

# RISIKO MANAGER

11·2006

- ▶ KREDITRISIKO
- ▶ MARKTRISIKO
- ▶ OPRISK
- ▶ ERM

Mittwoch, 31.5.2006

WWW.RISIKO-MANAGER.COM

## Inhalt

### Marktrisiko

- 1, 4 Liquidity at Risk Quantifizierung extremer Zahlungsstromrisiken
- 10 Markov-Regime-Switching-Modelle zur Prognose von Währungskrisen
- 16 Zustandsrisiken und Verhaltensrisiken sind nicht dasselbe

### ERM

- 20 Abschied von der Glockenkurve

### Rubriken

- 2 Kurz & Bündig
- 9 +++ Ticker +++
- 22 Buchbesprechung
- 23 Köpfe der Risk-Community Impressum
- 24 Produkte & Unternehmen Personalien

## Abbildung der Stressdimension von Zahlungsströmen

# Liquidity at Risk – Quantifizierung extremer Zahlungsstromrisiken

Basel II und die MaRisk fordern von Banken, dass sie das Liquiditätsrisiko aus ihren Zahlungsströmen quantifizieren. Für das Liquiditätsmanagement von Universal- und Direktbanken stellt die fundierte Analyse hoher, bisher noch nicht beobachteter Liquiditätsrisiken ein besonderes Problem dar, weil Banken jederzeit zahlungsbereit sein müssen und bei ihnen höhere Zahlungsstromrisiken als in der Vergangenheit auftreten können.

Die Europäische Zentralbank verweist darauf, dass die historischen Werte und die Normalverteilung nur unzureichend die Stressdimension des Liquiditätsrisikos abbilden [EZB (2002), S. 29]. Vertreter der deutschen Bankenaufsicht kommen bei der Modellierung des Liquiditätsrisikos zum Ergebnis, dass bilanzorientierte Liquiditätsrisikoschätzungen

für die geschäftstäglichen Zahlungsstromfluktuationen nur bedingt geeignet sind, weil sie nicht unmittelbar an den Risikotreibern bzw. Zahlungsstromschwankungen einer Bank ansetzen und somit die Gefahr in sich bergen, dass Steuerungsentscheidungen auf der Basis irrelevanter

**Fortsetzung auf Seite 4**

## CEIOPS startet QIS 2

Das Committee of Insurance and Occupational Pensions Supervisors (CEIOPS) hat die Durchführung einer zweiten quantitativen Auswirkungsstudie (Quantitative Impact Study/QIS) gestartet. Die QIS 2 dient zur Abschätzung der Auswirkungen, die sich durch die anstehende Neuregelungen der Solvabilitätsvorschriften für Versicherungen (Solvency II) ergeben.

Das CEIOPS will mit der Studie vor allem zwei Bereiche analysieren. Zum einen sollen die Effekte untersucht werden, die sich durch mögliche Anpassungen der Wertansätze von Positionen auf der Aktiv- und Passivseite der Bilanzen ergeben. Zum anderen sollen unterschiedliche Alternativen untersucht werden, auf welche Weise innerhalb des Solvency-II-Rahmenwerks die erforderliche Kapitalunterlegung festgelegt werden kann (Minimum Capital Requirement und Solvency Capital Requirement).

Mit der QIS 2 verfolgt CEIOPS daher vor allem drei Ziele: Erstens hofft das Komitee, dass die Auswirkungsstudie Aufschluss darüber gibt, wie praktikabel die derzeit verwendeten Berechnungsverfahren sind. Zweitens sollen Informationen im Hinblick auf die möglichen Auswirkungen gewonnen werden, die unterschiedliche Alternativen zur Bestimmung der Kapitalunterlegung auf die Bilanzen und den Kapitalbedarf der Versicherungsgesellschaften nach sich ziehen. Drittens sollen Informationen im Hinblick auf die Eignung und Angemessenheit der vorgeschlagenen Ansätze zur Berechnung des Solvenzkapitals gewonnen werden.

Die Europäische Kommission will die Ergebnisse der QIS 2 bereits im Oktober dieses Jahres vorliegen haben. Dieser enge Zeitrahmen ist erforderlich, um die Informationen bei den Vorbereitungen für die Solvency-II-Direktive angemessen berücksichtigen zu können. CEIOPS bittet daher alle Teilnehmer an der QIS 2, die erforderlichen Daten bis zum 31. Juli 2006 einzureichen. ■

**Fortsetzung von Seite 1**

Zahlen getroffen werden [Debus/Kreische (2006), S. 60].

Der vorliegende Beitrag behandelt die Quantifizierung hoher, geschäftstäglich bisher noch nicht beobachteter Liquiditätsabflüsse einer Bank und stellt das Konzept des Liquidity at Risk (LaR) für Zahlungsstromrisiken vor. Das Konzept wurde in der Bankpraxis entwickelt, ist wissenschaftlich fundiert und unmittelbar in Universal- sowie Direktbanken anwendbar. Bei der Konzeptentwicklung im Rahmen einer Dissertation [Zeranski (2005)] konnten seltene Daten über Liquiditätsabflüsse aus einem realen „Bank Run“ einbezogen werden. Die Ergebnisse zeigen, dass die mit Hilfe der Extremwertstatistik aus einem normalen Geschäftsbetrieb ermittelten Risikokennzahlen auch zur Behandlung des Liquiditätsrisikos in Extremsituationen einsetzbar sind. Das Konzept des Liquidity at Risk verwendet die Extremwerttheorie. Die Bank für internationalen Zahlungsausgleich (BIS) hebt die Extremwerttheorie als einzige Methode hervor, die es ermöglicht, Stresstests eine Eintrittswahrscheinlichkeit zuzuordnen [BIS (2000), S. 7].

**Ansätze zur Schätzung von Liquiditätsrisiken in Banken**

Traditionell erfolgt die Schätzung des bankbetrieblichen Liquiditätsrisikos anhand von Liquiditätskennziffern, aus denen im Soll-Ist- und im Branchenvergleich gegebenenfalls ein Handlungsbedarf abgeleitet wird. Die meisten Liquiditätskennziffern sind aus Stichtagsbeständen der Bankbilanz abgeleitet und schätzen daher nur indirekt das Liquiditätsrisiko aus den Zahlungsströmen einer Bank. Die traditionellen Ansätze zur Quantifizierung des Liquiditätsrisikos weisen den Nachteil auf, dass sie keine Aussagen über die Unsicherheit und Höhe eines Risikoeintritts liefern. Daher verweisen Vertreter des Schrifttums und der Bankenaufsicht darauf, dass bislang Konzepte fehlen, welche empirisch gestützt Liquiditätsbelastungen abbilden, um damit analog zum Value at Risk eine Liquiditätsreserve für eine Liquiditätsanforderung bestimmen zu können, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit in einem bestimmten Zeitraum nicht überschritten wird (vgl. ► Abb. 01 sowie Zeranski 2005, S. 11-62).

