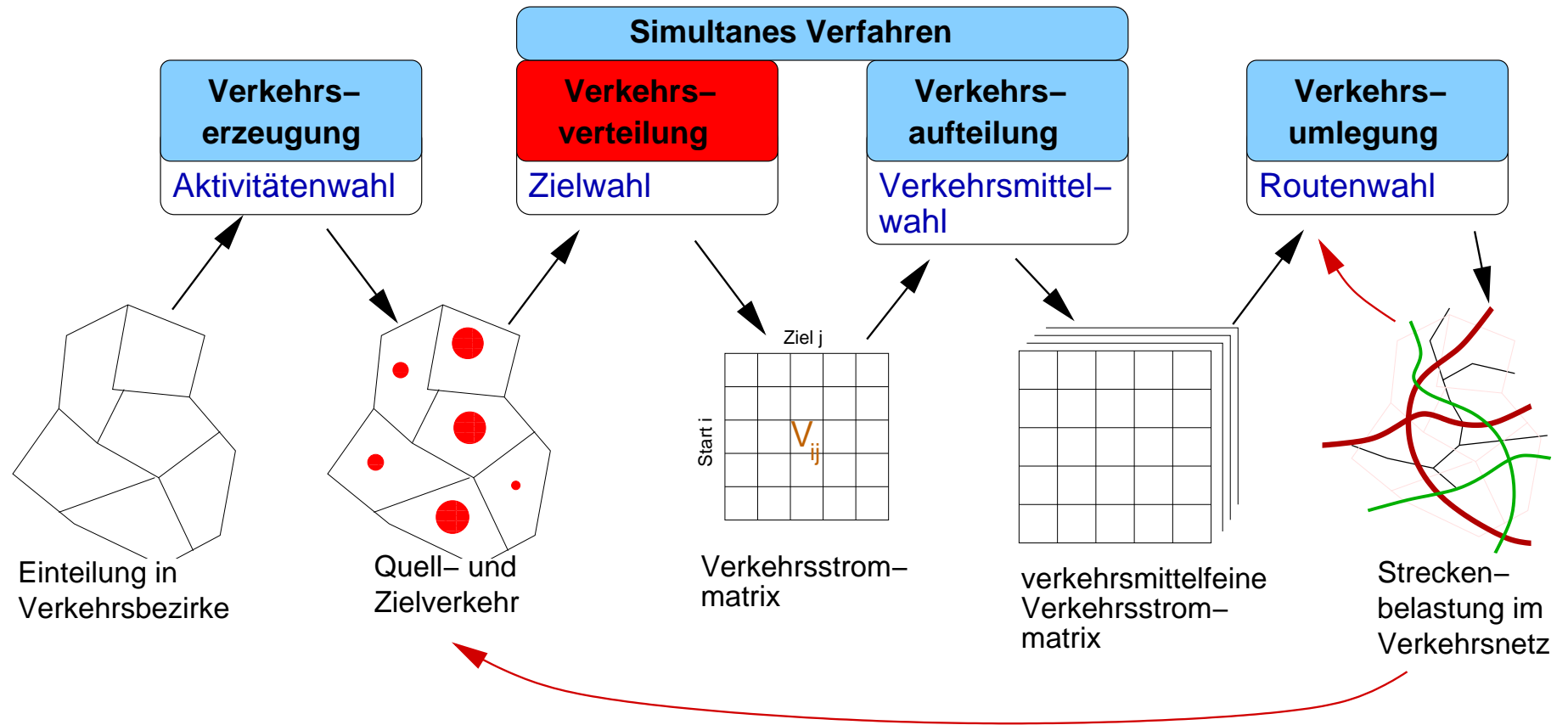


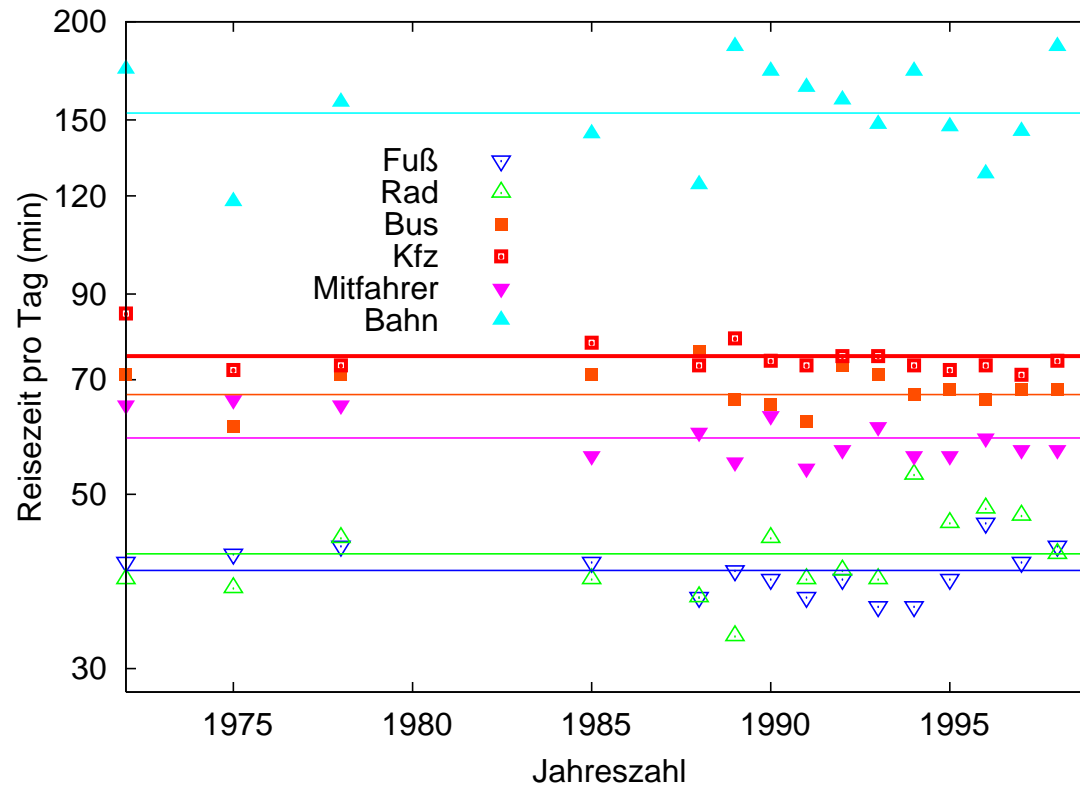
Verkehrsverteilung



Formalisierung zu einem mathematischen Modell

	$j = 1$	$j = 2$	\cdots	$j = n$	$\sum_{j=1}^n V_{ij} = Q_i$
$i = 1$	V_{11}	V_{12}	\cdots	V_{1n}	Q_1
$i = 2$	V_{21}	V_{22}	\cdots	V_{2n}	Q_2
