

Was ist Kreditrisiko?

Zitat von McNeil, Frey und Embrechts (2005):

Credit risk is the risk that the value of a portfolio changes due to unexpected changes in the credit quality of issuers or trading partners. This subsumes both losses due to defaults and losses caused by changes in credit quality such as the downgrading of a counterparty in an internal or external rating system

Beispiele Kreditrisiko-behaftete Finanzinstrumente

- Portfolios von Unternehmensanleihen
- OTC (“over the counter”) Transaktionen
- Handel im Bereich der Kreditderivate

Kreditrisiko: ein einfaches Modell

P : Portfolio von n risikoreichen Anleihen in der Höhe L_i , $i = 1, 2, \dots, n$.

p_i : Wahrscheinlichkeit, dass Kreditnehmer i zahlungsunfähig wird.

$1 - \lambda_i$: Anteil des Verlustes aus Anleihe i falls Kreditnehmer i zahlungsunfähig wird. $\lambda_i \in [0, 1]$ heißt "recovery rate" von Anleihe i .

Verlust in Falle von Zahlungsunfähigkeit ("loss-given-default"):

$$LGD_i = (1 - \lambda_i)L_i$$

Bernoulli ZV X_i : Status des Kreditnehmers i zum Zeitpunkt T

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{Kreditnehmer } i \text{ ist zahlungsunfähig} \\ 0 & \text{Kreditnehmer } i \text{ ist nicht zahlungsunfähig} \end{cases}$$

Es gilt $p_i = P(X_i = 1)$

Gesamtverlust zum Zeitpunkt T :

$$L = \sum_{i=1}^n X_i \cdot LGD_i = \sum_{i=1}^n X_i(1 - \lambda_i)L_i$$

.

Verteilung von L hängt von der Gesamtverteilung von $(X_1, \dots, X_n, \lambda_1, \dots, \lambda_n)^T$ ab.

Das einfachste Modell:

- $L_i = L_1, \forall i$
- recovery rates sind deterministisch und $\lambda_i = \lambda_1, \forall i$
- X_i sind i.i.d. mit Wahrscheinlichkeit p

Dann gilt $L = LGD_1 \cdot N$ mit $N = \sum_{i=1}^n X_i \sim Binomial(n, p)$.

Modelle mit latenten Variablen

Die Kreditnehmer werden in $m + 1$ homogenen Kategorien geteilt; alle Kreditnehmer einer Gruppe haben dieselbe Wahrscheinlichkeit zahlungsunfähig zu werden (*default Wahrscheinlichkeit*).

Historische Beobachtungen der Anzahl der Kreditnehmer einer Kategorie, die Zahlungsunfähig werden \implies Schätzung der Default Wahrscheinlichkeit für Kreditnehmer der entsprechenden Kategorie.

Status Variable $S = (S_1, S_2, \dots, S_n)$, $S_i \in \{0, 1, \dots, m\}$,

$S_i = 0$ entspricht der Zahlungsunfähigkeit

$S_i = j \in \{1, 2, \dots, m\}$ entspricht den unterschiedlichen Einteilungskategorien, könnten zB. Rating Klassen sein.

Dann gilt $X_i = \begin{cases} 0 & S_i \neq 0 \\ 1 & S_i = 0 \end{cases}$

$S = (S_1, S_2, \dots, S_n)^T$ wird mit Hilfe der latenten Variablen $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)^T$ modelliert.

Y_i könnte zB. der Wert der Aktien von Kreditnehmer i .

Seien d_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 0, 1, \dots, m + 1$ Schwellwerte, sodass $d_{i,0} = -\infty$ und $d_{i,m+1} = \infty$.

Dann gilt: $S_i = j \iff Y_i \in (d_{i,j}, d_{i,j+1}]$.

Sei F_i die Verteilungsfunktion von Y_i

Default Wahrscheinlichkeit: $p_i = F_i(d_{i,1})$.

Wahrsch., dass die ersten k Kreditnehmer zahlungsunfähig werden:

$$\begin{aligned} p_{1,2,\dots,k} &= P(Y_1 \leq d_{1,1}, Y_2 \leq d_{2,1}, \dots, Y_k \leq d_{k,1}) \\ &= C(F_1(d_{1,1}), F_2(d_{2,1}), \dots, F_k(d_{k,1}), 1, 1, \dots, 1) = C(p_1, p_2, \dots, p_k, 1, \dots, 1) \end{aligned}$$

D.h. die Gesamt-default-Wahrscheinlichkeit hängt wesentlich von der Copula C ab.