Die EZB [EZB (2002), S. 29] äußert sich zu diesem Bedarf wie folgt: „In the area of market-risk, the value-at-risk (VaR) concept has become the industry standard, and VaR is now widely accepted by bank supervisors as a technique for calculating regulatory capital requirements. There is still no such mechanism for liquidity risk, although some of the major banks are working on probabilistic liquidity-at-risk models, with the parallel aim of replacing supervisory liquidity ratios with a set of requirements on the basis of such models. However, these still seem to be at an early stage of development.“

Beim Stresstesting lassen sich historische und hypothetische Ereignis-Stresstests von statistischen Stresstests unterscheiden, wobei nur letztere anhand von streng überprüften theoretischen Verteilungsannahmen Aussagen über Höhe und Unsicherheit des Eintritts extremer, bisher noch nicht beobachteter Liquiditätsrisikowerte liefern. Unbeschadet dessen sind Ereignis-Stresstests weiterhin sinnvoll, um das Management auf die schnelle Durchführung von Maßnahmen zur Bewältigung einer finanziellen Schieflage der Bank vorzubereiten. Statistische Stresstests liefern eine mathematisch-statistische Diskussionsgrundlage, um das Risikodeckungspotential einer Bank angemessen und wirtschaftlich auf unterschiedliche Risikoniveaus des Liquiditätsrisikos einer Bank auszurichten.

Viele Ereignis-Stresstests werden beim Liquiditätsrisiko mit der Liquiditätsablaufbilanz aus Gap-Analysen über Szenarien, z. B. hypothetische Einlagenabflüsse aus Konditions- und/oder Bonitätsgründen, abgeleitet, ohne statistische Aussagen über die Unsicherheit bzw. Eintrittswahrscheinlichkeit der Szenarien liefern zu können. Hinzu kommt, dass die bilanzorientierte Liquiditätsablaufbilanz die Nettofinanzierungsbedarfe aus den Zentralbankgeldbewegungen einer Bank nicht hinreichend berücksichtigt und daher zur statistischen Risikoanalyse in der kurzfristigen Liquiditätssteuerung, z. B. für ein bis zehn Tage, weniger geeignet ist.

Im Konzept des Liquidity at Risk für Zahlungsstromrisiken wird daher das Liquiditätsrisiko unmittelbar aus den tatsächlichen Zu- und Abflüssen an Zentralbankgeld einer Bank abgeleitet, um potenzielle Nettofinanzierungsbedarfe zu schätzen, die bisher noch nicht auftraten. Das LaR-Konzept vermeidet somit im

Unterschied zur Liquiditätsablaufbilanz die aufwändige Suche nach Verteilungsannahmen für alle Konten der Bank, um daraus deren Liquiditätswirkung auf den Nettofinanzierungsbedarf an Zentralbankgeld zu ermitteln, zumal die Daten über Zentralbankgeldabflüsse bereits vorliegen, da Banken geschäftstäglich ihre Zahlungsbereitschaft durch die Gelddisposition ihrer Zentralbankgeldzu- und -abflüsse sicherstellen.

**Liquidity at Risk zur Schätzung extremer Zahlungsstromrisiken**

In der kurzfristigen Liquiditätssteuerung beschreibt der Liquidity at Risk den erwarteten Nettofinanzierungsbedarf aus allen Zahlungen einer Bank, der beispielsweise während eines Geschäftstages mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit nicht überschritten wird. Das Konzept des Liquidity at Risk wendet die Peaks-Over-Threshold (POT)-Methode der Extremwertstatistik an, die bereits seit einiger Zeit mit Erfolg in den Naturwissenschaften zur Schätzung seltener Naturereignisse sowie bei einigen Finanzinstitutionen zur Messung von extremen Marktrisiken eingesetzt wird. Die im normalen Geschäftsbetrieb ermittelten Risikokennzahlen sind auch zur Behandlung des Liquiditätsrisikos in Extremsituationen, wie zum Beispiel einem „Bank Run“, einsetzbar, was hier nicht vertieft werden soll. Das Konzept hält einer strengen Überprüfung stand und zeigt die Modellgenauigkeit genau auf.

**Ermittlung des Saldos autonomer Zahlungen als Risikogröße des Liquidity at Risk**

Der Liquidity at Risk wird anhand der Risikogröße der autonomen Auszahlungsüberschüsse ermittelt. Der Saldo der autonomen Auszahlungsüberschüsse stellt eine geeignete Grundlage zur Schätzung des Liquiditätsrisikos aus den Zahlungsströmen einer Bank dar, weil er dem geschäftstäglichen autonomen Liquiditätsfehlbetrag bzw. dem Nettofinanzierungsbedarf entspricht, den die Gelddisposition zur Sicherung der jederzeitigen Zahlungsbereitschaft der Bank disponiert.

Autonome Zahlungen einer Bank sind Ein- und Auszahlungen, deren Höhe und Zeitpunkte bei einem normalen Geschäftsbetrieb nicht im Einflussbereich