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
$i = n$	V_{n1}	V_{n2}	\cdots	V_{nn}	Q_n
$\sum_{i=1}^n V_{ij} = Z_j$	Z_1	Z_2	\cdots	Z_n	$V = \sum_{j=1}^n Z_j = \sum_{i=1}^n Q_i$

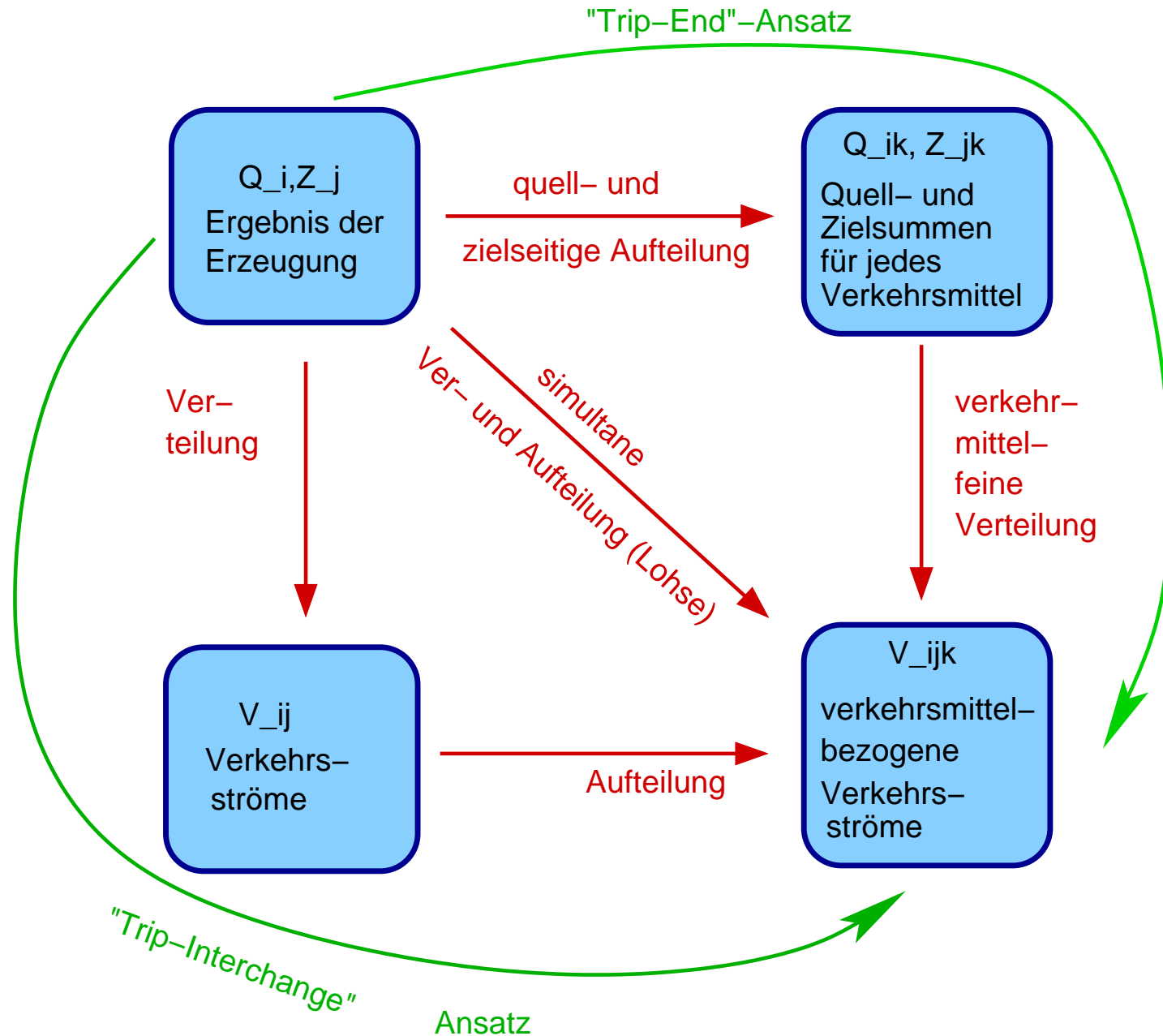
Begründung der Wahl der Modellparameter (d.h. Widerstandsfunktionen): Konstante Reisezeiten