Das KMV Modell (siehe auch www.moodyskmv.com)

Die Status Variablen $S = (S_1, S_2, \dots, S_n)$ können nur zwei Werte 0 und 1 annehmen, d.h. $m = 1$.

Die latenten Variablen $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)^T$ hängen mit dem Wert der Aktien der jeweiligen Firmen folgendermaßen zusammen.

Das Modell von Merton

Die Bilanz jeder Firma besteht aus 2 Positionen:
Aktiva (Aktien) und Passiva (Liabilities).

Die Aktiva bestehen aus Schulden und Stammkapital ("Equity").

$V_{A,i}(T)$: Wert der Aktien der Firma i zum Zeitpunkt T

$K_i(T) =: K_i$: Wert der Schulden der Firma i zum Zeitpunkt T

$V_{E,i}(T)$: Wert des Stammkapitals der Firma i zum Zeitpunkt T

Annahme: Zukünftiger Wert der Aktien wird als geometrische Brown'sche Bewegung modelliert

$$V_{A,i}(T) = V_{A,i}(t) \exp \left\{ \left(\mu_{A,i} - \frac{\sigma_{A,i}^2}{2} \right) (T - t) + \sigma_{A,i} (W_i(T) - W_i(t)) \right\},$$

$\mu_{A,i}$ ist der Drift, $\sigma_{A,i}$ ist die Volatilität und $(W_i(t): 0 \leq t \leq T)$ ist eine Standard Brown'sche Bewegung.

D.h. $(W_i(T) - W_i(t)) \sim N(0, T - t)$.

Daraus folgt $\ln V_{A,i}(T) \sim N(\mu, \sigma^2)$

mit $\mu = \ln V_{A,i}(t) + \left(\mu_{A,i} - \frac{\sigma_{A,i}^2}{2} \right) (T - t)$ und $\sigma^2 = \sigma_{A,i}^2 (T - t)$.

Weiters gilt: $X_i = I_{(-\infty, K_i)}(V_{A,i}(T))$

Setze $Y_i = \frac{W_i(T) - W_i(t)}{\sqrt{T - t}} \sim N(0, 1)$.

Dann gilt: $X_i = I_{(-\infty, K_i)}(V_{A,i}(T)) = I_{(-\infty, -DD_i)}(Y_i)$ wobei

$$DD_i = \frac{\ln V_{A,i}(t) - \ln K_i + \left(\mu_{A,i} - \frac{\sigma_{A,i}^2}{2} \right) (T - t)}{\sigma_{A,i} \sqrt{T - t}} \quad (1)$$

DD_i heißt *distance-to-default*.

Berechnung des “distance to default”

Schwierigkeit: $V_{A,i}(t)$ kann nicht beobachtet werden
Aber $V_{E,i}(t)$ kann beobachtet werden.

KMV's Auffassung: Die Geldgeber besitzen die Firma solange die Schulden seitens der Stammkapitalbesitzer (Equity holders) nicht vollständig bezahlt werden



$V_{E,i}(T)$ ist daher der Preis einer Call Option über die Aktien der Firma mit Strike Price den Buchwert der Schulden zum Zeitpunkt T :

$$V_{E,i}(T) = \max\{V_{A,i}(T) - K_i, 0\}$$

Aus der Black-Scholes Formula (Optionspreistheorie):

$$V_{E,i}(t) = C(V_{A,i}(t), r, \sigma_{A,i}) = V_{A,i}(t)\phi(e_1) - K_i e^{-r(T-t)}\phi(e_2) \text{ wobei } (2)$$

$$e_1 = \frac{\ln(V_{A,i}(t) / K_i) + (r + \sigma_{A,i}^2/2)(T-t)}{\sigma_{A,i}(T-t)} \text{ und } e_2 = e_1 - \sigma_{A,i}(T-t)$$

ϕ ist die Verteilungsfunktion der Standard Normalverteilung und r ist der risikofreie Zinssatz.

