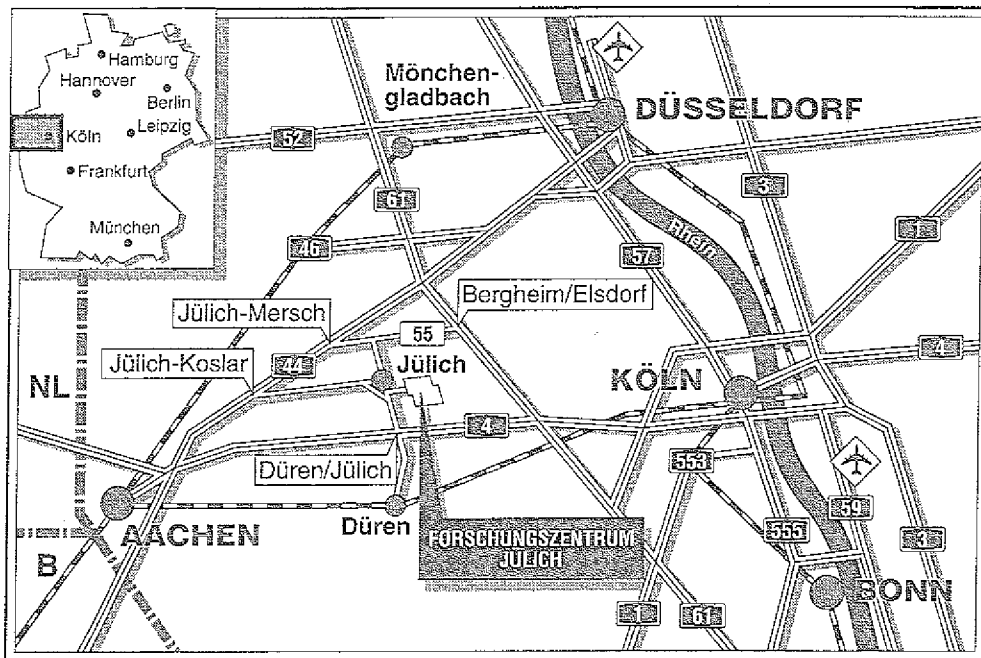


*Institut für Sicherheitsforschung
und Reaktortechnik*

**Modelle für abhängige Ausfälle
in probabilistischen Risikoanalysen:**
Beschreibung des Kenntnisstands und Empfehlungen

W. Hennings



Berichte des Forschungszentrums Jülich ; 2631

ISSN 0366-0885

Institut für Sicherheitsforschung und Reaktortechnik Jül-2631

Zu beziehen durch: Forschungszentrum Jülich GmbH · Zentralbibliothek

Postfach 1913 · D-5170 Jülich · Bundesrepublik Deutschland

Telefon: 02461/61-6102 · Telefax: 02461/61-6103 · Telex: 833556-70 kfa d

**Modelle für abhängige Ausfälle
in probabilistischen Risikoanalysen:**
Beschreibung des Kenntnisstands und Empfehlungen

W. Hennings

Handwritten text, likely a title or header, possibly reading "Handwritten text" or "Handwritten text".

Handwritten text, likely a body of text, possibly a letter or document. The text is written in a cursive script and is mostly illegible due to the quality of the scan. It appears to be a single paragraph of text.

<u>Inhalt</u>	Seite
Zusammenfassung	1
Empfehlungen	1
Welche Kriterien muß ein GVA-Modell erfüllen?	2
Grundsätzliche Methodik	2
Mathematische Modelle für GVA	5
Marshall-Olkin-Modell.....	5
Environment - Modell (DFP-Modell, SRA-Modell).....	7
BFR-Modell.....	10
Erweitertes BFR-Modell (DRS Phase B)	12
SRA-Modell	13
Schätzung der Modellparameter.....	14
Homogenes Marshall-Olkin-Modell.....	14
BFR-Modell.....	14
Erweitertes BFR-Modell (DRS Phase B)	17
SRA-Modell	19
Anwendungsbeispiel	20
Literatur	25

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

10/10/10

Zusammenfassung

Von abhängigen Ausfällen spricht man dann, wenn die Wahrscheinlichkeit des gleichzeitigen Auftretens mehrerer Ausfälle nicht gleich dem Produkt der Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Ausfälle ist: $W(A \cap B) \neq W(A) \cdot W(B) \Leftrightarrow$ abhängige Ausfälle

Es gibt weithin Übereinstimmung darüber, daß trotz einer möglichst weitgehenden expliziten Erfassung durch detaillierte Fehlerbäume Restanteile von Abhängigkeiten verbleiben, die mittels parametrischer Modelle berücksichtigt werden sollen. Welches mathematische Modell hierfür das geeignetste ist, wird derzeit diskutiert. Der vorliegende Bericht soll einen Beitrag zu dieser Diskussion liefern.

Von den in Betracht kommenden Modellen ist das homogene Marshall-Olkin-Modell, auch Basic Parameter Modell genannt, das flexibelste hinsichtlich der Abhängigkeit der Ausfallwahrscheinlichkeit vom Ausfallgrad (d.h. der Anzahl gleichzeitig ausgefallener Komponenten) sowie hinsichtlich der Ermittlung der Parameter aus statistischen Beobachtungen.

Das Environment-Modell [Hug 87, Hug 89] und das Stochastic Reliability Analysis (SRA) Modell [Dö 89, Dö 92] gehen von der Annahme aus, daß sich die einzelnen Anteile an der Ausfallrate gegenseitig ausschließen, d.h. daß aus einer Gruppe von z.B. 4 redundanten Komponenten *nicht* zwei Komponenten mit der Ausfallwahrscheinlichkeit p_1 und *gleichzeitig* die beiden anderen mit der Ausfallwahrscheinlichkeit p_2 ausfallen können. Diese Einschränkung macht Schwierigkeiten bei der Parameterschätzung, und außerdem muß der Ausschluß solcher Ausfallkombinationen durch zusätzliche Fehlerbaumlogik (vergleiche Abb. 2) erzwungen werden. Dies ist beim Binomial Failure Rate (BFR) Modell (einfach [Atw 80] oder erweitert (DRS Phase B)) nicht nötig.

