Mag. Dr. Renate M. Birgmayer, MMag. Dr. Stefan Piringer und Mag. Harald Schützinger

Ermittlung von möglichen Zahlungsflüssen im Zusammenhang mit Fortbestehensprognosen durch Monte-Carlo-Simulation

1. Einleitung

Im Zuge der Erstellung von insolvenzrechtlichen Fortbestehensprognosen kann die Monte-Carlo-Simulation herangezogen werden, um einen Beitrag zum Erkennen der überwiegenden Wahrscheinlichkeit des Fortbestands zu leisten.

Unter Monte-Carlo-Simulation versteht man ein stochastisches Verfahren, das mathematische Probleme (wie etwa unlösbare Integrale) oder „reale" Probleme, die nicht direkt berechenbar sind, zu einer Lösung führt. Diese Nichtberechenbarkeit von realen Prozessen resultiert meist daraus, dass man Planprämissen aufstellt, die einen hohen Grad von Zufälligkeit aufweisen. Es gibt meist zahlreiche Eingangsparameter in einer Planrechnung (wie zB der Sekundärprognose im Rahmen der Fortbestehensprognosenerstellung), die zu ganz unterschiedlichen Auswirkungen führen.

Bei der Erstellung einer Sekundärprognose wird eine Erfolgsrechnung unter Ableitung einer Finanzplanung in eine Planbilanz überführt. Aus der so erstellten Planbilanz kann man ersehen, ob man den Turnaround (zB aufgrund eines nachhaltig abgebauten negativen Eigenkapitals) innerhalb von zB drei Jahren schafft. Da diese Prognosen stets unter Untersicherheit aufgestellt werden und man die Sensitivität der Berechnung nicht erkennen kann, könnte der Einsatz einer Monte-Carlo-Simulation zu besser abgesicherten Werten führen als die bloße Durchführung einer einzigen Berechnung. Im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation werden die zahlreichen Planprämissen mit Wahrscheinlichkeiten hinterlegt, die man in einem gewissen Ausmaß variieren lässt. Durch das oftmalige Ausführen dieser Berechnungen ergibt sich nach dem Gesetz der großen Zahl[1] ein Verteilungsbild (= Histogramm) der Ergebnisse, sodass man die mathematische Wahrscheinlichkeit des Fortbestands erkennen kann. Eine tiefer gehende Beschreibung dieses Berechnungsprozesses findet man in einer Vorpublikation der Autoren aus 2016.[2]

Da die Aufrechterhaltung der Liquidität in der Primär- wie Sekundärprognose unabdingbar ist, kommt als Teilaspekt dieser Berechnungen einer **möglichst realitätsnahen Simulation der Prognose der Zahlungseingänge eine tragende Rolle zu**.

Für die Beurteilung, ob die Zahlungsfähigkeit eines Unternehmens im Prognosezeitraum erhalten bleibt, ist nicht nur das richtige Prognostizieren von Umsätzen erforderlich, sondern auch der Zeitpunkt, aus dem die daraus resultierenden Forderungen getilgt werden.

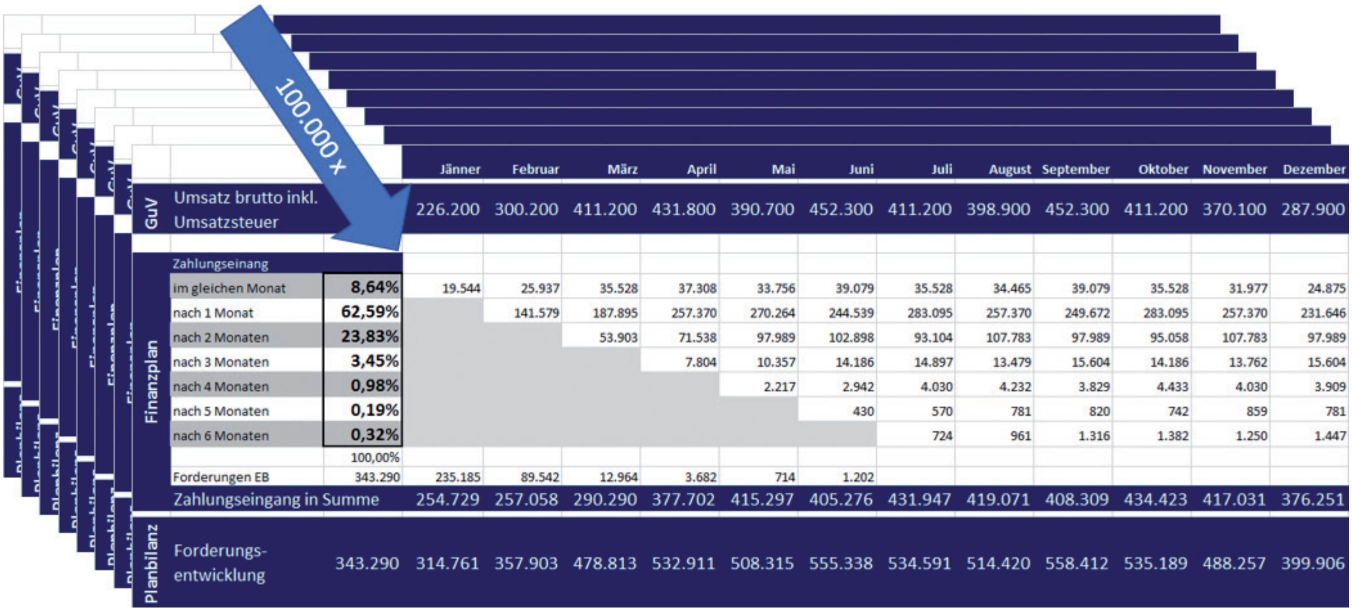
In diesem Beitrag soll gezeigt werden, wie die Erwartungswerte (Mittelwerte) und die Standardabweichungen zu den Zahlungseingangsstufen ermittelt werden.