Im KMV Modell gilt weiters:

$$\sigma_{E,i} = g(V_{A,i}(t), \sigma_{A,i}, r) \quad (3)$$

Beobachtung/Schätzung von $V_{E,i}(t)$ bzw. $\sigma_{E,i}$ aus historischen Beobachtungen



Einsetzen in (2) und (3) und Lösung des Gleichungssystems

$$\begin{aligned} V_{E,i}(t) &= C(V_{A,i}(t), r, \sigma_{A,i}) \\ \sigma_{E,i} &= g(V_{A,i}(t), \sigma_{A,i}, r) \end{aligned}$$

um $V_{A,i}(t)$ und $\sigma_{A,i}$ zu ermitteln



Verwendung dieser Werte zur Berechnung von DD_i aus (1).

Die erwartete Häufigkeit der Zahlungsunfähigkeit (expected default frequency, EDF)

KMV Modell evaluiert nicht direkt die Default Wahrscheinlichkeit
 $p_i = P(Y_i < -DD_i)$

Ermittlung von Firmen die historisch gesehen je einen “distance-to-default” von ca. DD_i hatten.

Ermittlung der Häufigkeit von Zahlungsunfähigkeit für diese Firmen als Schätzer für die Default-Wahrscheinlichkeit p_i .

Dieser Schätzer wird *expected default frequency*, (*EDF*) genannt.

Zusammenfassung des univariaten KMV Modells zur Berechnung der Default Wahrscheinlichkeit für eine Firma:

- Ermittlung des Aktienwertes $V_{A,i}$ und dessen Volatilität $\sigma_{A,i}$ mit Hilfe der Beobachtungen über Marktwert und Volatilität der Equities ($V_{E,i}$ bzw. $\sigma_{E,i}$) sowie der Schulden K_i als Lösung des Gleichungssystems (4).
- Berechnung der “distance-to-default” DD_i aus (1)
- Berechnung der Default-Wahrscheinlichkeiten p_i mit Hilfe einer empirischen Verteilung, die den Zusammenhang zwischen Default-Wahrscheinlichkeit und “distance-to-default” modelliert (zB. mit Hilfe von EDF)

Das multivariate KMV Modell: Berechnung von multivariaten Default Wahrscheinlichkeiten

Seien $(W_j(t): 0 \leq t \leq T,)$ unabhängige Standard Brown'sche Bewegungen, $j = 1, 2, \dots, m$.

Grundlegendes Modell:

$$V_{A,i}(T) = V_{A,i}(t) \exp \left\{ \left(\mu_{A,i} - \frac{\sigma_{A,i}^2}{2} \right) (T - t) + \sum_{j=1}^m \sigma_{A,i,j} (W_j(T) - W_j(t)) \right\},$$

$\mu_{A,i}$ ist der Drift und $\sigma_{A,i}^2 = \sum_{j=1}^m \sigma_{A,i,j}^2$ ist die Volatilität.

$\sigma_{A,i,j}$ quantifiziert den Einfluss der Brown'schen Bewegung j auf die Entwicklung des Aktienwertes der Firma j .

Sei
$$Y_i = \frac{\sum_{j=1}^m \sigma_{A,i,j} (W_j(T) - W_j(t))}{\sigma_{A,i} \sqrt{T-t}}.$$

$$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) \sim N(0, \Sigma) \text{ wobei } \Sigma_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m \sigma_{A,i,k} \sigma_{A,j,k}}{\sigma_{A,i} \sigma_{A,j}}$$

Dann gilt $V_{A,i}(T) < K_i \iff Y_i < -DD_i$ wobei

$$DD_i = \frac{\ln V_{A,i}(t) - \ln K_i + \left(\frac{-\sigma_{A,i}^2}{2} + \mu_{A,i} \right) (T - t)}{\sigma_{A,i} \sqrt{T - t}}$$

Wahrscheinlichkeit, dass die ersten k Firmen zahlungsunfähig werden:

$$\begin{aligned} P(X_1 = 1, X_2 = 1, \dots, X_k = 1) &= P(Y_1 < -DD_1, \dots, Y_k < -DD_k) \\ &= C_{\Sigma}^{Ga}(\phi(-DD_1), \dots, \phi(-DD_k), 1, \dots, 1) \end{aligned}$$

C_{Σ}^{Ga} ist die Copula einer multivariaten Normalverteilung mit Kovarianzmatrix Σ .

Häufigkeit der multivariaten Zahlungsunfähigkeit (joint default frequency):

$$JDF_{1,2,\dots,k} = C_{\Sigma}^{Ga}(EDF_1, EDF_2, \dots, EDF_k, 1, \dots, 1)$$

wobei EDF_i die Häufigkeit der Zahlungsunfähigkeit für die Firma i , $i = 1, 2, \dots, k$, ist.