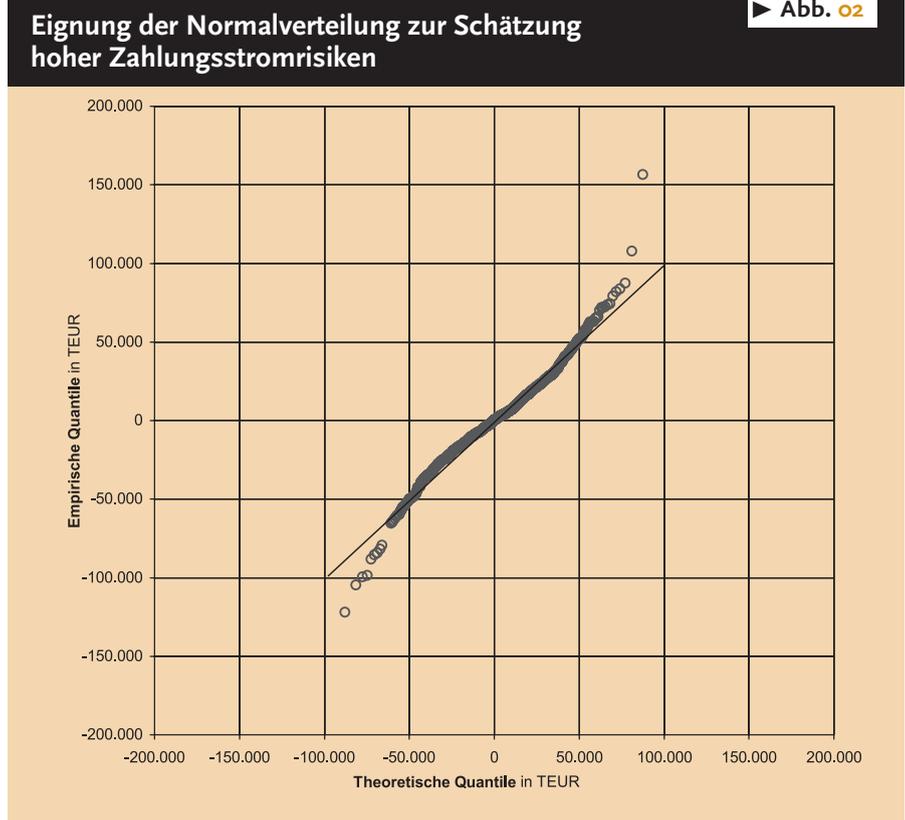
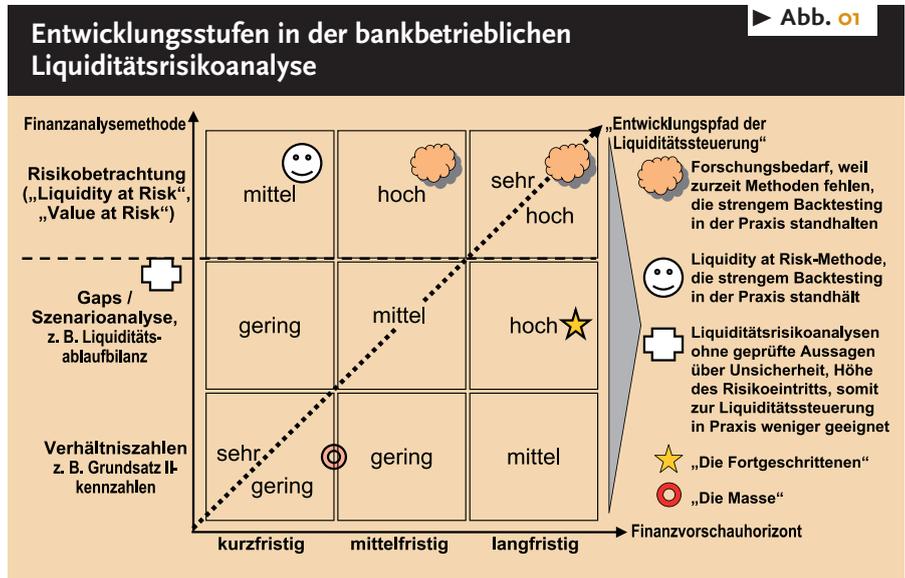
des Liquiditätsmanagements einer Bank liegen. Sie werden vor allem von dezentralen Vertriebseinheiten, Handelseinheiten für Wertpapiere, Devisen, Derivate, dem technisch-organisatorischen Bereich der Bank sowie der zentralen Struktursteuerung von Marktpreis-, Ausfall- und Betriebsrisiken verursacht. Typische autonome Zahlungen sind z. B. Kundenzahlungen im Inlands- und Auslandszahlungsverkehr, Zahlungen aus den Handelsaktivitäten der Handelseinheiten einer Bank oder Zahlungen aus Kundenwertpapiertransaktionen an der Börse.

**Überblick über Ansätze zur Ermittlung extremer Zahlungsstromrisiken in Banken**

In Anlehnung an das Konzept des Value at Risk sind bei der Ermittlung des Liquidity at Risk hier zunächst drei statistische Ansätze unterscheidbar:

Der **nichtparametrische Ansatz** zieht die empirische Verteilung des Saldos autonomer Zahlungen als Prognoseverteilung für den zukünftigen Verlauf der Risikogröße heran. Die methodische Grenze besteht darin, dass die Risikoschätzung auf den Wertebereich der beobachteten Ausprägungen der Risikogröße begrenzt ist. Überdies sind zuverlässige Risikoschätzungen nur im hochfrequentierten Bereich der empirischen Verteilung möglich. Obwohl die historische Simulation leicht implementierbar ist, weil kein bestimmtes Modell in der Risikoschätzung unterstellt werden muss, kann mit diesem Ansatz die Stressdimension des Liquiditätsrisikos nicht angemessen bewältigt werden, da aufgrund der Verfügungs- und Wahlrechte in Bankprodukten in der Zukunft jederzeit höhere autonome Auszahlungsüberschüsse als in der Vergangenheit auftreten können.

Der **parametrische Ansatz** nimmt eine theoretische Verteilung als Prognoseverteilung für den zukünftigen Verlauf der Risikogröße an, zum Beispiel die Normalverteilung. Die Suche nach einer theoretischen Verteilung, die den historischen Verlauf der Risikogröße vollständig approximiert, ist sehr aufwändig. Bei den in der SchmidtBank im normalen Geschäftsbetrieb von Januar 1999 bis Oktober 2001 beobachteten geschäftstäglichen autonomen Salden ergab der Sichttest, wie der QQ-Plot in ► Abb. 02 zeigt, dass die Normalverteilung keine geeignete Ver-



teilungsannahme für den beobachteten Saldo der autonomen Zahlungen ist, weil vor allem hohe autonome Liquiditätsanforderungen unterschätzt werden. Im untersuchten Fall unterschätzt die Normalverteilung den größten beobachteten autonomen Auszahlungsüberschuss von 122.146 TEUR um 34.249 TEUR. Der Schätzfehler der Normalverteilung (NV) nimmt noch weiter zu, wenn nur die historischen autonomen Zentralbankgeldabflüsse mit der Normalverteilung approximiert werden.

