

# Zerlegung von Stichproben und ihre Anwendung in der Tarifierung

Klaus Th. Hess

Institut für Mathematik  
Universität Rostock

Festkolloquium  
20 Jahre (neue) Versicherungsmathematik  
an der Technischen Universität Dresden

21. Oktober 2011

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- Kollektives Modell
- Abstraktes kollektives Modell
- Multiplikativer Tarif
- Literatur

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- Kollektives Modell
- Abstraktes kollektives Modell
- Multiplikativer Tarif
- Literatur

# Multiplikativer Tarif – Beispiel (1)

Beispiel Kraftfahrthaftpflicht mit zwei Tarifmerkmalen:

Grundprämie: 275,34			Jahresfahrleistung (in km)				
			unter 9.000	bis unter 15.000	bis unter 20.000	bis unter 28.000	mind. 28.000
		Tarif- faktor	0,85	0,93	1,00	1,10	1,20
Garage / Wohn- eigentum	ja / ja	0,85	198,93	217,66	234,04	257,44	280,85
	ja / nein	0,90	210,64	230,46	247,81	272,59	297,37
	nein / ja	0,90	210,64	230,46	247,81	272,59	297,37
	nein / nein	1,00	234,04	256,07	275,34	302,87	330,41

Abbildung: Multiplikativer Tarif (aus Zocher (2006))

## Multiplikativer Tarif – Beispiel (2)

Vorteile eines multiplikativen Tarifs:

- ▶ Weniger **Tariffaktoren** als **Tarifzellen**.
- ▶ Trennung von **Prämienniveau (Grundprämie)** und **Struktur des Bestandes**.

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- **Kollektives Modell**
- Abstraktes kollektives Modell
- Multiplikativer Tarif
- Literatur

# Kollektives Modell – Definition

Das Paar

$$\langle N, \{X_j\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

mit  $N : \Omega \rightarrow \mathbb{N}_0$  und  $X_j : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  heißt **kollektives Modell**, falls gilt:

- ▶ Die Folge  $\{X_j\}_{j \in \mathbb{N}}$  ist i.i.d.
- ▶ Die Folge  $\{X_j\}_{j \in \mathbb{N}}$  ist unabhängig von  $N$ .

Interpretation:

- ▶  $N$  ist die **Schadenzahl** des Bestandes (in einem Geschäftsjahr).
- ▶  $X_j$  ist die **Schadenhöhe** des  $j$ -ten Schadens des Bestandes.

# Kollektives Modell - Gesamtschaden

Wir betrachten den **Gesamtschaden** des kollektiven Modells:

$$S := \sum_{j=1}^N X_j = \sum_{n=0}^{\infty} \chi_{\{N=n\}} \sum_{j=1}^n X_j$$

## Proposition.

- ▶ Es gilt  $\varphi_S = m_N \circ \varphi_{X_1}$ .
- ▶ Im Fall  $P[X_1 \in \mathbb{N}_0] = 1$  gilt  $m_S = m_N \circ m_{X_1}$ .

## Proposition (Waldsche Gleichungen).

$$\begin{aligned} E[S] &= E[N]E[X_1] \\ \text{var}[S] &= E[N]\text{var}[X_1] + \text{var}[N]E[X_1]^2 \end{aligned}$$

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- Kollektives Modell
- **Abstraktes kollektives Modell**
- Multiplikativer Tarif
- Literatur

# Abstraktes Kollektives Modell – Definition

Das Paar

$$\langle N, \{Y_j\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

mit  $N : \Omega \rightarrow \mathbb{N}_0$  und  $Y_j : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^p$  heißt **abstraktes kollektives Modell**, falls gilt:

- ▶ Die Folge  $\{Y_j\}_{j \in \mathbb{N}}$  ist i.i.d.
- ▶ Die Folge  $\{Y_j\}_{j \in \mathbb{N}}$  ist unabhängig von  $N$ .

Interpretation:

- ▶  $N$  ist die **Schadenzahl** des Bestandes.
- ▶  $Y_j$  ist die **Schadenvariable** des  $j$ -ten Schadens des Bestandes.

# Abstraktes Kollektives Modell – Transformation

Sei  $g : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$  eine meßbare Funktion, dann ist

$$\langle N, \{g \circ Y_j\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

ein kollektives Modell.