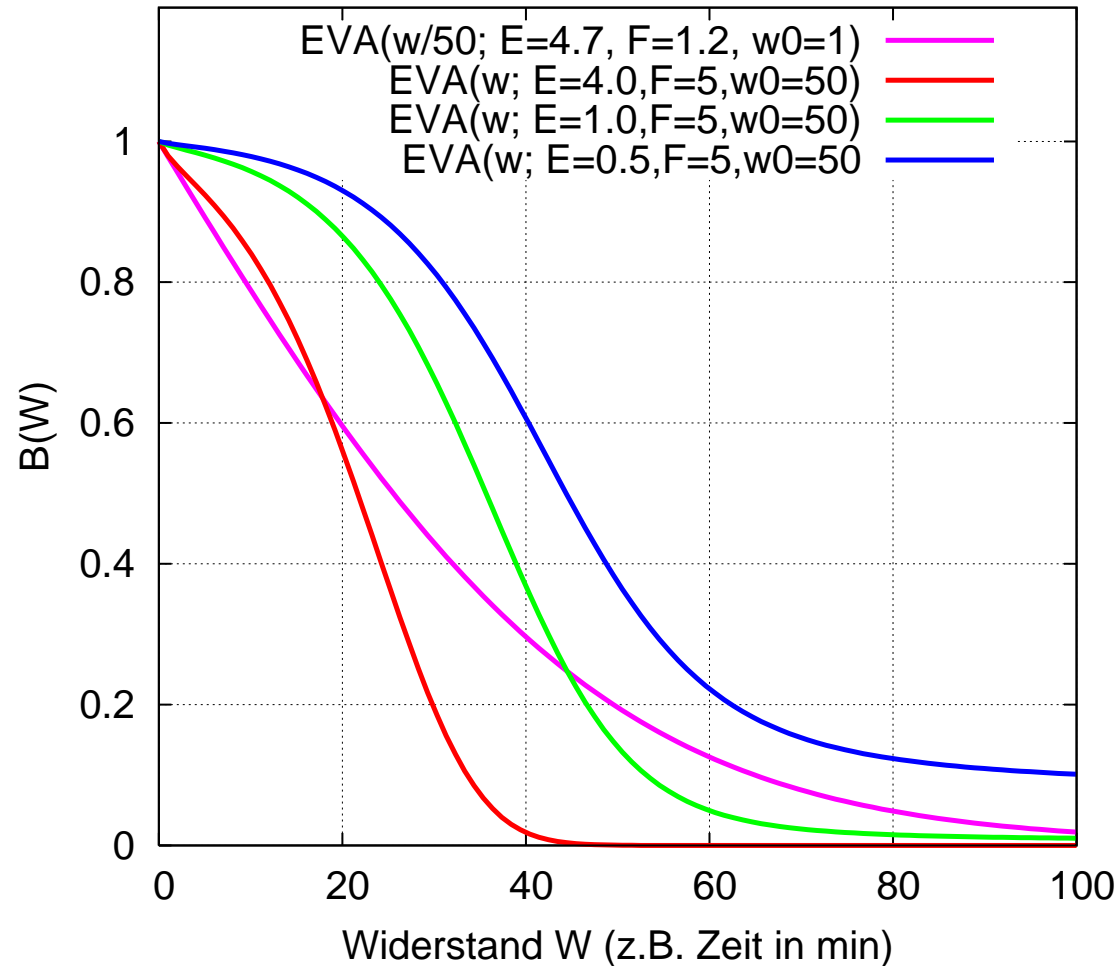
aus den statistischen Daten der UK National Travel Survey, 1972-1998, nach R. Kölbl and D. Helbing (2003), "Energy laws in human travel behaviour", New Journal of Physics 5, 48.1-48.12.

- Die Mittelwerte der Reisezeiten (nicht der Reiseweiten!) bleibt über Jahrzehnte nahezu konstant \Rightarrow zentrale Größe für aussagekräftige und prognosefähige Verkehrsmodelle!
- Gezeigt sind die Mittelwerte der *täglichen* Reisezeiten für verschiedene Verkehrsmodi. Die Zeiten pro Fahrt sind um den (ebenfalls nahezu konstanten) Faktor 3.3 geringer (entspricht der Mobilitätskennziffer=Summe der spez. Verkehrsaufkommen über alle QZG!)

Trip-Interchange vs. Trip-End-Ansatz



Die EVA (EFG-) Bewertungsfunktion



EVA-Funktion:

$$B_{\text{EVA}}(W) = \frac{1}{(1+w)^{\phi(W)}}$$

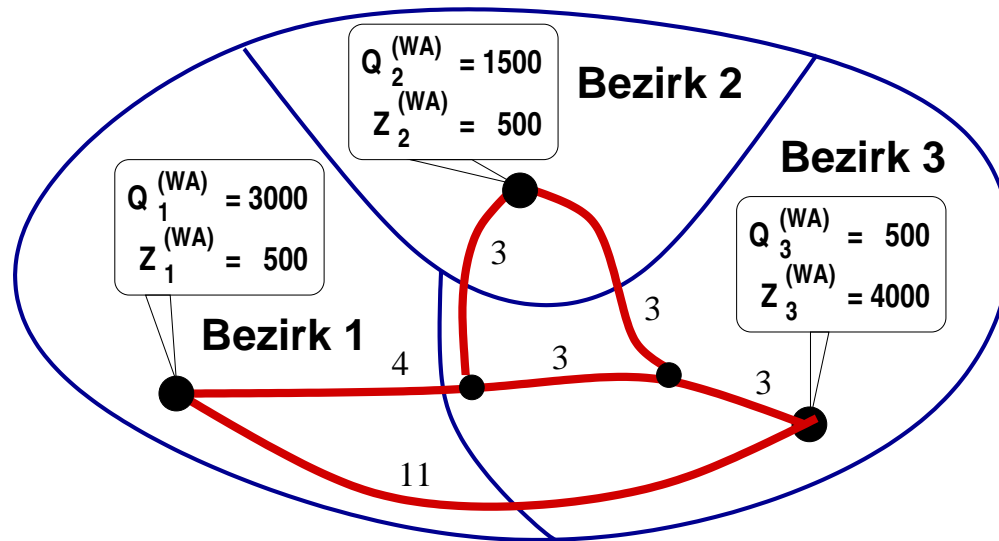
Exponent:

$$\phi(W) = \frac{E}{1 + e^{F\left(1 - \frac{W}{W_0}\right)}}$$

Modifizierte EVA-Funktion:

$$\begin{aligned} & \tilde{B}_{\text{EVA}}(W; E, F, W_0) \\ &= B_{\text{EVA}}(W/W_0; E, F, 1) \end{aligned}$$