Der **semiparametrische Ansatz** beruht auf den Erkenntnissen der Extremwerttheorie. Er verwendet eine statistische Extremwertverteilung als Prognoseverteilung für den zukünftigen Verlauf der Liquiditätsrisikogröße im Verteilungsrand und wird nachfolgend näher behandelt.

**Schätzung extremer Zahlungsstromrisiken mit der POT-Methode**

Der Liquidity at Risk beschreibt hier den erwarteten Nettofinanzierungsbedarf als

Auszahlungsüberschuss aus allen autonomen Zahlungen einer Bank während eines Geschäftstages, der mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit nicht überschritten wird. Auf Grundlage des historischen Verlaufs des Saldos der autonomen Zahlungen einer Bank können mit einer überprüften verallgemeinerten Paretoverteilung in bankspezifischen Stressszenarien bisher noch nicht beobachtete autonome Liquiditätsanforderungen geschätzt werden. Dabei überwindet der LaR mit der Peaks-Over-Threshold (POT)-Methode aus der Extremwertstatistik die Grenzen der historischen Simulation, die Risikowerte nur im Wertebereich der Stichprobe schätzen kann, und der Normalverteilung, die große Risikowerte zu optimistisch schätzt.

Die POT-Methode beruht auf dem Theorem von Pickands, Balkema und de Haan, wonach die Werte über einer Schwelle (Exzessverteilung) bei genügend groß gewählter Schwelle gegen die verallgemeinerte Paretoverteilung (generalized pareto distribution, GPD) konvergieren [Embrechts/Klüppelberg/Mikosch (1997), S. 152-168]. Die verallgemeinerte Paretoverteilung ist durch ► Gleichung 01 gegeben.

Für den Gestaltparameter  $\xi = 0$  liegt eine Exponentialverteilung vor, für  $\xi < 0$  der zweite Typ der reparametrisierten Paretoverteilung. Die GPD ist bei positivem Gestaltparameter  $\xi$  eine reparametrisierte Form der Paretoverteilung, die sich zur Modellierung von Verteilungen mit fat tails besonders eignet.

Das Quantil der GPD schätzt die erwartete Liquiditätsanforderung für eine Wahrscheinlichkeit  $p \in (0, 1)$ . Der Expected Shortfall bzw. Conditional Liquidity at Risk schätzt die erwartete Liquiditätsanforderung in dem Teil der GPD, der vom GPD-Quantil für eine Wahrscheinlichkeit  $p \in (0, 1)$  nicht erfasst wird. Je dicker das Verteilungsende ist, umso mehr weichen Quantil und Expected Shortfall der GPD voneinander ab. Für eine Wahrscheinlichkeit  $p \in (0, 1)$  lässt sich der Quantilschätzer für das  $p$ -Quantil der GPD gemäß ► Gleichung 02 schreiben, wobei  $N_u$  die Anzahl der Werte über der Schwelle  $u$  und  $n$  den Stichprobenumfang,  $\hat{\xi}$  den Schätzer für den unbekanntem Gestaltparameter und  $\hat{\beta}$  den Schätzer für den unbekanntem Skalenparameter der GPD bezeichnen.

Der Expected Shortfall lässt sich für eine verallgemeinerte Paretoverteilung mit

► Gleichung 01

$$G_{\xi, \beta}(x) = \begin{cases} 1 - (1 + \xi x / \beta)^{-1/\xi} & \text{falls } \xi \neq 0, \\ 1 - \exp(-x / \beta) & \text{falls } \xi = 0, \end{cases}$$

mit

$$\begin{aligned} x &\geq 0, & \text{wenn } \xi &\geq 0, \\ 0 \leq x \leq -\beta / \xi, & & \text{wenn } \xi &< 0, \end{aligned}$$

wobei der Skalenparameter  $\beta > 0$  ist.

$\xi < 1$  für eine Wahrscheinlichkeit  $p \in (0, 1)$  durch ► Gleichung 03 schätzen.

Die Anwendung von Quantilschätzer und Expected Shortfall der GPD steht in der Praxis vor dem Problem, einen geeigneten Schwellenwert  $u$  festzulegen. Wird  $u$  zu groß gewählt, stehen zu wenige Exzedenten zur Verfügung, um  $\hat{\xi}$  als Schätzer für den unbekanntem GPD-Gestaltparameter und  $\hat{\beta}$  als Schätzer für den unbekanntem GPD-Skalenparameter zu ermitteln. Wird  $u$  zu klein gewählt, weist die Approximation einen systematischen Fehler auf. Für einfache Modellierungen eignet sich der sample mean excess plot als Hilfsmittel zur Wahl von  $u$ . Dabei ordnet die Exzessmittelwertfunktion (mean excess function, MEF) gemäß ► Gleichung 04 jeder Schwelle  $u \geq 0$  den entsprechenden Exzessmittelwert  $e(u)$  zu; sie wird geschätzt durch die empirische Funktion, welche ► Gleichung 05 zu entnehmen ist.

Diese betrachtet bei den ansteigend sortierten, nichtnegativen Daten jeden Wert als Schwelle  $u$  und ermittelt für jede Schwelle  $u$  den Exzessmittelwert. Der sample mean excess plot der beobachteten absoluten negativen Ausprägungen des Saldos autonomer Zahlungen (01/99–10/01) sieht wie in ► Abb. 03 aus.

Der abgebildete Graph der Stichprobenexzessmittelwertfunktion  $e_n(u)$  (sample mean excess over threshold) strebt für eine fortschreitende Schwelle  $u$  (thres-

hold) zunächst etwas nach unten, um dann in einer Seitwärtsbewegung wieder anzusteigen. Die Abbildung legt die Vermutung nahe, dass der Gestaltparameter  $\xi > 0$  ist und nahe bei Null liegt, was insgesamt auf die Anwendbarkeit des ersten Verteilungstyps der GPD hindeutet.

Neben der Auswahl eines Schwellenwertes für die Konvergenz der Exzessverteilung gegen die GPD beeinflussen die Methoden zur Schätzung der unbekanntem Werte für  $\xi$  sowie  $\beta$  der GPD die Güte der Approximation der betrachteten Stichprobenwerte durch die GPD. Als Methoden zur Schätzung der GPD-Parameter sind die Maximum Likelihood-Methode (ML-Methode), die Probability Weighted Moments-Methode (PWM-Methode) und die Methode der kleinsten Quadrate (OLS-Methode), die Mean ExcessPlot Regression-Methode (MER-Methode) sowie weitere Varianten anwendbar, die hier nicht näher vertieft werden sollen.