## Abstraktes Kollektives Modell – Verdünnung (1)

Sei  $C_k \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^p)$  derart, dass für die Auswahlwahrscheinlichkeit  $\eta_k := P[Y_1 \in C_k] > 0$  gilt. Die verdünnte Schadenzahl  $N_k$  ist durch

$$N_k := \sum_{j=1}^N \chi_{\{Y_j \in C_k\}}$$

und die verdünnten Schadenvariablen sind durch

$$Y_{k,j} := \sum_{h=1}^{\infty} \chi_{\{\nu_{k,j}=h\}} Y_h$$

definiert, wobei der zufällige Index  $\nu_{k,j}$  rekursiv durch

$$\begin{aligned} \nu_{k,0} &:= 0 \\ \nu_{k,j} &:= \inf\{h \in \mathbb{N} \mid \nu_{k,j-1} < h, Y_h \in C_k\} \end{aligned}$$

gegeben ist.

## Abstraktes Kollektives Modell – Verdünnung (2)

**Satz.** Das verdünnte Modell

$$\langle N_k, \{Y_{k,j}\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

ist wiederum ein abstraktes kollektives Modell. Die Verteilung der verdünnten Schadenzahl ist durch ihre wahrscheinlichkeitserzeugende Funktion

$$m_{N_k}(z) = m_N(1 - \eta_k + \eta_k z)$$

bestimmt und für die Verteilung der Schadenvariablen gilt

$$P[Y_{k,j} \leq y] = P[Y_1 \leq y | Y_1 \in C_k]$$

für alle  $y \in \mathbb{R}$ .

Insbesondere gilt  $E[N_k] = \eta_k E[N]$ .

## Abstraktes Kollektives Modell – Verdünnung (3)

**Beispiel.** Sei  $N$  Poisson–verteilt mit Parameter  $\lambda$ . Dann gilt

$$m_N(z) = e^{-\lambda(1-z)}$$

und wir erhalten

$$\begin{aligned} m_{N_k}(z) &= m_N(1 - \eta_k + \eta_k z) \\ &= e^{-\lambda(1-(1-\eta_k+\eta_k z))} \\ &= e^{-\lambda\eta_k(1-z)} \end{aligned}$$

Daher ist  $N_k$  Poisson–verteilt mit Parameter  $\lambda\eta_k$ .

# Abstraktes Kollektives Modell – Zerlegung (1)

Sei  $\{C_1, \dots, C_m\}$  eine endliche Zerlegung des  $\mathbb{R}^p$  mit  $\eta_k := P[Y_1 \in C_k] > 0$ . Verdünnen wir das abstrakte kollektive Modell

$$\langle N, \{Y_j\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

bezüglich jeder Zerlegungsmenge  $C_k$ , so erhalten wir die verdünnten abstrakten kollektiven Modelle

$$\langle N_1, \{Y_{1,j}\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle, \quad \dots, \quad \langle N_m, \{Y_{m,j}\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

## Abstraktes Kollektives Modell – Zerlegung (2)

### Satz.

- ▶ Alle verdünnten Schadenvariablen  $Y_{k,j}$  sind unabhängig.
- ▶ Die verdünnten Schadenvariablen sind unabhängig von den verdünnten Schadenzahlen.
- ▶ Für die verdünnten Schadenzahlen gilt

$$P_{N_1, \dots, N_m | N} = \mathbf{Mult}(N; \eta_1, \dots, \eta_m)$$

- ▶ Die verdünnten Schadenzahlen sind genau dann unabhängig, wenn die ursprüngliche Schadenzahl Poisson-verteilt ist.

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- Kollektives Modell
- Abstraktes kollektives Modell
- **Multiplikativer Tarif**
- Literatur

# Multiplikativer Tarif (1)

Wir betrachten das abstrakte kollektive Modell

$$\left\langle N, \{(X_j, U_j, T_j)\}_{j \in \mathbb{N}} \right\rangle$$

Interpretation:

- ▶  $X_j : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  ist die Schadenhöhe
- ▶  $U_j : \Omega \rightarrow \{1, \dots, I\}$  ist die Tarifklasse des 1. Tarifmerkmals
- ▶  $T_j : \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$  ist die Tarifklasse des 2. Tarifmerkmals
- ▶  $(U_j, T_j)$  ist die Tarifzelle des  $j$ -ten Schadens.