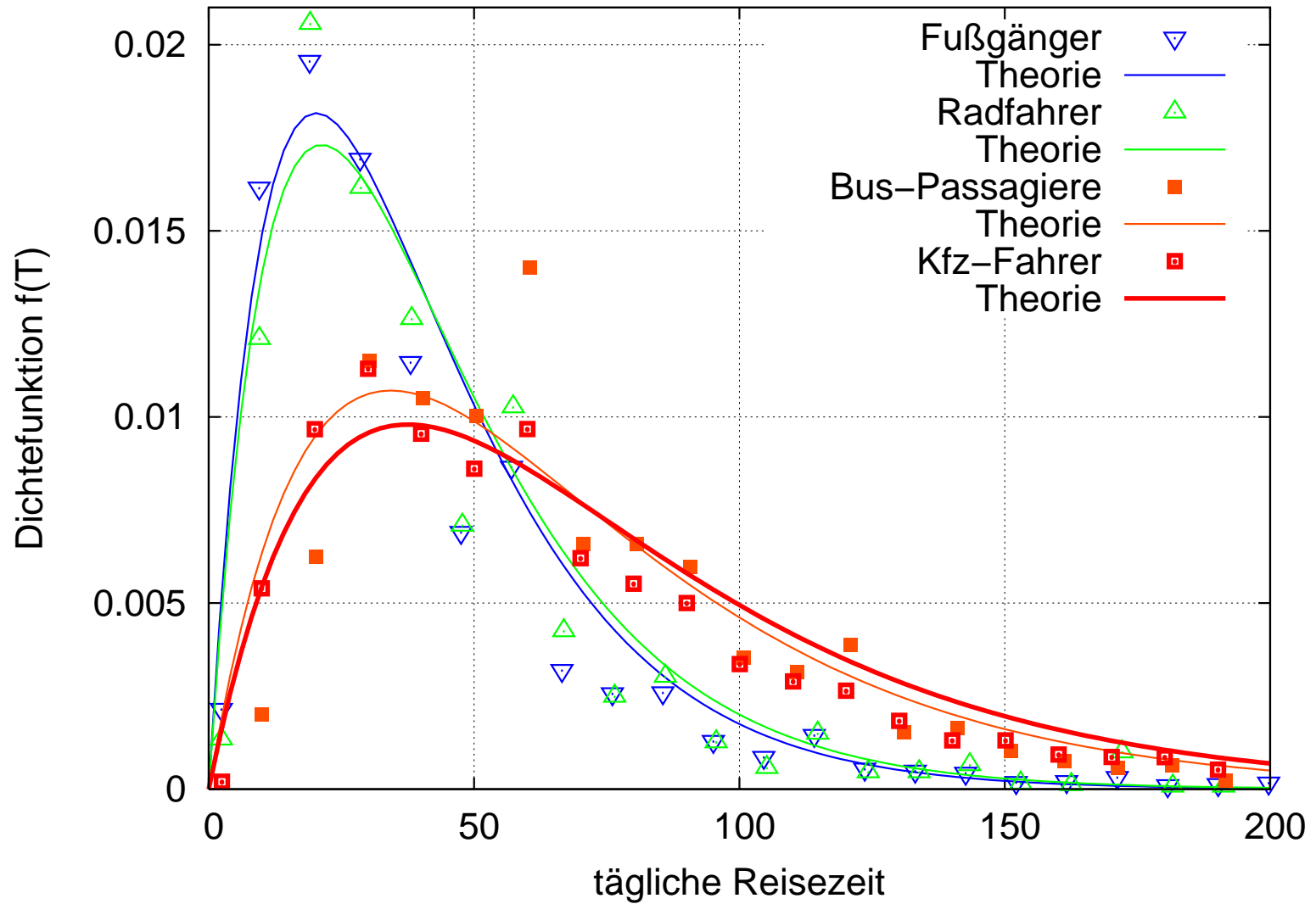
Berechnung des Grundmodells bei beidseitig harten RSB



V_{ij}	1	2	3	Q_i
1	415.15	277.77	2307.07	3000
2	73.50	199.43	1227.08	1500
3	11.35	22.80	465.85	500
Z_j	500	500	4000	5000