Vor der Verwendung einer theoretischen Verteilung zur Risikoschätzung ist diese auf ihre Approximationsgüte zu untersu-

► Gleichung 02

$$\hat{x}_p = u + \frac{\hat{\beta}}{\hat{\xi}} \left( \left( \frac{n}{N_u} (1-p) \right)^{-\hat{\xi}} - 1 \right)$$

► Gleichung 03

$$\hat{S}_p = \hat{x}_p \left( \frac{1}{1-\hat{\xi}} + \frac{\hat{\beta} - \hat{\xi} \cdot u}{(1-\hat{\xi}) \cdot \hat{x}_p} \right),$$

wobei der Schätzer  $\hat{S}_p$  nach Umformungen auch in der Form

$$= \frac{\hat{x}_p}{1-\hat{\xi}} + \frac{\hat{\beta} - \hat{\xi} \cdot u}{1-\hat{\xi}}$$

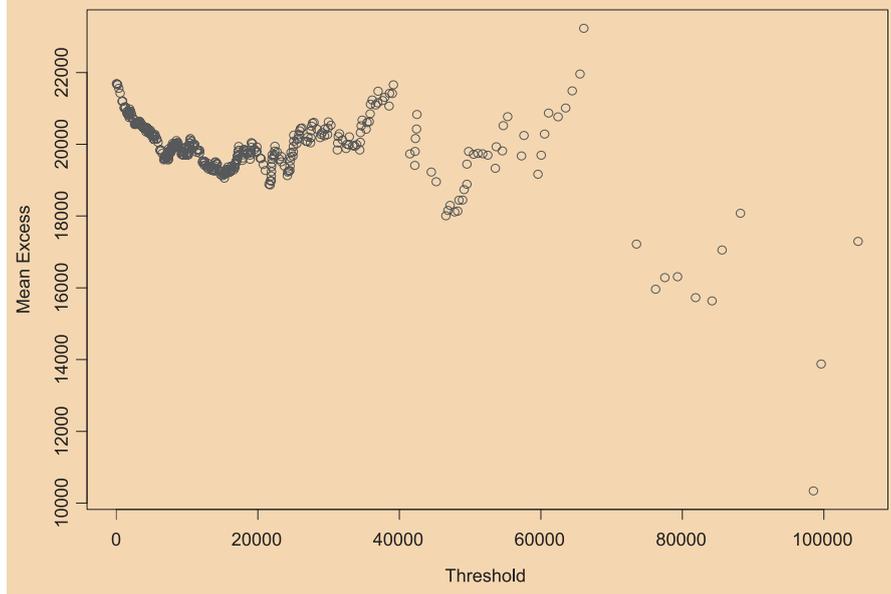
angegeben werden kann.

chen. Das Ziel der Überprüfung einer Verteilungsannahme besteht darin, herauszufinden, ob die empirische Verteilung hinreichend gut durch die jeweilige Extremwertverteilung approximiert wird, um anschließend anstelle der empirischen die theoretische Verteilung für die Risikoschätzung verwenden zu können. Die Approximationsgüte wird üblicherweise in Sicht- und Anpassungstests beurteilt. Im Konzept des Liquidity at Risk für Zahlungsstromrisiken wird besonderen Wert auf die Beurteilung der absoluten und relativen Modellgüte bei der Approximation der beobachteten Risikowerte (goodness of fit, GoF) gelegt, um das Modellrisiko genau beurteilen zu können. Wurde das Modell validiert und zur Risikoschätzung verwendet, ist im Anschluss die „Trefferquote“ der Risikoschätzungen bei der Risikobewältigung (goodness of prediction, GoP) zu untersuchen, wobei letztere maßgeblich von der Risikoneigung des Liquiditätsmanagements einer Bank abhängt.

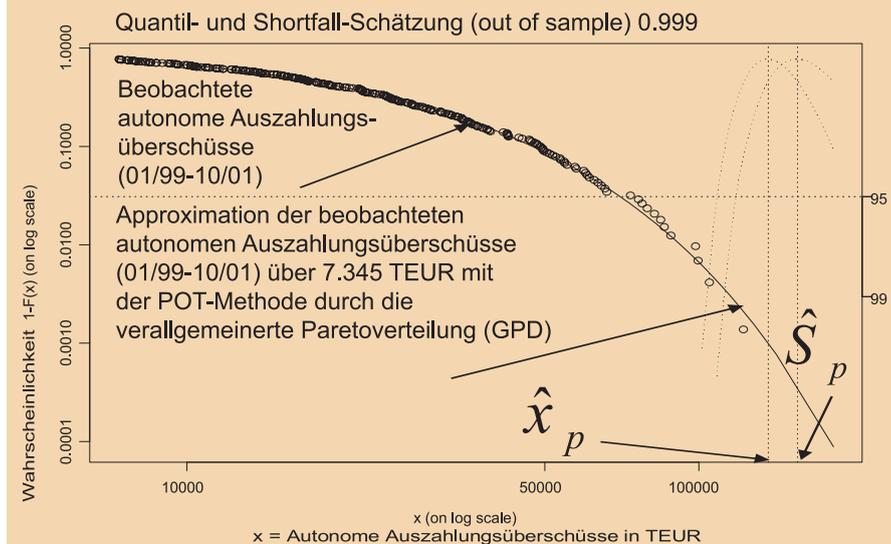
Die Beurteilung der GPD-Approximationsgüte (GoF) erfolgt anhand des RMSE. Der RMSE ist die Wurzel aus der durchschnittlichen quadrierten Abweichung zwischen allen über einer Schwelle betrachteten empirischen und den entsprechenden theoretischen Quantilen. Als weiteres deskriptives Maß zur Beurteilung der Approximationsgüte einer theoretischen Verteilung eignet sich  $R^2(45^\circ)$ . Dieses relative Abweichungsmaß beruht auf der Überlegung, dass die Punktwolke vollständig auf der 45°-Ursprungsgeraden im QQ-Plot liegt, wenn jede Beobachtung exakt durch eine bestimmte theoretische Verteilung geschätzt wird. Im Idealfall schätzt die GPD somit exakt alle betrachteten autonomen Auszahlungsüberschüsse und alle Punkte liegen im QQ-Plot auf der Regressionsgeraden ( $R^2 = 1$  oder 100%), die mit Steigung 1 durch den Koordinatenursprung verläuft, d. h. die Punktwolke im QQ-Plot wird vollständig durch die 45°-Ursprungsgerade erklärt bzw.  $R^2(45^\circ) = 1$  oder 100% mit  $RMSE = 0$ .