Die Schätzung der Modellparameter sollte so weit wie möglich auf statistischen Beobachtungen basieren.

Empfehlungen

In der Regel sollte das homogene Marshall-Olkin-Modell verwendet werden. Es hat aber den Nachteil, relativ viele zusätzliche Fehlerbaumeingänge zu erfordern, was zu Schwierigkeiten bei der Berechnung großer Fehlerbäume führen kann. In diesen Fällen kann es durch eines der BFR-Modelle approximiert oder numerisch gleichwertig ersetzt werden, und zwar bei Systemen mit:

- 3 Redundanten durch das einfache BFR-Modell *ohne* letalem Schock (Parameter $\lambda; \mu; p$),
- 4 Redundanten durch das einfache BFR-Modell *mit* letalem Schock (Parameter $\lambda; \mu; p; \omega$),
- mehr als 4 Redundanten durch ein erweitertes BFR-Modell (λ und mehrere Paare $\mu_k; p_k$).

Welche Kriterien muß ein GVA-Modell erfüllen?

Für jedes mathematisches Modell eines physikalischen Zusammenhangs gilt die Forderung, daß damit die Realität

- mit möglichst geringem Aufwand
- so genau wie nötig

beschrieben und vorausgesagt werden soll. Diese Forderung gilt uneingeschränkt auch für GVA-Modelle. Allerdings gilt die praktische Einschränkung, daß jedes Modell nur die *bekannte* Realität nachbilden kann.

Jedes Modell ist also ein Kompromiß zwischen hoher Genauigkeit und erforderlichem Aufwand. Insofern ist die Wahl des Modells von der individuellen Beantwortung der Fragen abhängig: "Wie genau ist genau genug?" und "Wieviel Aufwand ist vertretbar?".

Die Forderung, daß die Realität das Maß des Modells sein soll, hat als Konsequenz, daß die Quantifizierung der Modellparameter so weit wie möglich auf statistischen Beobachtungen basieren soll, und erst dann, wenn beim besten Willen keine auswertbaren Beobachtungen vorliegen, auf Expertenschätzungen zurückgegriffen werden darf.

Grundsätzliche Methodik

"Abhängige Ausfälle" sind nur deshalb ein "Problem", weil in Ereignisbaum- und Fehlerbaum-Rechenprogrammen anstatt von der allgemeingültigen Regel

$$W(A \cap B) = W(A) \cdot W(B|A) = W(B) \cdot W(A|B)$$

stets davon ausgegangen wird, daß die Basiseingänge voneinander unabhängig sind:

$$W(A \cap B) = W(A) \cdot W(B) \Leftrightarrow \text{unabhängige Ausfälle.}$$

Diese Annahme wird deshalb getroffen, weil sonst für jedes Basisereignis so viele verschiedene bedingte Ausfallwahrscheinlichkeiten eingegeben und verarbeitet werden müßten, wie es Ausfallkombinationen gibt, in denen dieses Basisereignis vorkommt. Letztlich ist es ja der Zweck der Fehlerbaumanalyse, die Ermittlung der Systemausfallwahrscheinlichkeit zu vereinfachen, indem man den nicht direkt beobachtbaren Systemausfall auf Kombinationen beobachtbarer Ursachen zurückführt, deren jeweilige Wahrscheinlichkeit aus statistischen Beobachtungen quantifiziert werden kann. Die Verwendung bedingter Wahrscheinlichkeiten ist keine Vereinfachung in diesem Sinne.

Von abhängigen Ausfällen spricht man dann, wenn:

$$W(A \cap B) \neq W(A) \cdot W(B) \Leftrightarrow \text{abhängige Ausfälle}$$

Obschon Abhängigkeiten in beide Richtungen wirken können, d.h. die Wahrscheinlichkeit des gemeinsamen Ausfalls mehrerer Komponenten erhöhen wie auch verringern können, ist meist nur der Fall der *Erhöhung* von Interesse, also $W(A \cap B) > W(A) \cdot W(B)$, da es die Zielsetzung der Zuverlässigkeitsanalyse ist, eine zwar möglichst realistische, im Zweifelsfall aber obere Abschätzung der Systemausfallwahrscheinlichkeit zu ermitteln. Der Fall der *Verringerung* tritt hauptsächlich bei ODER-Verknüpfungen auf ($W(A \cup B) < W(A) + W(B)$) und wird in der Regel (konservativ) vernachlässigt. Einer der wenigen Fälle, bei denen eine Verringerung der Ausfallwahrscheinlichkeit infolge von Abhängigkeit berücksichtigt wird, ist die Abhängigkeit zwischen Personalhandlungen, die in einer Handlungskette aufeinander folgen.

Abhängigkeiten können verursacht werden durch:

- direkte Kausalität: Gemeinsamer Ausfall von A und B, weil der Ausfall von A den Ausfall von B verursacht,
- indirekte Kausalität: Gemeinsamer Ausfall von A und B, weil ein anderes Ereignis C sowohl den Ausfall von A als auch den Ausfall von B verursacht,
- statistische Abhängigkeit: Die Ausfallrate oder -wahrscheinlichkeit von Komponenten wird als statistischer Mittelwert eines Beobachtungskollektivs bestimmt. Wenn die Ausfallrate oder -wahrscheinlichkeit innerhalb dieses Kollektivs keine Konstante, sondern eine verteilte Größe ist, ergibt sich eine statistische Abhängigkeit zwischen den Ausfällen zweier Komponenten genau dann, wenn durch irgendeinen Effekt die Ausfallraten oder -wahrscheinlichkeiten dieser zwei Komponenten nicht voneinander unabhängig jeweils einen zufälligen Wert aus ihrer Verteilung annehmen, sondern statistisch abhängig sind. (Diesen Aspekt betont besonders [Dö 89].)