2. Simulation der Prognose der Zahlungseingänge

Im von den Autoren entwickelten Modell einer simulationsfähigen integrierten Erfolgs-, Finanz- und Bilanzplanung, welches die Grundlage jeder Sekundärprognose sein sollte, werden die geplanten Bruttoumsätze gemäß deren Zahlungseingangswahrscheinlichkeiten in geeigneten Stufen (wie zB Sofortzahlung, Zahlungseingang nach einem Monat, nach zwei Monaten usw) auf die nächsten prognostischen Monate verschoben.

In der Monte-Carlo-Simulation der Sekundärprognose wird die gesamte integrierte Erfolgs-, Finanz- und Bilanzplanung tausende Male durchgerechnet. Hierbei werden nur nach Wahrscheinlichkeit bestimmbare Größen (wie zB Umsatz, Materialeinsatz, aber auch Zahlungseingänge) auf Basis der Wahrscheinlichkeit variiert und damit simuliert. Im Rahmen der Zigtausenden Simulationsberechnungen kommen somit zu den einzelnen Variablen Werte um den Mittelwert herum häufiger vor als Werte, die weiter weg vom mittleren Erwartungswert liegen. Schwankende Umsätze wirken sich auf Materialeinsätze oder auch auf den Aufbau von Forderungen aus, die schwankenden Zahlungseingänge wirken sich dann zusätzlich auf die Liquidität aus usw. Am Ende kommt pro Berechnung ein Liquiditätsbedarf pro Monat oder ein prognostiziertes Eigenkapital pro Monat heraus. Aus der Häufigkeitsverteilung der sich ergebenden Eigenkapitalien oder prognostizierten Bankenstände am Ende der Berechnungsperiode ist dann sehr gut ersichtlich, wie wahrscheinlich es ist, dass sich das Eigenkapital ins Positive dreht, oder wie wahrscheinlich es ist, die Liquidität zu erhalten.

Abbildung 1 zeigt schematisch den Teil der integrierten Erfolgs-, Finanz- und Bilanzplanung auf, wo Umsätze in Zahlungsströme verwandelt werden. Im Beispiel werden die Umsätze von zB Jänner zu 8,64 % im gleichen Monat, zu 62,59 % im Februar usw als Zahlung eingehen. Diese Prozentsätze werden nach einer gewissen Wahrscheinlichkeit



			Jänner	Februar	März	April	Mai	Juni	Juli	August	September	Oktober	November	Dezember
GuV	Umsatz brutto inkl. Umsatzsteuer		226.200	300.200	411.200	431.800	390.700	452.300	411.200	398.900	452.300	411.200	370.100	287.900
Finanzplan	Zahlungseingang													
	im gleichen Monat	8,64%	19.544	25.937	35.528	37.308	33.756	39.079	35.528	34.465	39.079	35.528	31.977	24.875
	nach 1 Monat	62,59%		141.579	187.895	257.370	270.264	244.539	283.095	257.370	249.672	283.095	257.370	231.646
	nach 2 Monaten	23,83%			53.903	71.538	97.989	102.898	93.104	107.783	97.989	95.058	107.783	97.989
	nach 3 Monaten	3,45%				7.804	10.357	14.186	14.897	13.479	15.604	14.186	13.762	15.604
	nach 4 Monaten	0,98%					2.217	2.942	4.030	4.232	3.829	4.433	4.030	3.909
	nach 5 Monaten	0,19%						430	570	781	820	742	859	781
	nach 6 Monaten	0,32%							724	961	1.316	1.382	1.250	1.447
		100,00%												
	Forderungen EB	343.290	235.185	89.542	12.964	3.682	714	1.202						
	Zahlungseingang in Summe		254.729	257.058	290.290	377.702	415.297	405.276	431.947	419.071	408.309	434.423	417.031	376.251
Planbilanz	Forderungsentwicklung	343.290	314.761	357.903	478.813	532.911	508.315	555.338	534.591	514.420	558.412	535.189	488.257	399.906