Das LaR-Quantil  $\hat{\chi}_p$  schätzt den erwarteten Nettofinanzierungsbedarf eines Geschäftstages, der mit der Wahrscheinlich-

► **Abb. 03**  
Sample Mean Excess Plot des autonomen Nettofinanzierungsbedarfs



► **Abb. 04**  
Zahlungsstromrisikoschätzung mit Quantil und Expected Shortfall der GPD



keit  $p$  nicht überschritten wird. In ► **Abb. 04** schätzt das LaR-Quantil für 999 von 1000 Geschäftstagen bzw.  $p = 0,999$  einen maximalen geschäftstäglichen autonomen Nettofinanzierungsbedarf der Bank von 136.590 TEUR, wobei in der Historie der

größte Auszahlungsüberschuss bei 122.146 TEUR lag. Der Expected Shortfall  $\hat{S}_p$  sorgt für eine vollständige Risikoumsicht der Risikoanalyse. Er schätzt das Restrisiko aus dem Verteilungsrand für das Liquiditätsrisiko, der vom LaR-Quan-

► **Gleichung 04**

$$e(u) = E(X - u | X > u), \quad u \geq 0,$$

► **Gleichung 05**

$$e_n(u) = \frac{1}{\#\{i: X_i > u, i = 1, \dots, n\}} \sum_{i=1}^n (X_i - u)^+, \quad u \geq 0,$$

til nicht betrachtet wird und beträgt im Beispiel 155.824 TEUR. Weichen Expected Shortfall und Quantil deutlich voneinander ab, weist dies auf fat tails bzw. hohe Restrisiken beim Nettofinanzierungsbedarf der Bank hin.

► Abb. 05 zeigt die GPD-Approximationsgüte aller beobachteten Nettofinanzierungsbedarfe über 7.345 TEUR, die bei Anwendung der OLS-Methode einen RMSE von 821 TEUR sowie eine Modellgüte  $R^2(45^\circ)$  von 99,822 % aufweist.

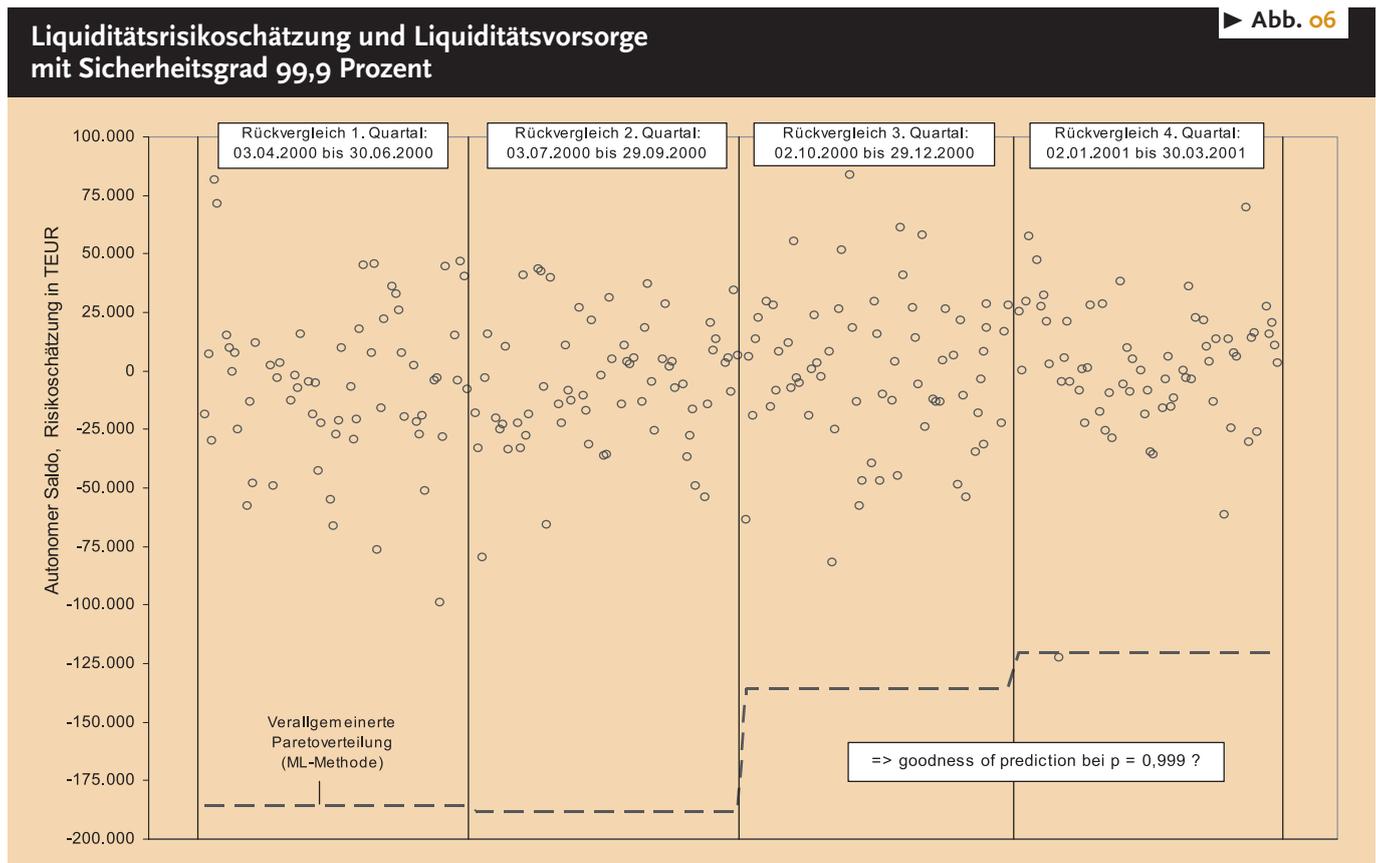
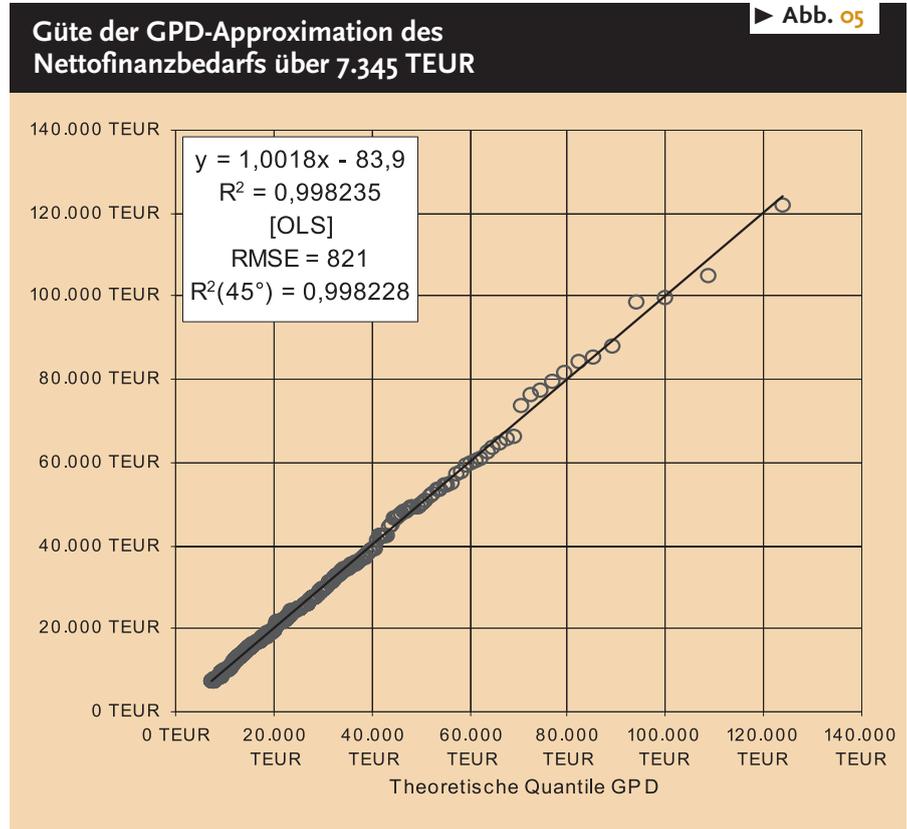
**Backtesting der POT-Schätzungen von Zahlungsstromrisiken**