Dies ist z.B. der Fall, wenn die Komponenten aus zwei Fertigungsserien stammen, wobei die Komponenten der Serie X eine andere Ausfallrate oder -wahrscheinlichkeit haben als die der Serie Y, und stets Komponenten der selben Serie gemeinsam eingesetzt werden.

Dieser Fall muß gesondert betrachtet werden, weil sich hier keine direkte gemeinsame Ausfallursache festmachen läßt. Man kann lediglich von einer "generischen" gemeinsamen Ursache sprechen, nämlich im Beispiel der unterschiedlichen Fertigungsqualität, obwohl diese die Ausfälle nicht selbst verursacht, sondern nur eine erhöhte *Wahrscheinlichkeit* des gemeinsamen Ausfalls.

Zweckmäßigerweise unterscheidet man die Abhängigkeiten, die explizit in der Struktur der Fehler- oder Ereignisbäume modelliert werden, z.B. ein gemeinsames Hilfs- und Versorgungssystem, von solchen, die nicht explizit modelliert werden. Letztere wurden in der Vergangenheit teils als "Common Mode" -, teils als "Common Cause" - Ausfälle bezeichnet, inzwischen hat sich in der Bundesrepublik hierfür der Begriff "gemeinsam verursachte Ausfälle" (GVA) [DIN 25424, Sept. 1981] durchgesetzt. Die Grenze ist fließend, z.B. kann

fehlerhafte Kalibrierung entweder als separater Fehlerbaumeingang (explizit) modelliert werden oder der Restmenge der nicht explizit modellierten Abhängigkeiten zugeschlagen werden.

Genau genommen trifft die Bezeichnung "gemeinsam verursachte Ausfälle" nicht zu für Ausfälle, die lediglich statistisch abhängig sind. Der Einfachheit halber und mit Interpretation der statistischen Kopplung als "generische Ursache" soll dieser Begriff dennoch verwendet werden.

Es gibt weithin Übereinstimmung darüber, daß die Restmenge der nicht explizit modellierten Abhängigkeiten (GVA) wird durch zusätzliche Parameter berücksichtigt werden soll, d.h. für jeweils eine Gruppe von Komponenten werden zusätzliche Fehlerbaumeingänge eingeführt, die nicht eine bestimmte Ausfallursache darstellen, sondern "nur" die Wahrscheinlichkeit der Summe aller nicht explizit modellierten gemeinsamen Ausfallursachen abschätzen (implizite Modellierung). Diese umfassen sowohl bekannte (die deshalb nicht explizit modelliert werden, weil man die Fehlerbäume nicht unnötig umfangreich machen möchte) als auch unbekannte gemeinsame Ausfallursachen. Die Größe der GVA-Parameter hängt daher nicht zuletzt vom gewählten Detaillierungsgrad der Fehlerbaumanalysen ab.

Für welche Gruppen von Komponenten implizite GVA-Parameter eingeführt werden, wird anhand der System- und Fehlerbaumstruktur und mittels qualitativer Analyse entschieden. Zum einen beschränkt man sich auf Gruppen von Komponenten, die in den Schnittmengen (Cut Sets) des Systems gemeinsam vorkommen, d.h. Gruppen von Komponenten, die zu einander redundant sind und nicht solche, die logisch in Reihe geschaltet sind. Zum anderen beschränkt man sich auf Komponenten, bei denen ein begründeter Verdacht besteht, daß sie abhängig sind (z.B. baugleiche Komponenten, Komponenten im selben Raum, gemeinsam gewartete Komponenten).

Für diese qualitativ ermittelten Komponentengruppen werden dann Zuverlässigkeitskenngrößen (Parameter) eines geeigneten GVA-Modells quantitativ ermittelt.

Die qualitative Analyse wird zu Recht von vielen Autoren für wichtiger als die Quantifizierung eingeschätzt, weil die Zahlenwerte wegen der Schwierigkeiten bei der statistischen Erfassung und Beurteilung der Übertragbarkeit aufgetretener GVA unsicher sind, die qualitative Analyse aber Einblick in die "Verwundbarkeit" der Anlage gegenüber gemeinsamen Ausfallursachen gewährt und damit Möglichkeiten für Gegenmaßnahmen und Verbesserungen aufzeigt.

Mathematische Modelle für GVA

Marshall-Olkin-Modell

Das Marshall-Olkin-Modell ist das allgemeinste der bekannten Modelle für GVA. Abgesehen von der auch für unabhängige Ausfälle zu treffenden Annahme von Ausfallraten oder konstanten Ausfallwahrscheinlichkeiten macht dieses Modell keine weitere Einschränkung über das Verhalten abhängiger Ausfälle. Es geht davon aus, daß jede Ausfallkombination (z.B. der gemeinsame Ausfall der ersten und dritten Komponente einer Vierfach-Redundanzgruppe) mit einer ihr eigenen Ausfallrate (oder -wahrscheinlichkeit) ausfällt. Da somit für jede Ausfallkombination ein eigener Fehlerbaumeingang modelliert wird, führt dieses Modell zu einer erheblichen Aufblähung der Fehlerbäume und dadurch zu Schwierigkeiten bei deren Berechnung. Abb. 1 zeigt den Teilfehlerbaum einer Vierfach-Redundanzgruppe bei Verwendung des Marshall-Olkin-Modells.

Beim **homogenen Marshall-Olkin-Modell**, auch **Basic Parameter Modell** genannt, haben die Fehlerbaumeingänge mit gleichem Ausfallgrad denselben Zahlenwert der Ausfallrate oder -wahrscheinlichkeit, also

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = \lambda_{1v4}$$

$$\lambda_{12} = \lambda_{13} = \lambda_{14} = \lambda_{23} = \lambda_{24} = \lambda_{34} = \lambda_{2v4}$$

$$\lambda_{123} = \lambda_{124} = \lambda_{134} = \lambda_{234} = \lambda_{3v4}$$

$$\lambda_{1234} = \lambda_{4v4}$$

Die Anzahl der benötigten Fehlerbaumeingänge bleibt aber gleich.