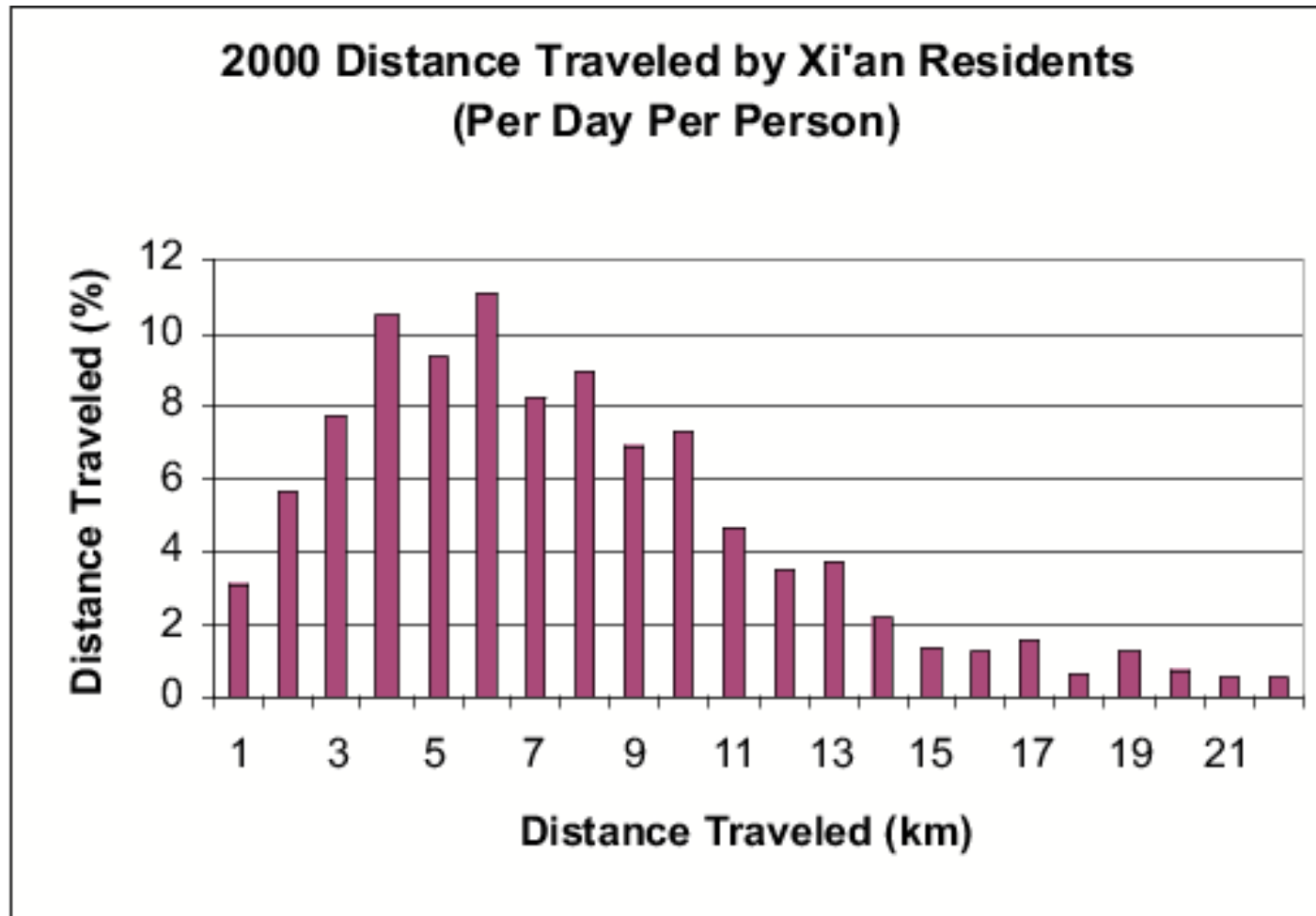
Iteration	$i = 1$	$i = 2$	$i = 3$
0	$f_1 = 1$	$f_2 = 1$	$f_3 = 1$
0	$g_1 = 1$	$g_2 = 1$	$g_3 = 1$
1	$f_1 = 0.321808176647478$	$f_2 = 0.146670797315656$	$f_3 = 0.0521732485668318$
1	$g_1 = 0.241641497008773$	$g_2 = 0.298410105823893$	$g_3 = 3.18655908107113$
2	$f_1 = 0.384099031406901$	$f_2 = 0.138425776173922$	$f_3 = 0.0290763184178919$
2	$g_1 = 0.215733059387455$	$g_2 = 0.289753337754216$	$g_3 = 3.24743684082831$
3	$f_1 = 0.386029450360936$	$f_2 = 0.137670610406493$	$f_3 = 0.028687649604386$
3	$g_1 = 0.215077700082051$	$g_2 = 0.289761611156671$	$g_3 = 3.2486626136856$
4	$f_1 = 0.386079207727287$	$f_2 = 0.137648151373062$	$f_3 = 0.028679510817527$
4	$g_1 = 0.21506122851403$	$g_2 = 0.289763472532253$	$g_3 = 3.24869110728804$

Empirische Reisezeitverteilung



Wegen der Zweidimensionalität der Infrastruktur sinkt die Dichte der Reisezeitverteilung für sehr kleine Abstände auf Null.

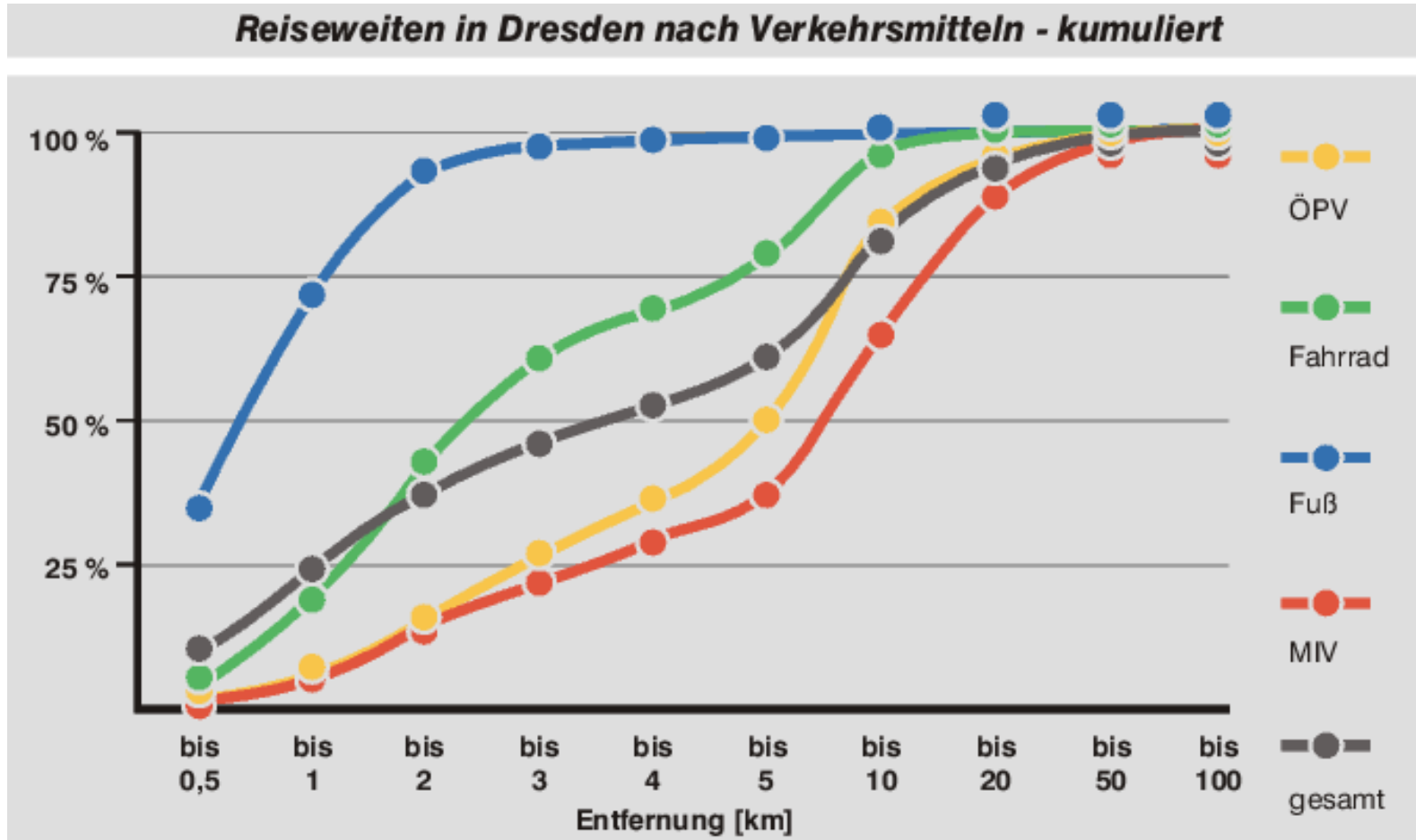
Empirische Reiseweitenverteilung in China