Wie bereits angesprochen, hebt die BIS die Eignung der Extremwertstatistik zur Risikoanalyse ausdrücklich hervor. Durch bessere Kenntnis des Zahlungsstromrisikos ist es möglich, mit einer überprüften Extremwertverteilung bisher noch nicht beobachtete Liquiditätsrisikowerte zu schätzen. ► Abb. 06 vermittelt einen Eindruck zur Güte der Risikoschätzung für  $p = 0,999$ .

Bei einer Liquiditätsrisikoschätzung und Ausrichtung der Liquiditätsvorsorge am Sicherheitsgrad bzw. Wahrscheinlichkeitsniveau  $p = 0,999$  trat im einjährigen Rückvergleichszeitraum auf geschäftstäglicher

Basis folgender Liquiditätsfehlbetrag auf: 1.866 TEUR. Dies bedeutet, die Bank wäre im Rückvergleichszeitraum nur einmal gezwungen gewesen, den Betrag von 1.866

TEUR aufzunehmen oder durch andere Liquiditätsreserven zu decken; sie hätte bei guter Bonität und gutem Zugang zum Geldmarkt, beispielsweise im ESZB Fi-



nanzverbund, ihre niedrigverzinsliche Liquiditätsreserven an der Risikoschätzung zum Sicherheitsgrad 99,9 Prozent ausrichten und bei Abbau der „Übersicherung gegen das Liquiditätsrisiko“ z. B. durch attraktivere Anlage der Liquiditätsreserven Fristentransformationserträge generieren können.

Die Unterdeckung von 1.866 TEUR p. a. entsteht im vorliegenden Fall, weil die Datenbasis – was für die praktische Anwendung nicht empfohlen wird – vierteljährlich aktualisiert wurde mit dem Ergebnis, dass Extremwerte aus der Datenbasis für die Risikoschätzung im 2. sowie 3. Quartal herausfallen und die GPD-Risikoschätzungen vermindern. Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass mit der POT-Methode anhand von umfangreichen Daten aus einem normalen Geschäftsbetrieb realistische Schätzungen für die Liquiditätsabflüsse im beobachteten Bank Run ermittelbar sind. □

## Fazit

Die MaRisk schreiben bewusst keine bestimmte Methode zur Liquiditätsrisikoanalyse vor. Diese Freiheit sollten Banken nutzen und nur Modelle einsetzen, die einer strengen

Überprüfung standhalten und betriebswirtschaftlichen Nutzen stiften. § 11 KWG fordert von Banken ihre jederzeitige Zahlungsbereitschaft und stellt damit hohe Anforderungen an das Liquiditätsrisikomanagement. Die EZB verweist darauf, dass historische Daten und die Normalverteilungsannahme die Stressdimension des bankbetrieblichen Liquiditätsrisikos unzureichend abdecken. Die BIS legt klar, dass die Extremwertstatistik als einzige Methode in der Lage ist, Stresstests eine Eintrittswahrscheinlichkeit zuzuordnen. Vertreter der deutschen Bankenaufsicht kommen zu dem Ergebnis, dass bilanzorientierte Liquiditätsrisikoanalysen für die geschäftstäglichen Zahlungsstromfluktuationen weniger geeignet sind, weil die Gefahr besteht, dass Steuerungsentscheidungen auf der Basis irrelevanter Zahlen getroffen werden.

Das vorgestellte Konzept des Liquidity at Risk (LaR) knüpft an dieser Problemstellung an verwendet die POT-Methode der Extremwertstatistik, um unmittelbar anhand der historischen Zahlungsstromfluktuationen einer Bank mit einer streng überprüften Extremwertverteilung bisher noch nicht beobachtete Nettofinanzierungsbedarfe als Saldo autonomer Auszahlungsüberschüsse zu schätzen. Das LaR-Konzept ist wissenschaftlich fundiert und unmittelbar mit einem strengen Backtesting in der kurzfristigen Liquiditäts-

steuerung einsetzbar. Die im LaR-Konzept verwendeten Risikokennzahlen eignen sich auch zur Behandlung des Liquiditätsrisikos in Extremsituationen, wie z. B. einem Bank Run, und geben somit Anhaltspunkte zur Dimensionierung der sog. Basis-/Krisenliquidität in der kurzfristigen Liquiditätssteuerung.