Für jedes der anderen in diesem Bericht behandelten Modelle lassen sich Formeln zur Umrechnung in ein äquivalentes homogenes Marshall-Olkin-Modell angeben.

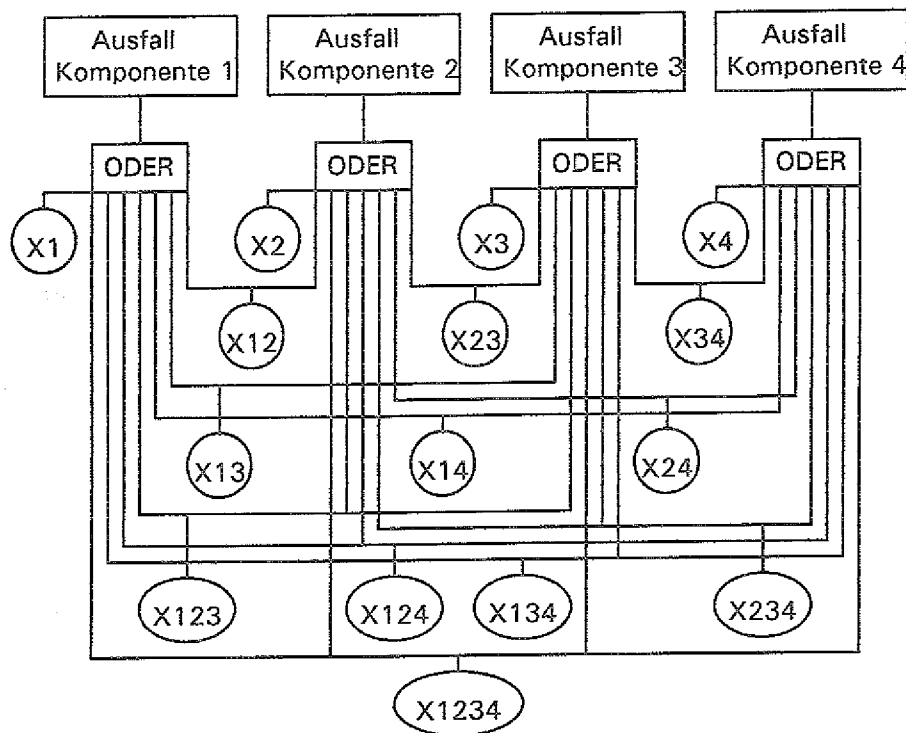


Abb. 1: Teilfehlerbaum einer Vierfach-Redundanzgruppe bei Verwendung des Marshall-Olkin-Modells

Environment - Modell (DFP-Modell, SRA-Modell)

Das Modell wird in [Hug 87] und [Hug 89] vorgestellt. Die Beiträge [Dö 89], [Dö 92] vertiefen das Verständnis dieses Modells unter dem Namen "Stochastic Reliability Analysis".

In [Hug 89] wird dieses Modell "Distributed Failure Probability (DFP) Approach" genannt. Dort wird ausdrücklich erwähnt, daß dieses Modell einen Rahmen ("framework") bilden soll, der etliche andere Modelle als Spezialfall einschließt. Deshalb soll dieses Modell hier ausführlicher dargestellt werden.

Die grundlegende Idee dieses Modells ist die der verallgemeinerten Umgebungsbedingungen, kurz "Environment" genannt. Unter dem Begriff "Environment" werden alle Faktoren zusammengefaßt, die die Ausfallwahrscheinlichkeit einer Komponente beeinflussen. Das sind zunächst einmal alle Einflüsse der physischen Umgebung wie z.B. Temperatur und Feuchte, darüberhinaus aber auch die technischen und organisatorischen Randbedingungen wie z.B. Konstruktions- und Fertigungsqualität, Qualität der Wartung und Betriebsweise. Einige dieser Faktoren (physikalische Umgebung, Wartung) können sich mit der Zeit ändern, andere sind von Anlage zu Anlage unterschiedlich, wobei die konkrete Ausprägung dieser Faktoren für eine *bestimmte* Anlage nicht unbedingt bekannt ist.

Das Modell definiert den Begriff "Environment" so, daß zu einem bestimmten Zeitpunkt in einer bestimmten Anlage eine bestimmte Komponente genau einem "Environment" ausgesetzt ist. Abhängige Ausfälle treten dann auf, wenn für eine gewisse Zeit mehrere Komponenten dem selben "Environment" ausgesetzt sind. Baugleiche Komponenten, die dem selben "Environment" ausgesetzt sind, haben gleiche Ausfallwahrscheinlichkeit oder Ausfallrate.

Die Ausfallwahrscheinlichkeit oder -rate p_{ges} einer Komponente ist die Summe der bedingten Ausfallwahrscheinlichkeit / -rate p_k der Komponente unter der Bedingung des "Environment" k , gewichtet mit der Wahrscheinlichkeit a_k des Auftretens des "Environment" k , summiert über alle n möglichen "Environments". Dabei muß die Summe der Environment-Wahrscheinlichkeiten 1 ergeben:

$$p_{ges} = a_0 \cdot p_0 + \sum_{k=1}^n (a_k \cdot p_k) \quad \text{mit} \quad p_0 = 1 - \sum_{k=1}^n a_k$$

Die Parameter p_{ges} , p_0 und p_k können laut [Hug 89] wahlweise entweder als Ausfallraten oder als Ausfallwahrscheinlichkeiten interpretiert werden. Näheres wird hierzu nicht gesagt.

