: Aktualisierung/Erweiterung

Die einfaktorielle Sensitivitätsanalyse nach IFRS 7 bildet zusammen mit der Industriepraxis den unteren Rand der Maßzahlen. Interne Modelle, die Basel III genügen, führen voraussichtlich zu den höchsten Risikomaßzahlen.

7. Zusammenfassung

Nach einer kurzen Einführung in den globalen Kohlehandel wurden drei Standardverfahren der Risikomessung für den Waren- und Rohstoffhandel vorgestellt (2 x Basel II, 1 x Basel III). Im Anschluss wurden drei Methoden der Value at Risk Messung sowie die Messgröße Expected Shortfall eingeführt. Vor diesem theoretischen Hintergrund war eine Betrachtung der Industriepraxis möglich, an die sich eine empirische Analyse der Preise für API#2 Kohle anschloss, um geeignete Kursdynamiken für die Verwendung in internen Modellen zu identifizieren. Es zeigte sich, dass das Student-t GARCH(1,1) Modell bei der Bestimmung des VaR eine deutliche Verbesserung gegenüber der historischen Simulation als auch dem analytischen Verfahren darstellt. Bemerkenswerterweise konnte dies jedoch erst mit modernen Backtest Methoden aufgezeigt werden. Eine Diskussion der einfaktoriellen Sensitivitätsanalyse nach IFRS 7 im Lichte der gewonnenen Erkenntnisse rundete die Untersuchung ab. Als Fazit lässt sich ziehen, dass einfache Methoden der Risikomessung im Falle des Kohlehandels die Risiken deutlich unterschätzen und dass die Spannbreite dessen, was als Risikopuffer vonnöten scheint, enorm ist. Zwischen dem Minimum und dem Maximum der Spannbreite liegt grob ein Faktor in Höhe von Zehn. Es wird erkennbar, dass sich die Befassung mit von der Geschäftsleitung festgelegten Risikomessmethoden für Aktionäre und Aufsichtsräte lohnt, um das Verhältnis von Risiko und Ertrag fundiert beurteilen zu können.

Literatur

- [1] Borchert, J., Schemm, R. und Lintzel, P.: Risiken des Handelsgeschäftes. In: Zenke, I. und Schäfer, R.: *Energiehandel in Europa*, München, 2005, 218-235.
- [2] Lehrbass, F.: Counterparty credit risk and clearing of derivatives contracts. In: Rösch, D. und Scheule, H.: *Credit Portfolio Securitizations and Derivatives*. Chichester, 2013, 271-306.
- [3] Lerchenmüller, M.: *Handelsbetriebslehre*, 5. Auflage, Herne, 2014.
- [4] Rajib, P.: *Commodity Derivatives and Risk Management*, Dehli, 2014.
- [5] RWE AG: *Geschäftsbericht 2014*, Essen, 2014, 79.
- [6] Basel Committee on Banking Supervision: *Revisions to the Basel II market risk framework*, Basel, 2010.
- [7] Basel Committee on Banking Supervision: *Minimum capital requirements for market risk*, Basel, 2016.
- [8] Schulte-Mattler, H.: Fremdwährungs- und Warenpositionsrisiken. *Risiko Manager*, Ausgabe 15, Köln, 2014, 15-21.
- [9] Erdmann, G. und Zweifel, P.: *Energieökonomik*, Berlin Heidelberg, 2008.
- [10] Burger, M., Graeber, B. und Schindlmayr, G.: *Managing energy risk*, Chichester, 2007.
- [11] Chan, K., Karolyi, G., Longstaff, F. und Sanders, A.: An empirical investigation of alternative models of the short-term interest rate. *Journal of Finance*, 47, 1992, 1209-1227.
- [12] De Gregorio, A. und Iacus, S. M.: Adaptive LASSO-type estimation for multivariate diffusion processes. *Econometric Theory*, 28, 2012, 838–860.
- [13] Tang, C.Y. und Chen, S. X.: Parameter estimation and bias correction for diffusion processes, *Journal of Econometrics*, 149, 2009, 65-81.
- [14] Danielsson, J.: *Financial Risk Forecasting*, Chichester, 2011.
- [15] Ziggel, D., Berens, T., Weiß, G.N.F. und Wied, D.: A New Set of Improved Value-at-Risk Backtests. *Journal of Banking & Finance*, 48, 2014, 29-41.
- [16] Henselmann, K., Klein, M. und Fürst, B.: Marktpreisrisiko-Reporting bei Nichtfianzinstituten nach IFRS 7. *Corporate Finance*, 7/2010, 457-476.