Source: Chang-an University's calculations from 2000 Xi'an O-D survey.

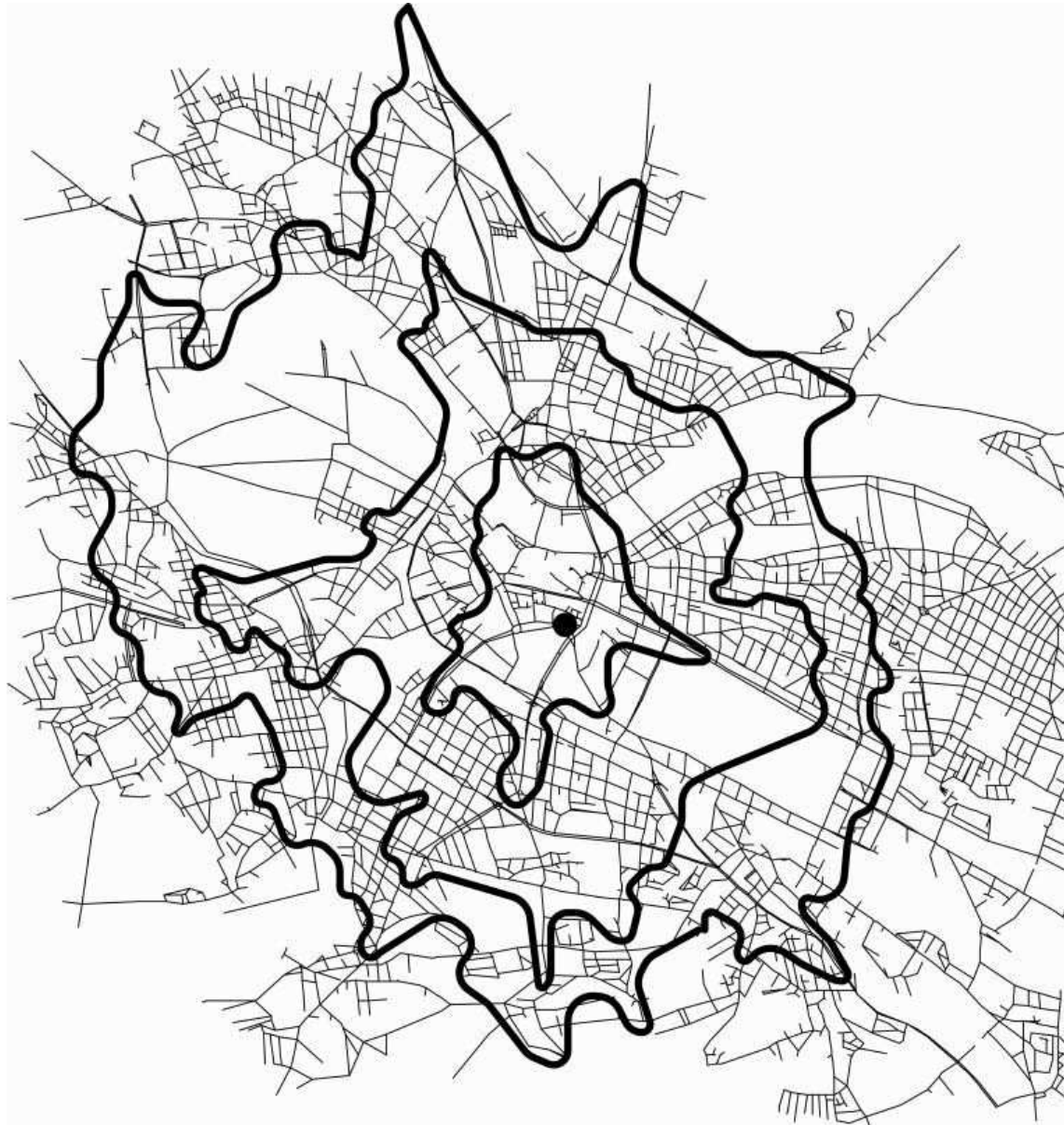
Modi: Hauptsächlich Fahrrad, ÖV, Fuß

Empirische Reiseweitenverteilung in Dresden



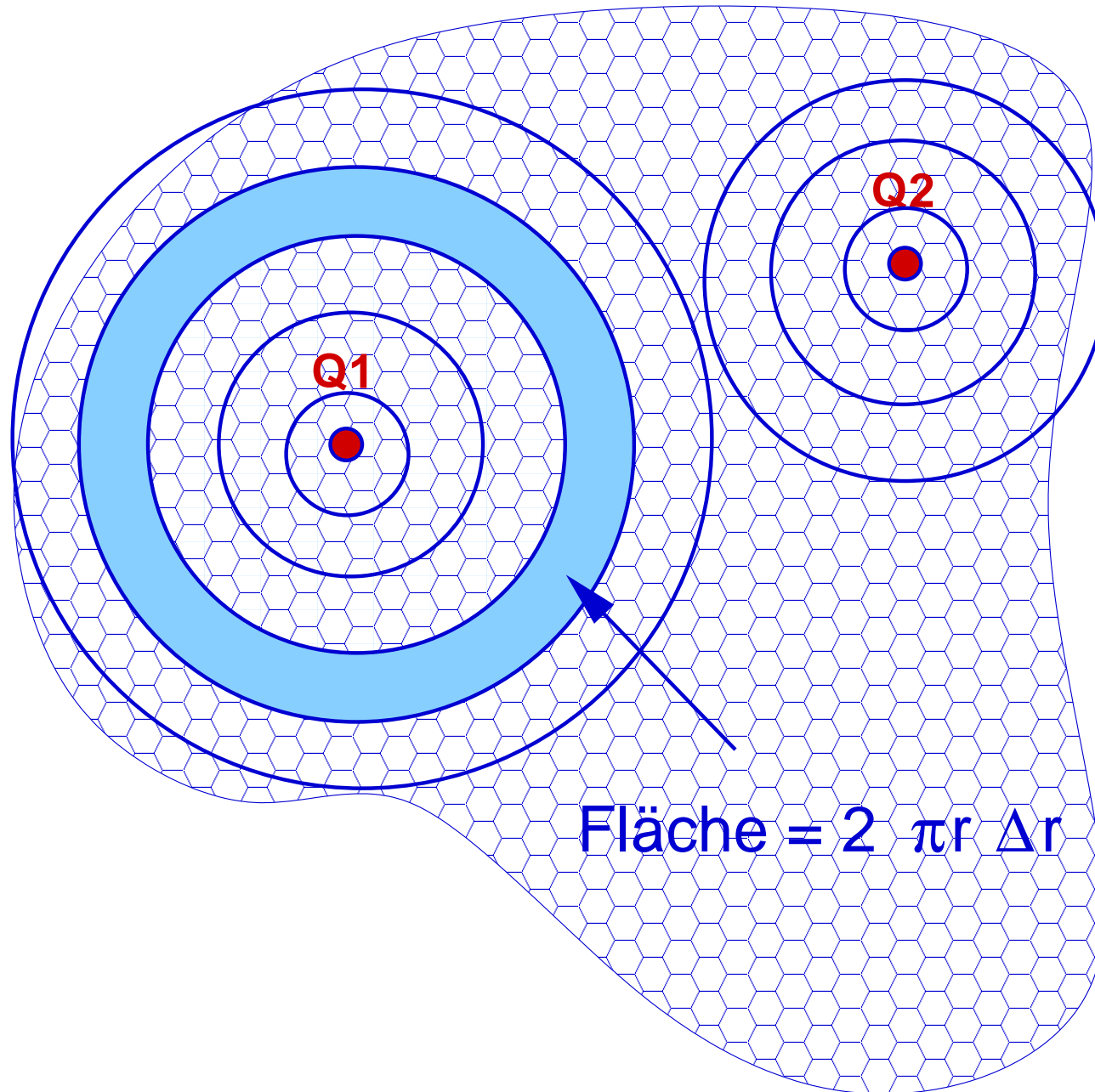
Quelle: SrV (2003)