Die Wahl zwischen Ausfallrate und Ausfallwahrscheinlichkeit ist aber nicht unwichtig, sondern muß vernünftig begründet werden. Wenn nämlich die Parameter p_{ges} , p_0 und p_k als Ausfallraten interpretiert werden, werden bei der Berechnung der Unverfügbarkeit (näherungsweise) Produkte aus Ausfallrate und Zeit mit dem Redundanzgrad potenziert, was zu

einer starken Zeitabhängigkeit der Unverfügbarkeit führt. Werden die Parameter a_0 und a_k als Ausfallraten interpretiert, so ergibt sich nur eine lineare Zeitabhängigkeit der Unverfügbarkeit. Sind schließlich alle Parameter konstante Wahrscheinlichkeiten, so gibt es keine Zeitabhängigkeit der Unverfügbarkeit. Die Zeitabhängigkeit spielt dann eine wesentliche Rolle, wenn das zu analysierende System eine andere Fehlerentdeckungszeit (z.B. jährlicher Test) hat als das System, aus dem die statistischen Beobachtungen für die Parameterschätzung stammen (z.B. monatlicher Test).

Weiter führt, wie wir bei der Diskussion des BFR-Modells sehen werden, eine Mischung von Ausfallwahrscheinlichkeiten und -raten zu inkonsistenten Formeln. Die Aussage, daß die Parameter p_{ges} , p_0 und p_k wahlweise entweder als Ausfallwahrscheinlichkeiten oder als Ausfallraten interpretiert werden können, muß deshalb dahingehend modifiziert werden, daß jeder der Parameter, also auch a_0 und a_k , wahlweise als Ausfallwahrscheinlichkeit oder als *zeitabhängige Unverfügbarkeit*, nicht aber als *Ausfallrate* interpretiert werden kann.

Welche dieser beiden Größen die geeignetere Beschreibung der Realität ist, kann nicht mathematisch, sondern nur durch Auswertung statistischer Beobachtungen oder anhand ingenieurmäßiger Betrachtungen entschieden werden. Z.B. hat die Fertigungsqualität einer Komponente während des Betriebs der Anlage keine Zeitabhängigkeit, hingegen hat das Auftreten von erhöhter Umgebungstemperatur infolge Ausfalls der Klimaanlage den Charakter einer Rate bzw. zeitabhängigen Unverfügbarkeit.

Diese beiden Beispiele zeigen auch, daß der hier definierte Begriff des "Environment" bei der Übertragung von generischen statistischen Erfahrungen auf eine konkrete Anlage Schwierigkeiten macht, weil in einem "Environment" verschiedene Effekte mit unterschiedlicher Abhängigkeit von der Anlagenauslegung und der Zeit zusammengefaßt sind. Zudem müssen bei Verwendung des Environment-Modells Kombinationen zwischen verschiedenen partiellen GVA und unabhängigen Ausfällen mit Hilfe zusätzlicher Fehlerbaumlogik, die negierte Eingänge erfordert, ausgeschlossen werden (siehe Abb. 2).

Die Übertragbarkeit wird einfacher, wenn man den Begriff des "Environment" durch den Begriff des "Einflußfaktors" ersetzt und annimmt, daß mehrere Einflußfaktoren gleichzeitig wirken können, wovon einige zeitabhängig, andere wiederum auslegungsabhängig sind, und jeweils einen bestimmten Anteil an der Ausfallrate oder Ausfallwahrscheinlichkeit hervorrufen, wobei diese Anteile im einfachsten Fall additiv zur Gesamtausfallwahrscheinlichkeit der Komponenten beitragen. Die Summe der Wahrscheinlichkeiten der Einflußfaktoren muß nicht unbedingt $=1$ sein. Nimmt man an, daß jeder dieser Einflußfaktoren mit einer Rate auftritt und die Ausfälle der Komponenten bei Vorliegen eines solchen Einflußfaktors mit einer Ausfallwahrscheinlichkeit beschrieben werden, dann erhält man das in der DRS Phase B verwendete erweiterte BFR-Modell.