## Multiplikativer Tarif (2)

Weitere Annahmen:

- ▶  $X_j$  und  $(U_j, T_j)$  sind unabhängig.
- ▶ Es gibt positive Parameter  $\alpha_i, \beta_k, \pi_{i,k}$  mit

$$P[(U_j, T_j) = (i, k)] = \alpha_i \beta_k \pi_{i,k}$$

für alle  $i \in \{1, \dots, I\}$  und  $k \in \{1, \dots, K\}$ .

Dabei sind  $\pi_{i,k}$  bekannte Volumenmaße und  $\alpha_i, \beta_k$  unbekannte Parameter.

Es gilt

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \alpha_i \beta_k \pi_{i,k} = 1$$

## Multiplikativer Tarif (3)

Wir setzen  $C_{i,k} := \mathbb{R} \times \{i\} \times \{k\}$  und zerlegen das abstrakte kollektive Modell

$$\langle N, \{(X_j, U_j, T_j)\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

nach den Tarifzellen. Dann gilt

$$\eta_{i,k} = \alpha_i \beta_k \pi_{i,k}$$

und wir erhalten die abstrakten kollektiven Modelle

$$\langle N_{i,k;j}, \{(X_{i,k;j}, U_{i,k;j}, T_{i,k;j})\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

Auf Grund der Konstruktion gilt

$$U_{i,k;j} = i \quad \text{und} \quad T_{i,k;j} = k$$

## Multiplikativer Tarif (4)

Daher können wir uns auf die kollektiven Modelle

$$\langle N_{i,k}, \{X_{i,k;j}\}_{j \in \mathbb{N}} \rangle$$

beschränken.

Für die Verteilung der Schadenhöhen gilt:

$$\begin{aligned} P[X_{i,k;j} \leq x] &= P[X_{i,k;j} \leq x, U_{i,k;j} = i, T_{i,k;j} = k] \\ &= P[X_j \leq x, U_j = i, T_j = k \mid U_j = i, T_j = k] \\ &= P[X_j \leq x] \end{aligned}$$

Damit sind alle verdünnten Schadenhöhen i.i.d. und ihre Verteilung kann mit den Methoden der klassischen Statistik geschätzt werden.

## Multiplikativer Tarif (5)

Für die verdünnten Schadenzahlen gilt

$$E[N_{i,k}] = \alpha_i \beta_k \pi_{i,k} E[N]$$

Durch Summation erhalten wir

$$\sum_{i=1}^I E[N_{i,k}] = \sum_{i=1}^I \alpha_i \beta_k \pi_{i,k} E[N] \quad k \in \{1, \dots, K\}$$

$$\sum_{k=1}^K E[N_{i,k}] = \sum_{k=1}^K \alpha_i \beta_k \pi_{i,k} E[N] \quad i \in \{1, \dots, I\}$$

## Multiplikativer Tarif (6)

Daraus ergeben sich die **Marginalsummengleichungen**

$$\sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} = \sum_{i=1}^I \frac{N_{i,k}}{N} \quad k \in \{1, \dots, K\}$$

$$\sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} = \sum_{k=1}^K \frac{N_{i,k}}{N} \quad i \in \{1, \dots, I\}$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} = 1$$

Positive Lösungen der Marginalsummengleichungen heißen **Marginalsummenschätzer**.

## Multiplikativer Tarif (7)

Die Marginalsummenschätzung auf der Basis der Schadenzahlen lässt sich durch das **Maximum-Likelihood Prinzip** begründen.

Da die verdünnten Schadenzahlen bedingt multinomialverteilt sind, erhalten wir mit  $n := \sum_{i,k} n_{i,k}$

$$\begin{aligned} P \left[ \bigcap_{i,k} \{N_{i,k} = n_{i,k}\} \right] &= P \left[ \bigcap_{i,k} \{N_{i,k} = n_{i,k}\} \mid N = n \right] P[N = n] \\ &= \frac{n!}{\prod_{i,k} n_{i,k}!} \prod_{i,k} (\alpha_i \beta_k \pi_{i,k})^{n_{i,k}} \cdot p(n) \end{aligned}$$

Dabei sei  $p : \mathbb{N}_0 \rightarrow [0, 1]$  gegeben durch  $p(n) := P[N = n]$ .