kostenloser Download unter: fom-ifes.de/publikationen

- Godbersen, H. (2016): Die Means-End Theory of Complex Cognitive Structures – Entwicklung eines Modells zur Repräsentation von verhaltensrelevanten und komplexen Kognitionsstrukturen für die Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, in: Krol, B. (Hrsg.), ifes Schriftenreihe, Band 12, 2016, ISSN 2191-3366, ISBN 978-3-89275-403-9
- Seng, A. / Landherr, G. (2015): Vielfalt leben und Vielfalt gestalten – Diversity Management in der Lehre, in: Krol, B. (Hrsg.), ifes Schriftenreihe, Band 11, 2015, ISSN 2191-3366, ISBN 978-3-89275-402-2
- Gansser, O. A. / Schutkin, A. (2014): Studie zur Validierung der Persönlichkeitsmerkmale Abenteuerlust und Routineverhalten, in: Krol, B. (Hrsg.), ifes Schriftenreihe, Band 10, 2014, ISSN 2191-3366, ISBN 978-3-89275-401-5
- Gansser, O. A. (2014): Marketingplanung als Instrument zur Krisenbewältigung, in: Krol, B. (Hrsg.), ifes Schriftenreihe, Band 9, 2014, ISSN 2191-3366, ISBN 978-3-89275-400-8
- Runia, P. M. / Wahl, F. / Rüttgers, C. (2013): Das Markenimage von Hersteller- und Handelsmarken: Eine empirische Analyse der Imagekomponenten von Körperpflegemarken auf der Grundlage eines Markenidentitätskonzeptes, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 8, 2013, ISSN 2191-3366

- Naskrent, J. / Rüttgers, C. (2013): Sportmonitor Essen 2013: Eine empirische Analyse über das Image regionaler Sportvereine und ihre Sponsoring- und Promotionangebote, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 7, 2013, ISSN 2191-3366
- Seng, A. / Fiesel, L. / Rüttgers, C. (2013): Akzeptanz der Frauenquote, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 6, 2013, ISSN 2191-3366
- Naskrent, J. / Rüttgers, C. (2012): Wahrnehmung von Werbung mit Sportereignisbezug: Eine empirische Analyse der Einschätzung von Sponsoring und Ambush-Marketing im Rahmen der Fußball-Europameisterschaft und der Olympischen Spiele im Jahr 2012, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 5, 2012, ISSN 2191-3366
- Seng, A. / Fiesel, L. / Krol, B. (2012): Erfolgreiche Wege der Rekrutierung in Social Networks, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 4, 2012, ISSN 2191-3366
- Heinemann, S. / Krol, B. (2011): Nachhaltige Nachhaltigkeit: Zur Herausforderung der ernsthaften Integration einer angemessenen Ethik in die Managementausbildung, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 2, 2011, ISSN 2191-3366
- Hermeier, B. / Rettig, P. / Krol, B. (2010): Marken- und Produktmanagement durch Nutzung von Sportgroßereignissen: Möglichkeiten und Grenzen für Industrie und Handel, in: Krol, B. (Hrsg.), KCS Schriftenreihe, Band 1, 2010, ISSN 2191-3366



Institut für Empirie & Statistik
der FOM Hochschule
für Oekonomie & Management

FOM Hochschule

FOM – eine Hochschule, viele Möglichkeiten.

Die mit bundesweit über 37.000 Studierenden größte private Hochschule Deutschlands führt seit 1993 Studiengänge für Berufstätige durch, die einen staatlich und international anerkannten Hochschulabschluss (Bachelor/Master) erlangen wollen.

Die FOM ist der anwendungsorientierten Forschung verpflichtet und verfolgt das Ziel, adaptionsfähige Lösungen für betriebliche bzw. wirtschaftsnahe oder gesellschaftliche Problemstellungen zu generieren. Dabei spielt die Verzahnung von Forschung und Lehre eine große Rolle: Kongruent zu den Masterprogrammen sind Institute und KompetenzCentren gegründet worden. Sie geben der Hochschule ein fachliches Profil und eröffnen sowohl Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern als auch engagierten Studierenden die Gelegenheit, sich aktiv in den Forschungsdiskurs einzubringen.

Weitere Informationen finden Sie unter fom.de

ifes

Das ifes verfolgt das Ziel, empirische Kompetenzen an der FOM zu bündeln und die angewandte Forschung im empirischen Bereich der Hochschule weiter voranzutreiben.

Drei Aufgabenbereiche bilden die Schwerpunkttätigkeiten: Zum einen unterstützt das ifes-Team die Hochschullehrenden der FOM bei der Kompetenzentwicklung im Bereich der empirischen Forschung und gewährleistet damit eine stetige Qualitätssicherung und die Einhaltung der Leitlinien der guten wissenschaftlichen Praxis im Rahmen von Forschungs- und Entwicklungsprojekten.

Zum anderen führt das ifes das Monitoring einer Zielgruppe von Berufstätigen im Rahmen von »FOM fragt nach«-Projekten durch. Im Rahmen dieser Projekte werden junge, berufstätige Leistungsträger/-innen mit Managementorientierung zu aktuellen ökonomischen Themen befragt, die teilweise als Panelbefragungen angelegt sind. Dadurch ist ein vielschichtiger Erkenntnisgewinn über eine in den nächsten Jahren stärker in die unternehmerische Verantwortung gehende Generation möglich.

Darüber hinaus nimmt das ifes eine zentrale Stellung im Bereich der Entwicklung und Unterstützung der Methodenausbildung in der Lehre der Bachelor- und Masterstudiengänge sowie im Promotionsprogramm der FOM ein.

Weitere Informationen finden Sie unter fom-ifes.de



Unter dem Titel »FOM forscht« gewähren Hochschullehrende der FOM Einblicke in ihre Projekte. Besuchen Sie den Blog unter fom-blog.de