Schätzung der Kovarianzen/Korrelationen $\sigma_{A,i,j}$

Schwierigkeiten:

- n ist typischerweise sehr groß
- wenige historische Daten vorhanden,
- wenn n groß bilden die paarweise geschätzten Korrelationskoeffizienten i.A. keine positiv definite Korrelationsmatrix.

Mögliche Lösung:

Faktormodell für die latenten Variablen in dem der Aktienwert durch eine Reihe von gemeinsamen Faktoren (makro-ökonomische globale, regionale, Sektor-, Länder- und Branchen-spezifische Faktoren) und einem Firmenspezifischen Faktor bestimmt wird:

$$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)^T = AZ + BU \text{ wobei}$$

$Z = (Z_1, \dots, Z_k)^T \sim N_k(0, \Lambda)$ sind k gemeinsame Faktoren

$U = (U_1, \dots, U_n)^T \sim N_d(0, I)$ sind die Firmenspezifischen Faktoren

Z und U sind unabhängig und

die Konstanten Matrizen $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times k}$, $B = \text{diag}(b_1, \dots, b_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ sind Modellparameter.

Es gilt dann $\text{cov}(Y) = A\Lambda A^T + D$ wobei $D = \text{diag}(b_1^2, \dots, b_n^2) \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

Credit Metrics

Wurde bei J.P.Morgan entwickelt.

Wird in erster Linie für die Evaluierung von Bond Portfolios verwendet. (Siehe Crouhy et al. (2000), J.P.Morgan Inc. (1997))

Basiert auf ein Bonität-Einstufungssystem (zB. von *Moody* oder von *Standard and Poor's*).

Berücksichtigt die Veränderungen im PF-Wert aufgrund von Veränderungen in den Bonität-Einstufungen.

Sei P ein Portfolio von n Krediten mit einer fixen Laufzeit (zB. 1 Jahr). Sei S_i der Zustand-Indikator von Kreditnehmer i .

Die möglichen Zustände werden mit $0, 1, \dots, m$ bezeichnet, wobei $S_i = 0$ der Zahlungsunfähigkeit entspricht.

Beispiel 3 *Einstufungssystem von Standard and Poor's*

$m = 7$; $S_i = 0$ heißt Zahlungsunfähigkeit; $S_i = 1$ oder *CCC*; $S_i = 2$ oder *B*; $S_i = 3$ oder *BB*; $S_i = 4$ oder *BBB*; $S_i = 5$ oder *A*; $S_i = 6$ oder *AA*; $S_i = 7$ oder *AAA*.

Für jeden Kreditnehmer wird die Dynamik der Bonität-Einstufungen mit Hilfe einer Markov Kette mit Zustandsmenge $\{0, 1, \dots, m\}$ und Übergangsmatrix P modelliert.

Die Übergangswahrscheinlichkeiten werden mit Hilfe von historischen Daten geschätzt, zB.:

Ursprüngliche Einstufung	Einstufung am Ende des Jahres							Zahlungs- unfähigkeit
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	
AAA	90.81	8.33	0.68	0.06	0.12	0	0	0
AA	0.70	90.65	7.79	0.64	0.06	0.14	0.02	0
A	0.09	2.27	91.05	5.52	0.74	0.26	0.01	0.06
BBB	0.02	0.33	5.95	86.93	5.30	1.17	0.12	0.18
BB	0.03	0.14	0.67	7.73	80.53	8.84	1.00	1.06
B	0	0.11	0.24	0.43	6.48	83.46	4.07	5.20
CCC	0.22	0	0.22	1.30	2.38	11.24	64.86	19.79

Recovery Rates

Im Fall einer Zahlungsunfähigkeit hängt die recovery rate von der Einstufung des Kreditnehmers ab. Der Durchschnittswert und die Standardabweichung der recovery rate werden aufgrund von historischen Daten innerhalb jeder Einstufungsklasse geschätzt.

Evaluierung der Bonds im Falle einer Neu-Einstufung

Beispiel 4 Betrachten wir ein BBB Bond mit Laufzeit 5 Jahre.

Er zahlt jedes Jahr ein Kupon von 6%.