Beziehung zu den Bewertungsfunktionen: Isochronen in Dresden



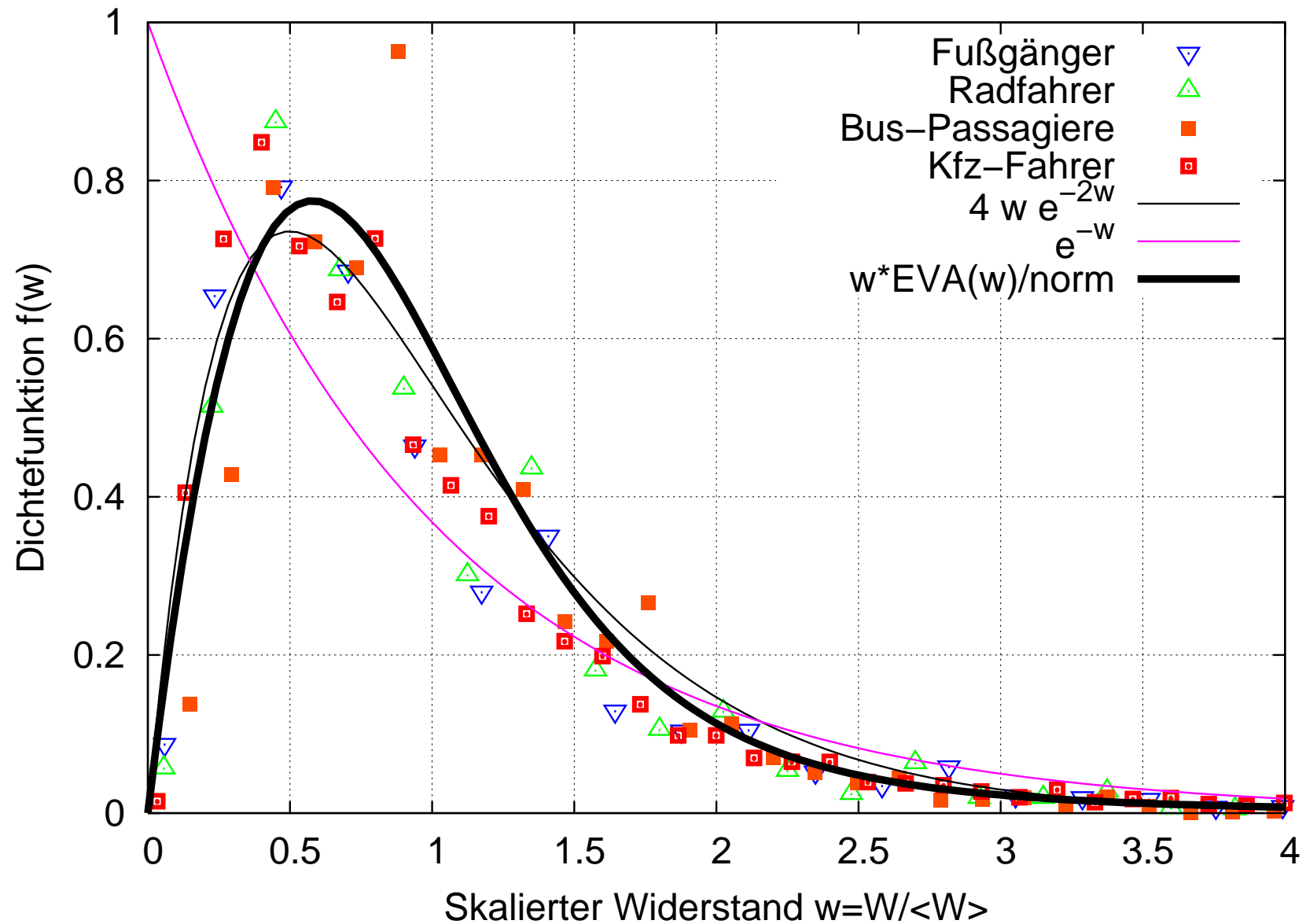
Für einen festen Ausgangspunkt und etwa konstanter *Zieldichte* um diesen Ausgangspunkt herum nimmt die Zahl der Ziele innerhalb zweier Isochronen proportional zum Zeitaufwand zu!