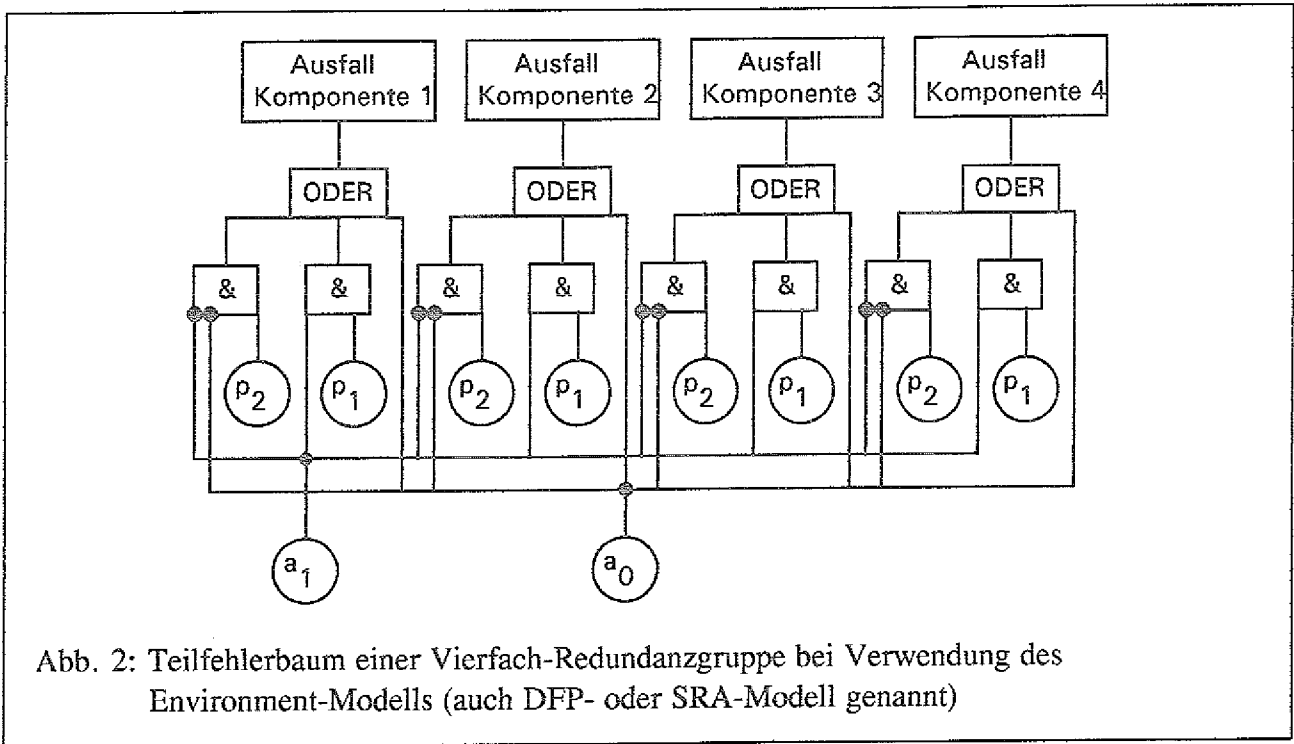


Abb. 2: Teilfehlerbaum einer Vierfach-Redundanzgruppe bei Verwendung des Environment-Modells (auch DFP- oder SRA-Modell genannt)

BFR-Modell

Das Modell wurde von Vesely entwickelt [Ves 77] und von Atwood um einen Anteil für letale Schocks erweitert [Atw 83].

Die Gesamtausfallrate λ_{ges} einer Komponente setzt sich zusammen aus einem Anteil λ_u für unabhängige Ausfälle, einer Rate μ für das Auftreten eines nichtletalen Schocks, wonach die Komponente mit der bedingten Wahrscheinlichkeit p ausfällt, und einer Rate ω für das Auftreten eines letalen Schocks, wonach die Komponente mit der bedingten Wahrscheinlichkeit 1 ausfällt:

$$\lambda_{ges} = \lambda_u + \mu \cdot p + \omega.$$

Das BFR-Modell wird in [Hug 89] dargestellt als Sonderfall des Environment- (DFP-) Modells mit

$$a_0 = 1 - \omega - \mu, p_0 = \lambda_u, a_1 = \mu, p_1 = p, a_2 = \omega, p_2 = 1.$$

Dies ist aber nicht in sich konsistent, denn im Term, der für a_0 steht, werden zwei Größen der Dimension "Ausfallrate" von einer dimensionslosen Größe subtrahiert, und außerdem folgt daraus z.B. (wie in [Hug 89] angegeben) für die Ausfallwahrscheinlichkeit von genau m von m Komponenten:

$$p_{mvm} = [1 - \omega - \mu] \cdot \lambda^m + \mu \cdot p^m + \omega,$$

worin der erste Summand die Dimension "Ausfallrate hoch m " (oder "... $m+1$ ") hat, der zweite und dritte die Dimension "Ausfallrate hoch eins". Die Aussage, daß die Parameter p_{ges} , p_0 und p_k des Environment- (DFP-) Modells wahlweise entweder als Ausfallraten oder als Ausfallwahrscheinlichkeiten interpretiert werden können, muß deshalb dahingehend modifiziert werden, daß jeder der Parameter, also auch a_0 und a_k , wahlweise als konstante Wahrscheinlichkeit oder als *zeitabhängige Unverfügbarkeit*, aber *nicht* als Ausfallrate, interpretiert werden kann, d.h. die genannte Gleichung muß statt dessen lauten:

$$p_{mvm} = [1 - (1 - e^{-\omega t}) - (1 - e^{-\mu t})] \cdot (1 - e^{-\lambda t})^m + (1 - e^{-\mu t}) \cdot p^m + (1 - e^{-\omega t}).$$

Das Gleichheitszeichen gilt nur unter der Bedingung des Environment- (DFP-) Modells, daß zu einem bestimmten Zeitpunkt jeweils nur ein Environment vorliegen kann. Faßt man, wie es im BFR-Modell vorgesehen ist, μ als Eintrittsrate nicht eines Environments, sondern eines Einflußfaktors auf, so muß die Gleichung noch um Kombinationen von k unabhängigen Ausfällen (λ) mit $m-k$ Ausfällen aufgrund des Einflusses μ ergänzt werden:

$$p_{mvm} = (1 - e^{-\lambda t})^m + (1 - e^{-\omega t}) + \sum_{k=0}^{m-1} [(1 - e^{-\lambda t})^k \cdot (1 - e^{-\mu t}) \cdot p^{m-k} \cdot (1 - p)^k].$$

Die folgende Abb. 3 zeigt den Teilfehlerbaum einer Vierfach-Redundanzgruppe bei Verwendung des BFR-Modells.