Abbildung 1: Teilauszug einer integrierten Erfolgs-, Finanz- und Bilanzplanung hinsichtlich Umsatz, Forderungen, Zahlungseingang

streuen und gehen daher ebenso in die zigtausendfache Berechnung der Monte-Carlo-Simulation ein.

Die Darstellung der Abbildung 1 ist somit das erzielte Ergebnis der hier dargestellten Ausführungen und als Input in die weiteren Berechnungen der Monte-Carlo-Simulation zu verstehen.

Die Höhe dieser zeitbezogenen Verschiebeprozentsätze sollte im Rahmen der aus der Unternehmenshistorie ermittelten Wahrscheinlichkeit schwanken und kann wie folgt ermittelt werden.

3. Statistisch fundierte Zahlungseingangsprozentsätze

Für die Ermittlung fundierter Zahlungseingangsprozentsätze je Monat, die den Prinzipien wahrscheinlichkeitstheoretischer Genauigkeit genügen, werden die historischen Zahlungseingänge im ersten Schritt statistisch ausgewertet. Dabei werden Zahlungseingänge nach Betrag und Datum auf Basis vorliegender Ist-Vergangenheitsdaten des Unternehmens aufgelistet (vgl Teilauszug aus einer Zahlungseingangsaufstellung gemäß Beispiel in Abbildung 2).

AR	Datum	Betrag	Kondition	Zahlung	Fälligkeit	Datum der Zahlung	Tage
1	06.01.2018	11.905,30	30	-14	05.02.2018	22.01.2018	16
2	06.01.2018	11.914,10	45	-5	20.02.2018	15.02.2018	40
3	06.01.2018	11.967,70	45	5	20.02.2018	25.02.2018	50
4	06.01.2018	19.347,70	30	13	05.02.2018	18.02.2018	43
5	13.01.2018	8.683,40	45	-21	27.02.2018	06.02.2018	24
6	13.01.2018	9.776,90	30	18	12.02.2018	02.03.2018	48
7	13.01.2018	9.523,60	30	19	12.02.2018	03.03.2018	49
8	13.01.2018	10.178,20	30	1	12.02.2018	13.02.2018	31

Abbildung 2: Teilauszug aus 296 Ausgangsrechnungen

Im nächsten Schritt wird die Verteilung der Beträge analysiert. In Abbildung 3 werden die Rechnungsbeträge nach Häufigkeit auf Basis des obigen Beispiels dargestellt. Wie unten ersichtlich, in der Literatur angegeben[3] und auch unseren übrigen Erfahrungen zufolge, stellen diese eine logarithmische Normalverteilung dar.

Auf die gleiche Art und Weise kann auch die Verteilung der Zahlungseingangstage analysiert werden.

Wenn im Rahmen der Planung Veränderungen eintreten, so wird die statistische Basis diesbezüglich bereinigt: Sollte in der Fortbestehensprognose beispielsweise aufgrund von Sanierungsmaßnahmen ein bestimmter Markt (wie zB ein bestimmtes Land) nicht mehr bedient werden, so werden auch die betreffenden Rechnungen aus der historischen Analyse herausgenommen, sodass die verbleibenden Daten als Basis für die Prognose tauglich sind.