Zieldichte

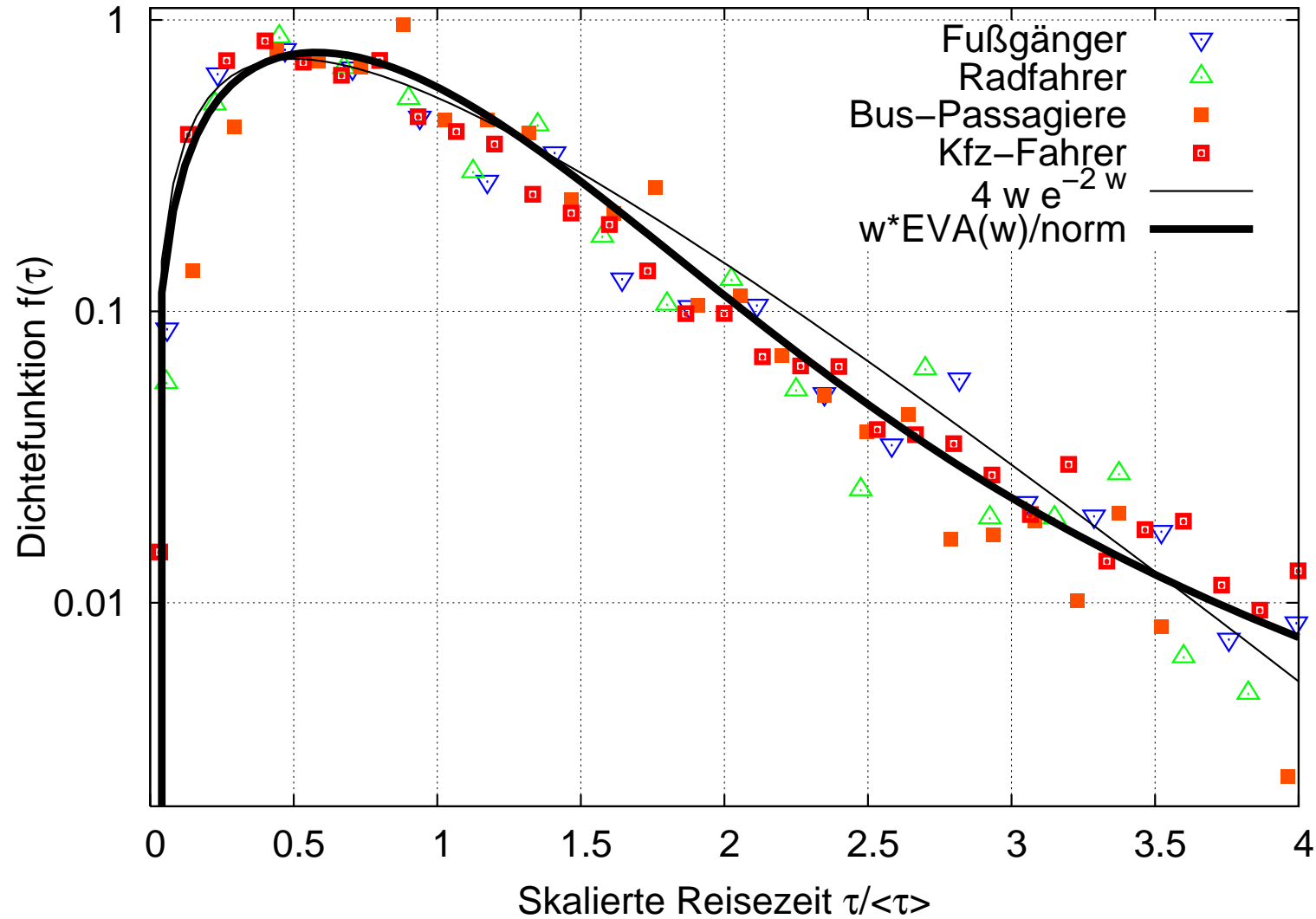


Zieldichte = Zahl Δn_z
der Zielbezirke pro Wider-
standsänderung ΔW

Skalierte empirische Reisezeiten



Skalierte empirische Reisezeiten (log-Darstellung)



Logarithmischer Auftrag der Wahrscheinlichkeitsdichte: Exponentieller Abstieg für relativ große Reisezeiten bzw. -weiten! \Rightarrow Das Logit-Modell scheint relativ gut zu stimmen!

Skalierte empirische Reisezeiten (log-Darstellung mit dem "fat tail")