## Autor

Dr. Stefan Zeranski, Prokurist und Leiter Treasury der Kölner Bank eG

## Literaturverzeichnis:

**Bank for International Settlements Committee on the Global Financial System (BIS) (2000):** Stress Test-ing by Large Financial Institutions: Current Practice and Aggregation Issues, Basel 2000.

**Embrechts, P.; Klüppelberg, C.; Mikosch, Th. (1997):** Modellierung Extremal Events, Berlin 1997.

**Europäische Zentralbank (2002):** Developments in bank's liquidity profile and management, Frankfurt am Main 2002, S. 29.

**Debus, K.; Kreische, K. (2006):** Risikosteuerung – Die Liquidität im Fokus, in: Die Bank, Heft 6/2006.

**Zeranski, S.:** Liquidity at Risk zur Steuerung des liquiditätsmäßig-finanziellen Bereichs von Kreditinstituten, Chemnitz 2005.

## TICKER +++ TICKER +++ TICKER+++ TICKER +++ TICKER

+++ Gemäß einer Studie des IT-Security-Anbieters McAfee, Inc. gehen Nutzer von **Suchmaschinen** erhebliche Risiken ein, auf sicherheitsgefährdende Web-Sites zu gelangen. Demnach listen alle gängigen Suchmaschinen risikobehaftete Sites in ihren Ergebnissen auf. Bei der Recherche nach besonders populären Stichwörtern wie etwa digitaler Musik oder gängigen Software-Titeln betrug der Anteil gefährlicher Sites in den Ergebnislisten bis zu 72 Prozent. Als „gefährlich“ wurden Websites eingestuft, die an „Social Engineering“-Angriffen, Browser-Angriffen und Online-Scams beteiligt sind. +++ Die Deutsche Bundesbank setzt bei der **Kontrolle von Hedge-Fonds** verstärkt auf den Einfluss der Rating-Agenturen. „Eine Option wäre es, ein Rating für das Risikoprofil von Hedge-Fonds einzuführen“, meint beispielsweise Notenbankvorstand Edgar Meister. Die Rating-Ergebnisse sollten regelmäßig veröffentlicht werden. Hedge-Fonds, die sich weigerten, dies zu tun, würden dann durch die Anleger abgestraft, so der Bundesbankchef. +++ Der US-amerikanischen **Sarbanes-Oxley-Act** steht wegen der hohen Kosten für die Umsetzung entsprechender Compliance-Maßnahmen weiter im Kreuzfeuer der Kritik. In einer aktuellen Umfrage der Softwareanbieters C3 sagten 64 Prozent der Befragten, der SOX sei „... ein Gesetz, dessen Nutzen nur zu exzessiv hohen Kosten erreicht wird.“ +++ Die Investitionen US-amerikanischer Unternehmen in **IT- und Kommunikationssicherheit** legen weiter deutlich zu. Laut einer aktuellen Studie des Lösungsanbieters Getronics erwarten 50 Prozent der Befragten

in diesem Jahr eine Steigerung des Budgets für die IT-Sicherheit, während 41 Prozent für 2006 mindestens mit dem gleichen Budget wie im Vorjahr rechnen. Außerdem geben 40 Prozent der Befragten an, dass ihr Budget seit 2004 um mindestens 20 Prozent gestiegen ist. +++ Gemäß einer Studie des Consulting-Unternehmens Booz Allen Hamilton wird die **Überalterung der Gesellschaft** über die nächsten vier Jahrzehnte zu einem Rückgang der Erträge im Privatkundengeschäft österreichischer Banken von mindestens 10 Prozent führen. Ausschlaggebend hierfür sind u. a. die zunehmende Nutzung des angesparten Vermögens für den Konsum im Alter, ein rückläufiges Baufinanzierungsvolumen (das heute noch 60 Prozent des gesamten Kreditgeschäftes ausmacht) sowie ein deutliches Abfallen der Sparquote. +++ **Phishing** – also das „Abgreifen“ geheimer Zugangsdaten wie PINs oder TANs mithilfe gefälschter E-Mails und Webformulare – feiert sein zehnjähriges Jubiläum. Der Begriff taucht erstmals 1996 auf, als Hacker die Zugangsdaten von AOL-Teilnehmern stehlen. Ein Jahr später greift ein Computermagazin den Terminus auf und sorgt dafür, dass dieser sich als gängige Bezeichnung für diese Angriffsform durchsetzt. Anlässlich des Jubiläums macht der Lösungsanbieter Internet Security Systems GmbH auf die Gefahren dieser Vorgehensweise aufmerksam. Trotz aller Warnungen führt immer noch jede 20-ste Phishing-E-Mail zum Erfolg. +++



Wir wollen **RISIKO MANAGER** regelmäßig beziehen und bestellen hiermit folgendes Abonnement:

- Jahresabonnement(s) zum Preis von jeweils 29 EUR monatlich
- Halbjahresabonnement(s) zum Preis von jeweils 32 EUR monatlich
- Vierteljahresabonnement(s) zum Preis von jeweils 37 EUR monatlich

Das Abonnement wird zu Beginn der Laufzeit in Rechnung gestellt und verlängert sich automatisch, wenn es nicht mindestens 4 Wochen vor Ablauf schriftlich beim Bank-Verlag (Postfach 45 02 09, 50877 Köln) gekündigt wird. Alle Preise gelten zuzüglich Versandkosten und Mehrwertsteuer.

Dieses Abonnement kann innerhalb von 14 Tagen ohne Angabe von Gründen schriftlich beim Verlag widerrufen werden.

\_\_\_\_\_  
Institut/Firma

\_\_\_\_\_  
Name Vorname

\_\_\_\_\_  
Straße/Nr.

\_\_\_\_\_  
PLZ/Ort

\_\_\_\_\_  
Tel. Fax

\_\_\_\_\_  
E-Mail

\_\_\_\_\_  
Ort und Datum Unterschrift

RISIKO MANAGER erscheint im:  
Bank-Verlag GmbH, Wendelinstraße 1, 50933 Köln, Telefon 0221/54 90-0, Handelsregister Köln HRB 65

Bitte  
freimachen  
falls Marke  
zur Hand

**Antwort**

**Bank-Verlag Köln  
Postfach 45 02 09**

**50877 Köln**