4. Ermittlung des Mittelwerts und der Standardabweichung

Da die Beträge lognormal verteilt sind, sind bei diesbezüglichen statistischen Berechnungen logarithmierte Werte

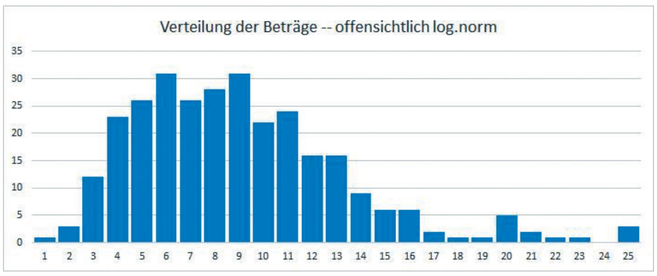


Abbildung 3: Verteilung der Ausgangsrechnungsbeträge historisch, wobei hier 25 Klassen gewählt wurden

	50	51	52	Gesamtergebnis	Mittelwert	Standardabweichung	Simulation Normalverteilt		Verschiebung Monate
...	349.589	276.070	472.992	18.331.402	**352.527**	**61.655**	448.061	12,03%	**0 Monate**
...	2.477.192	2.365.462	2.180.817	120.767.355	**2.322.449**	**111.152**	2.057.608	55,23%	**1 Monat**
...	936.920	986.583	957.669	48.736.046	**937.232**	**102.331**	982.377	26,37%	**2 Monate**
...	116.439	125.322	179.286	6.398.016	**123.039**	**44.812**	190.152	5,10%	**3 Monate**
...	8.869		64.115	669.693	**20.928**	**14.387**	21.847	0,59%	**4 Monate**
...				92.557	**11.570**	**4.072**	13.361	0,36%	**5 Monate**
...				12.200	**12.200**	**0**	12.200	0,33%	**6 Monate**
	3.889.009	**3.753.437**	**3.854.879**	**195.007.270**			3.725.606	100,00%	

Abbildung 4: Ermittlung aus 52 Simulationen des Mittelwerts und Standardabweichung und Ergebnis der ersten Simulation

	50	51	52	Gesamtergebnis	Mittelwert	Standardabweichung	Simulation Normalverteilt		Verschiebung Monate
...	349.589	276.070	472.992	18.331.402	**352.527**	**61.655**	327.065	8,64%	**0 Monate**
...	2.477.192	2.365.462	2.180.817	120.767.355	**2.322.449**	**111.152**	2.370.344	62,59%	**1 Monat**
...	936.920	986.583	957.669	48.736.046	**937.232**	**102.331**	902.605	23,83%	**2 Monate**
...	116.439	125.322	179.286	6.398.016	**123.039**	**44.812**	130.491	3,45%	**3 Monate**
...	8.869		64.115	669.693	**20.928**	**14.387**	36.954	0,98%	**4 Monate**
...				92.557	**11.570**	**4.072**	7.281	0,19%	**5 Monate**
...				12.200	**12.200**	**0**	12.200	0,32%	**6 Monate**
	3.889.009	**3.753.437**	**3.854.879**	**195.007.270**			3.786.941	100,00%	

Abbildung 5: Ermittlung aus 52 Simulationen des Mittelwerts und Standardabweichung und 1 Folgesimulation

anzuwenden. Unsere ersten Berechnungen mit dem natürlichen Logarithmus erzeugten allerdings Histogramme, die nur schwer interpretierbar waren. Da wegen der anschließenden Rücktransformation (der Exponentiation) es bezüglich der mathematischen Korrektheit keinen Unterschied macht, von welcher Basis man den Logarithmus bildet, wählten wir eine andere Basis. Unsere Versuche zeigten, dass als Basis die Zahl 1,5 wesentlich besser geeignet ist als der natürliche Logarithmus, also der Logarithmus mit der Basis der *Euler*'schen Zahl (e = 2,7182818).

Über die gesamte Zahlungsexportdatei der logarithmierten Beträge ermittelt man in der Folge den Mittelwert und die Standardabweichung nach den Gesetzen der Normalverteilung. In unserem Beispiel über alle 296 Ausgangsrechnungen hinweg entsteht – die Ausgangsrechnungsbeträge betreffend – ein Mittelwert von 23,107 mit einer Standardabweichung von 0,977. Die Zahlungseingangstage betreffend ergibt sich ein Mittelwert von 8,715 mit einer Standardabweichung von 1,039.

Als Rücktransformation ist zu berechnen: 1,5 hoch 23,107, was 11.719,25 ergibt. Dieser Betrag stellt also den Erwartungswert dar und aus 1,5 hoch 0,977 bekommt man die dazugehörige Standardabweichung in der Höhe von 1,486.

Auf Basis dieser Informationen können nun Simulationen durchgeführt werden. So wird etwa jede Ausgangsrechnung 50, 100 oder gar 1.000 Mal mit einem Zufallswert versehen, der lognormalverteilt ist. Dies gelingt, indem über eine Zufallswahrscheinlichkeit auf Basis einer inversen Lognormalverteilungsfunktion, welche die Perzentile der Lognormalverteilung zurückgibt, ein Zufallswert erzeugt wird. Analog wird bei den simulierten Zahlungseingangstagen vorgegangen. Im nächsten Schritt werden alle Simulationen geclustert (zB nach Zahlung im gleichen Monat, Zahlung im Folgemonat usw).