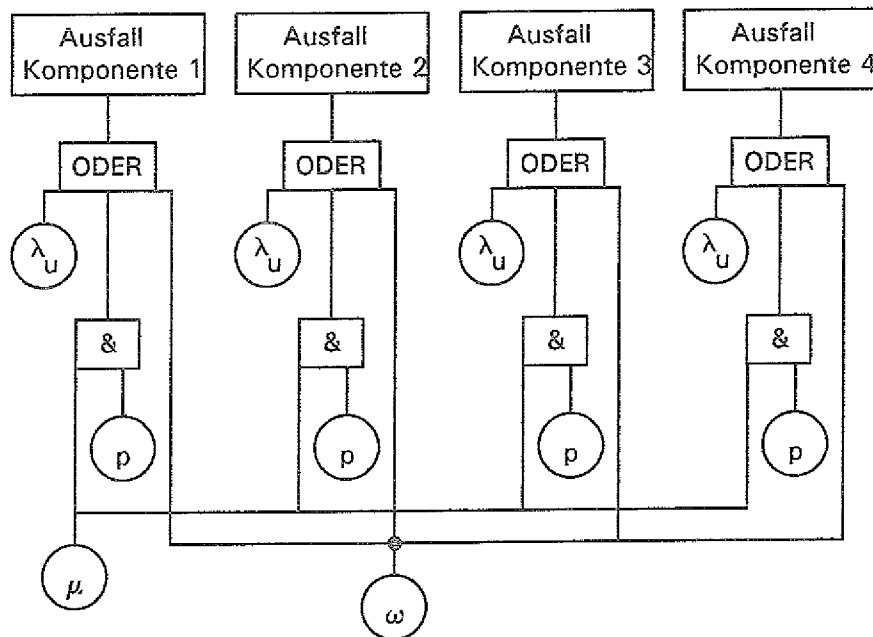


Abb. 3: Teilfehlerbaum einer Vierfach-Redundanzgruppe bei Verwendung des BFR-Modells

Erweitertes BFR-Modell (DRS Phase B)

Die Erweiterung erwies sich als erforderlich, weil die Auswertung aufgetretener GVA zeigte, daß es verschiedene Ursachen für GVA gibt, von denen einige einen niedrigen, andere einen hohen Kopplungsparameter p aufweisen. Dies zeigt sich in der Praxis darin, daß bei einigen hochredundanten Systemen (8 oder mehr Stränge) einerseits Vorkommnisse beobachtet wurden, bei denen wenige (2 oder 3) Komponenten gleichzeitig ausfielen, andererseits Vorkommnisse, bei denen die Hälfte der Komponenten oder mehr gleichzeitig ausfielen.

Das einfache BFR-Modell, das eine einfache Abhängigkeit der Ausfallrate von der Anzahl der gleichzeitig ausgefallenen Komponenten annimmt, kann besonders bei hohem Redundanzgrad diese Verhältnisse nicht realistisch genug abbilden. Eine realistischere Modellierung kann dadurch erreicht werden, daß mehrere Beiträge mit jeweils anderer Schockrate und zugehörigem Kopplungsfaktor vorgesehen werden:

$$\lambda_{ges} = \lambda_u + \sum_{k=1}^n (\mu_k \cdot p_k) \quad \text{mit dem Sonderfall } \mu_k = \omega \text{ wenn } p_k = 1$$

In den Fehlerbaum wird dann wie beim homogenen Marshall-Olkin-Modell für jede Ausfallkombination die entsprechende Wahrscheinlichkeit (mittlere Unverfügbarkeit)

$$U_{ivm} = T_{erk} \cdot \sum_{k=1}^n [\mu_k \cdot p_k^i \cdot (1 - p_k)^{m-i}] \quad \text{für } 2 \leq i \leq m$$

eingesetzt. Dabei ist T_{erk} die "Fehlererkennungszeit", d.h. die Zeit, während der ein aufgetretener GVA unerkant vorliegen kann. In der DRS-B wurde dabei nicht, wie sonst bei der Berechnung der zeitgemittelten Unverfügbarkeit üblich, die halbe, sondern die ganze Dauer der Fehlererkennungszeit angesetzt, um zu berücksichtigen, daß nicht alle GVA beim Test erkannt werden. Das ist gleichbedeutend mit der Annahme, daß von den GVA ein größerer Anteil beim Test nicht erkannt wird als von den unabhängigen Ausfällen. Ob dies zutrifft, kann hier nicht beurteilt werden.

SRA-Modell

Das Modell wurde von Dr. Feigel und Dr. Fabian (Siemens/KWU) vorgeschlagen als eine Realisation (ein Spezialfall) des Environment- (DFP-) Modells [Hug 89] mit genau drei verschiedenen Environments. Jeder Komponente wird eine Ausfallwahrscheinlichkeit p_{ges} zugeordnet, die sich aus drei Anteilen zusammensetzt:

- Einen Anteil a_2 mit Ausfallwahrscheinlichkeit p_2 für "normales", unabhängiges Ausfallverhalten,
- einen Anteil a_1 mit Ausfallwahrscheinlichkeit p_1 als erhöhte Ausfallwahrscheinlichkeit bei Vorliegen besonderer Bedingungen (Auslegungsfehler, erhöhte Umgebungsbelastungen etc.),
- einen Anteil a_0 mit Ausfallwahrscheinlichkeit 1 für gemeinsame Ausfälle infolge vollständiger (physischer) Kopplung.

Dabei muß die Summe $a_0 + a_1 + a_2 = 1$ betragen. — Also:

$$p_{\text{ges}} = a_2 \cdot p_2 + a_1 \cdot p_1 + a_0 \quad \text{mit} \quad a_2 + a_1 + a_0 = 1$$

Schätzung der Modellparameter

Homogenes Marshall-Olkin-Modell

Die Parameter des homogenen Marshall-Olkin-Modells werden auf die übliche Weise wie Ausfallraten oder Ausfallwahrscheinlichkeiten geschätzt, indem die Quotienten gebildet werden aus der Anzahl der beobachteten Vorkommnisse (erhöht um 1 für den Erwartungswert) und der Beobachtungszeit bzw. der Anzahl der Anforderungen. Dabei ist die Anzahl der möglichen Kombinationen zu berücksichtigen: Sei

T_B die Beobachtungszeit eines viersträngigen Systems,

n_1 die Anzahl der beobachteten Einzelausfälle,

n_2 die Anzahl der beobachteten Zweifachausfälle,

n_3 die Anzahl der beobachteten Dreifachausfälle,

n_4 die Anzahl der beobachteten Vierfachausfälle.