## Multiplikativer Tarif (8)

Likelihood-Funktion:

$$\begin{aligned} L(\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_I, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_K \mid \{N_{i,k}\}_{i,k}) \\ = \frac{N!}{\prod_{i,k} N_{i,k}!} \prod_{i,k} (\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k})^{N_{i,k}} \cdot p(N) \end{aligned}$$

Log-Likelihood-Funktion:

$$\begin{aligned} (\log \circ L)(\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_I, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_K \mid \{N_{i,k}\}_{i,k}) \\ = \sum_{i,k} N_{i,k} \log(\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k}) + C \end{aligned}$$

## Multiplikativer Tarif (9)

Lagrange-Ansatz:

$$\begin{aligned}
 & h(\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_I, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_K, \lambda) \\
 &= \sum_{i,k} N_{i,k} \log(\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k}) + \lambda \left( 1 - \sum_{i,k} \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} \right)
 \end{aligned}$$

Partielle Differentiation und Nullsetzen ergibt

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=1}^K \frac{N_{i,k}}{\hat{\alpha}_i} - \lambda \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k \pi_{i,k} &= 0 & i \in \{1, \dots, I\} \\
 \sum_{i=1}^I \frac{N_{i,k}}{\hat{\beta}_k} - \lambda \sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i \pi_{i,k} &= 0 & k \in \{1, \dots, K\} \\
 1 - \sum_{i,k} \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} &= 0
 \end{aligned}$$

## Multiplikativer Tarif (10)

und damit

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K N_{i,k} &= \lambda \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} & i \in \{1, \dots, I\} \\ \sum_{i=1}^I N_{i,k} &= \lambda \sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} & k \in \{1, \dots, K\} \\ 1 &= \sum_{i,k} \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} \end{aligned}$$

Wegen

$$N = \sum_{i,k} N_{i,k} = \lambda \sum_{i,k} \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} = \lambda$$

ergeben sich daraus die Marginalsummengleichungen

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} &= \sum_{k=1}^K \frac{N_{i,k}}{N} & i \in \{1, \dots, I\} \\ \sum_{i=1}^I \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_k \pi_{i,k} &= \sum_{i=1}^I \frac{N_{i,k}}{N} & k \in \{1, \dots, K\} \end{aligned}$$

# Gliederung

- Multiplikativer Tarif – Beispiel
- Kollektives Modell
- Abstraktes kollektives Modell
- Multiplikativer Tarif
- Literatur

## Literatur (1)

- ▶ R. A. Bailey (1963): *Insurance Rates with Minimum Bias*. Proceedings CAS Vol L, 4–11.
- ▶ S. Dietze, T. Riedrich, K.D. Schmidt (2006): *On the solution of marginal–sum equations*. DSVM 1/2006.
- ▶ J. Jung (1968): *On Automobile Insurance Ratemaking*. ASTIN Bull. 5, 41–48.
- ▶ T. Mack (1991): *A Simple Parametric Model for Rating Automobile Insurance of Estimating and IBNER Claims Reserves*. ASTIN Bull. 21, 93–109.
- ▶ J. van Eeghen, E. K. Greup, J. A. Nijssen (1983): *Rate Making*. Surveys of actuarial studies no. 2, Nationale–Nederlanden, Rotterdam.
- ▶ M. Zocher (2006): *Risikoadäquate Tarifierung in der Kraftfahrthaftpflichtversicherung*. Wiss. Z. TU Dresden 55, 131–135.

DSVM = Dresdner Schriften zur Versicherungsmathematik.

## Literatur (2)

- ▶ T. Franke, W. Macht (1995): [Decomposition of risk processes](#). DSVM 2/1995.
- ▶ K.T. Hess (2000): [Random partitions of samples](#). DSVM 1/2000.
- ▶ K.T. Hess (2008): [Marginal–sum and maximum–likelihood estimation in a multiplicative tariff](#). AStA Advances in Statistical Analysis 93, 221–233.
- ▶ K.T. Hess, W. Macht, K.D. Schmidt (1995): [Thinning of risk processes](#). DSVM 1/1995.
- ▶ K.T. Hess, K.D. Schmidt (2002): [A comparison of models for the chain–ladder method](#). Insurance Math. Econom. 31, 351–364.
- ▶ K.D. Schmidt (1996): [Lectures on Risk Theory](#). Stuttgart: Teubner.

DSVM = Dresdner Schriften zur Versicherungsmathematik.