In Abbildung 4 ist auf Basis von 52 Simulationen (wobei nur die Simulationen von 48 bis 52 zu sehen sind) eine Clusterung von 0 (= Zahlung im gleichen Monat) bis 6 (= Zahlung nach sechs Monaten) erzeugt worden. Hieraus wurden nun neuerlich der Mittelwert und die Standardabweichung berechnet. Eine höhere Anzahl an Simulationsdurchgängen als die hier durchgeführten 52 erhöht hierbei die Prognosekraft der Zahlungseingangsverteilung.

5. Ermittlung von normalverteilten Zufallszahlen in den jeweiligen Clustern

Für Zwecke des Inputs für die folgenden Monte-Carlo-Simulationen der integrierten Planrechnung werden auf Basis der Mittelwerte und Standardabweichung je Cluster normalverteilte Zufallszahlen in den jeweiligen Clustern ermittelt. Somit ergibt sich pro Berechnung eine neue prozentuelle Zusammensetzung. In Abbildung 4 wird beispielsweise auf Basis eines Mittelwerts von 2.322.449 mit der Standardabweichung von 111.152 in einer Simulationsrunde zufällig, aber den erhobenen statistischen Grundlagen genügend ein Wert in Höhe von 2.057.608 gebildet, was 55,23 % des Gesamtumsatzes ausmacht. Dies bedeutet, dass in dieser Simulationsberechnung 55,23 % der geplanten Beträge nach einem Monat zufließen. Die anderen Stufen werden ebenso ermittelt (zB kommen in dieser Simulation 26,37 % für den Zahlungseingang nach zwei Monaten heraus).

Erzeugt man eine **neue** – der Normalverteilung folgenden – Zufallszahl der Umsätze je Cluster, so werden beispielsweise dann 62,59 % der Planbeträge im Folgemonat zufließen (vgl Abbildung 5).

Somit wird auf Basis obiger Mittelwerte und Standardabweichungen je Zahlungseingangsstufe (= Cluster) pro Monte-Carlo-Simulationsrunde eine zufällige neue Zahlungseingangsverteilung erzeugt, welche sich sehr gut mit der statistisch ausgewerteten Zahlungseingangsstruktur der Ist-Vergangenheitsdaten deckt. Führt man nun beispielsweise 100.000 Mal die Durchrechnung der integrierten Erfolgs-, Finanz- und Bilanzplanung (entsprechend Abbildung 1) durch, so wird damit (gemäß dem Gesetz der großen Zahl) ein plausibel simulierter Finanzplan abgebildet.

Interessierten senden wir (siehe E-Mail-Adressen) gerne eine komplette Excel-Rechnungsdatei des obigen Beispiels mit allen Formeln zur besseren Nachvollziehbarkeit zu.

Anmerkungen:

1 *Becker*, Statistik (1993) 246.

2 Vgl grundlegend *Birgmayer-Baier/Piringer/Schützinger*, Die Plausibilisierung der „überwiegenden Wahrscheinlichkeit“ bei Fortbestehensprognosen durch Monte-Carlo-Simulationen, ZIK 2016, 173.

3 *Aitchison/Brown*, The Lognormal Distribution (1957); *Limpert/Stahel/Abbt*, Log-normal Distributions across the Sciences: Keys and Clues, BioScience 2001, 341.

Korrespondenz:

Mag. Dr. Renate M. Birgmayer
Mathematikerin, Unternehmensberaterin, Akad. Organisationsberaterin, Leiterin eines Weiterbildungsinstituts
Weisweillerstraße 5, 4654 Bad Wimsbach-Neydharting
Tel.: 07245 / 25644
E-Mail: info@thinkpaed.com

MMag. Dr. Stefan Piringer
Rechtsanwalt, Steuerberater, allgemein beeideter und gerichtlich zertifizierter Sachverständiger
Stelzhamerstraße 12, 4020 Linz
Tel.: 0732 / 60 20 80
Fax.: 0732 / 60 20 80 - 20
E-Mail: stefan.piringer@d-ra.at

Mag. Harald Schützinger
Unternehmensberater, Steuerberater, CBSC, Certified Innovation Expert
Südanger 27, 4202 Sonnberg
Tel.: 0664 / 241 39 80
Fax: 07215 / 39 0 48
E-Mail: schuetzinger@orange-cosmos.com