Die forward Zinsstrukturkurven (forward yield curves) für jede Einstufungsklasse ergeben:

Einstufung	1. Jahr	2. Jahr	3. Jahr	4. Jahr
AAA	3.60	4.17	4.73	5.12
AA	3.65	4.22	4.78	5.17
A	3.73	4.32	4.93	5.32
BBB	4.10	4.67	5.25	5.63
BB	6.05	7.02	8.03	8.52
CCC	15.05	15.02	14.03	13.52

Für ein Nennwert von 100 zahlt der Bond 6 Währungseinheiten am Ende des 1., 2., 3. und 4. Jahres. Am Ende des 5. Jahres zahlt der Bond 106 Währungseinheiten.

Annahme: Am Ende des ersten Jahres wird der Bond neu als A Bond eingestuft. Wert des Bonds am Ende des Jahres:

$$V = 6 + \frac{6}{1+3,73\%} + \frac{6}{(1+4,32\%)^2} + \frac{6}{(1+4,93\%)^3} + \frac{106}{(1+5,32\%)^4} = 108.64$$

Analog wird der Wert des Bonds am Ende des 1. Jahres ermittelt, falls er zu diesem Zeitpunkt zu anderen Klassen eingestuft wird.

Es wird eine recovery rate von 51.13% im Falle von Zahlungsunfähigkeit angenommen.

Einstufung am Ende des 1. Jahres	Wert
AAA	109.35
AA	109.17
A	108.64
BBB	107.53
BB	102.01
B	98.09
CCC	83.63
Zahlungsunfähigkeit	51.13

Wert und Risiko eines Bond-Portfolios in Credit Metrics

Die Abhängigkeit der Neueinstufungen unterschiedlicher Bonds und die Wahrscheinlichkeiten von Neueinstufungen von Gruppen von Bonds werden mit Hilfe der dazugehörigen Aktienrendite berechnet.

Die Aktienrendite von Kreditnehmer i wird als Normalverteilung Y_i modelliert.

Seien $d_{Def}, d_{CCC}, \dots, d_{AAA} = +\infty$ Schwellwerte, sodass für ein Kreditnehmer die Wahrscheinlichkeit der Übergang in einer neuen Stufe S_i am Ende einer vordefinierten Periode folgendermaßen gegeben sind: $P(S_i = 0) = \phi(d_{Def})$, $P(S_i = CCC) = \phi(d_{CCC}) - \phi(d_{Def})$, \dots , $P(S_i = AAA) = 1 - \phi(d_{AAA})$.

Die Aktienrendite mehrerer Kreditnehmer werden mit einer multivariaten Normalverteilung modelliert.

Die Korrelationsmatrix dieser Verteilung wird in Credit Metrics mit Hilfe von Faktormodellen berechnet.

Dann können Gesamt-Wahrscheinlichkeiten wie

$$P(S_1 = 0, \dots, S_n = 3) = P(Y_1 \leq d_{Def}, \dots, d_B < Y_n \leq d_{BB})$$

berechnet werden. Als Modell für die Abhängigkeitsstruktur des Vektors (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) wird die Gauss'sche Copula verwendet.

Die Risikomasse eines Kreditportfolios werden mit Hilfe von Simulationen berechnet.

Die Bernoulli Mixture Verteilung

Der Zufallsvektor $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ hat eine Bernoulli Mixture Verteilung (BMV) wenn es einen Zufallsvektor $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_m)^T$, $m < n$, und Funktionen $f_i: \mathbb{R}^m \rightarrow [0, 1]$, $i = 1, 2, \dots, n$, gibt, sodass X bedingt durch Z ein Vektor von unabhängigen Bernoulli verteilten Zufallsvariablen ist und

$$P(X_i = 1|Z) = f_i(Z) , P(X_i = 0) = 1 - f_i(Z)$$

Für $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in \{0, 1\}^n$ gilt

$$P(X = x|Z) = \prod_{i=1}^n f_i(Z)^{x_i} (1 - f_i(Z))^{1-x_i}$$

Die unbedingte Verteilung:

$$P(X = x) = E(P(X = x|Z)) = E\left(\prod_{i=1}^n f_i(Z)^{x_i} (1 - f_i(Z))^{1-x_i}\right)$$

Annahme: alle Funktionen f_i sind identisch, $f_i = f$. Für die Anzahl der Zahlungsunfähigkeitsfällen $N = \sum_{i=1}^n X_i$ gilt $N|Z \sim \text{Binomial}(n, f(Z))$.

Die Poisson Mixture Verteilung

Der Zufallsvektor $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ hat eine Poisson Mixture Verteilung (PMV) wenn es einen Zufallsvektor $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_m)^T$, $m < n$, und Funktionen $\lambda_i: \mathbb{R}^m \rightarrow (0, \infty)$, $i = 1, 2, \dots, n$, gibt, sodass X bedingt durch Z ein Vektor von unabhängigen Poisson verteilten Zufallsvariablen ist und

$$P(X_i = x_i | Z) = \frac{\lambda_i(Z)^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda_i(Z)} \text{ für } x_i \in \mathbb{N} \cup \{0\}$$

Für $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in (\mathbb{N} \cup \{0\})^n$ gilt

$$P(X = x | Z) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda_i(Z)^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda_i(Z)}$$

Die unbedingte Verteilung:

$$P(X = x) = E(P(X = x | Z)) = E\left(\prod_{i=1}^n \frac{\lambda_i(Z)^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda_i(Z)}\right)$$

Annahme: $\tilde{X} = (\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_n)^T$ ist PMV mit Faktoren Z .

Sei $X_i = I_{[1, \infty)}(\tilde{X}_i)$. $X = (X_1, \dots, X_n)$ ist BMV mit $f_i(Z) = 1 - e^{-\lambda_i(Z)}$

Für $\lambda_i(Z)$ klein gilt $\tilde{N} = \sum_{i=1}^n \tilde{X}_i \approx \sum_{i=1}^n X_i$.
 $\tilde{N} | Z \sim \text{Poisson}(\bar{\lambda}(Z))$ wobei $\bar{\lambda} = \sum_{i=1}^n \lambda_i(Z)$.

Beispiele von Bernoulli Mixture Modellen

Annahmen:

- Z ist univariat (d.h. es gibt einen Risikofaktor)
- $f_i = f$ für alle i

Es gilt: $P(X_i = 1|Z) = f(Z)$, $\forall i$; $N|Z = \sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Binomial}(n, f(Z))$.

Die unbedingte Wahrscheinlichkeit, dass die ersten k Kreditnehmer zahlungsunfähig werden

$$P(X_1 = 1, \dots, X_k = 1, X_{k+1} = 0, \dots, X_n = 0) =$$

$$E(P(X_1 = 1, \dots, X_k = 1, X_{k+1} = 0, \dots, X_n = 0|Z)) = E(f(Z)^k(1-f(Z))^{n-k})$$

Sei G die Verteilungsfunktion von Z . Dann gilt:

$$P(X_1 = 1, \dots, X_k = 1, X_{k+1} = 0, \dots, X_n = 0) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z)^k(1-f(z))^{n-k}d(G(z))$$

Die Verteilung der Anzahl N der Zahlungsunfähigen Kreditnehmer :

$$P(N = k) = \binom{n}{k} \int_{-\infty}^{\infty} f(z)^k(1-f(z))^{n-k}d(G(z))$$

Die Beta mixing Verteilung

Es gilt $Z \sim \text{Beta}(a, b)$ und $f(z) = z$.

Die Dichte g von Z : $g(z) = \frac{1}{\beta(a, b)} z^{a-1} (1-z)^{b-1}$, für $a, b > 0$, $z \in (0, 1)$
wobei $\beta(a, b) = \int_0^1 z^{a-1} (1-z)^{b-1} dz$.

Verteilung der Anzahl der zahlungsunfähigen Kreditnehmer:

$$\begin{aligned} P(N = k) &= \binom{n}{k} \int_0^1 z^k (1-z)^{n-k} g(z) dz = \\ &= \binom{n}{k} \frac{1}{\beta(a, b)} \int_0^1 z^{a+k-1} (1-z)^{n-k+b-1} dz = \\ &= \binom{n}{k} \frac{\beta(a+k, b+n-k)}{\beta(a, b)} \quad \text{beta-binomial Verteilung} \end{aligned}$$

Probit-normal Mixture

$Z \sim N(0, 1)$, $f(z) = \phi(\mu + \sigma z)$, $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma > 0$ und ϕ ist die Standard Normalverteilungsfunktion.

Logit-normal Mixture

$Z \sim N(0, 1)$, $f(z) = (1 + \exp\{\mu + \sigma z\})^{-1}$, $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma > 0$.