Dann ist

$$\overline{\lambda_{1 \vee 4}} = \frac{n_1 + 1}{4 \cdot T_B}; \quad \overline{\lambda_{2 \vee 4}} = \frac{n_2 + 1}{6 \cdot T_B}; \quad \overline{\lambda_{3 \vee 4}} = \frac{n_3 + 1}{4 \cdot T_B}; \quad \overline{\lambda_{4 \vee 4}} = \frac{n_4 + 1}{T_B}$$

BFR-Modell

In [Ves 77] und [Atw 80] sind Methoden zur Schätzung der Parameter μ und p angegeben. Der Maximum-Likelihood-Schätzer für p läßt sich nicht geschlossen angeben. Ein einfaches Verfahren beruht darauf, daß man sich mittels eines Computers die Likelihoodfunktion grafisch anzeigen oder plotten läßt. Die Likelihoodfunktion ist

$$L(p, n_{i_{\min}}, \dots, n_m) = \frac{\sum_{i=i_{\min}}^m n_i}{\prod_{i=i_{\min}}^m n_i} \cdot \prod_{i=i_{\min}}^m \left[\frac{\binom{m}{i} p^i (1-p)^{m-i}}{C(p)} \right]^{n_i}$$

$$\text{mit } C(p) = 1 - \sum_{i=0}^{i_{\min}-1} \binom{m}{i} \cdot p^i \cdot (1-p)^{m-i}$$

Der Maximum-Likelihood-Schätzwert von p ist der Wert von p , bei dem die Funktion $L(p)$ maximal wird. Da der erste Quotient unabhängig von p ist, genügt es zu fordern

$$L^*(p, n_{i_{\min}}, \dots, n_m) = \prod_{i=i_{\min}}^m \left[\frac{\binom{m}{i} p^i (1-p)^{m-i}}{C(p)} \right]^{n_i} = \max$$

$$\text{mit } C(p) = 1 - \sum_{i=0}^{i_{\min}-1} \binom{m}{i} \cdot p^i \cdot (1-p)^{m-i}$$

wobei

- p der gesuchte Parameter des BFR-Modells,
- n_i die Anzahl beobachteter Vorkommnisse mit Ausfall von jeweils genau i von m Komponenten, $i \in \{i_{\min}, \dots, m\}$,
- $i_{\min}$ die kleinste Anzahl gleichzeitiger Ausfälle, die als GVA erkannt werden kann (ist entweder $=1$ oder $=2$),
- m der Redundanzgrad des beobachteten Systems ist.

Das Maximum läßt sich aus dem geplotteten Graph dieser Funktion leicht bestimmen, wenn man die Funktion nach einem ersten Überblick über das Intervall $(0,1)$ in einer kleinen Umgebung des Maximums in hoher Auflösung nochmals anzeigen läßt. Damit läßt sich das Maximum hinreichend genau bestimmen und - im Gegensatz zu einer numerischen Suche des Maximums - auch erkennen, wie scharf oder unscharf das Maximum ist und ob nicht etwa ein numerischer Fehler im Rechenverfahren aufgetreten ist. Ein entsprechendes Rechenprogramm steht zur Verfügung.

Die Maximum-Likelihood-Schätzung von p hat den Nachteil, daß sie relativ empfindlich ist gegenüber Unsicherheiten bei der Einstufung der Beobachtungen in unabhängige Ausfälle, nichtletale und letale Schocks. Dies gilt in besonderem Maß dann, wenn nur einige Vorkommnisse mit wenigen gleichzeitig ausgefallenen Komponenten (≤ 2 von m) beobachtet wurden. Unempfindlicher ist demgegenüber das Verfahren, zunächst die Parameter des homogenen Marshall-Olkin-Modells zu schätzen und daraus die BFR-Parameter zu ermitteln [Hen 85].

Ein aus der Beobachtung eines 4-strängigen Systems quantifiziertes homogenes Marshall-Olkin-Modell mit den vier Raten λ_{1v4} , λ_{2v4} , λ_{3v4} und λ_{4v4} läßt sich ohne Verlust der Genauigkeit durch ein BFR-Modell mit den vier Parametern λ_u , μ , p und ω ersetzen. Aus

$$\begin{aligned}\lambda_{1v4} &= \lambda_u + \mu \cdot p \cdot (1-p)^3 \\ &\approx \lambda_u\end{aligned}$$

$$\lambda_{2v4} = \mu \cdot p^2 \cdot (1-p)^2 ;$$

$$\lambda_{3v4} = \mu \cdot p^3 \cdot (1-p) ;$$

$$\lambda_{4v4} = \mu \cdot p^4 + \omega$$

ergibt sich

$$\frac{\lambda_{3v4}}{\lambda_{2v4}} = \frac{p}{1-p} \Rightarrow p = \frac{1}{\frac{\lambda_{2v4}}{\lambda_{3v4}} + 1}$$

$$\mu = \frac{\lambda_{2v4}}{p^2 (1-p)^2}$$

$$\omega = \lambda_{4v4} - \mu \cdot p^4$$

$$\lambda_u \approx \lambda_{1v4}$$

Aus der Beobachtung eines Systems mit mehr als vier Strängen lassen sich die Parameter des BFR-Modells mittels Regression bestimmen. Das Regressionsverfahren basiert auf der Tatsache, daß die Ausfallrate λ_{ivm} für den Ausfall einer Gruppe von i aus m Komponenten exponentiell von der Anzahl i der ausgefallenen Komponenten abhängt. Die Formel

$$\lambda_{ivm} = \mu \cdot p^i \cdot (1-p)^{m-i}$$

läßt sich durch Logarithmieren in eine lineare Gleichung umformen:

$$\begin{aligned}\log(\lambda_{ivm} \cdot 10^6 \text{ h}) &= \log(\mu \cdot 10^6 \text{ h}) + i \cdot \log(p) + (m-i) \cdot \log(1-p) \\ &= [\log(p) - \log(1-p)] \cdot i + \log(\mu \cdot 10^6 \text{ h}) + m \cdot \log(1-p) \\ &= a \cdot i + b\end{aligned}$$

mit

$$a = \log(p) - \log(1-p)$$

$$b = \log(\mu \cdot 10^6 \text{ h}) + m \cdot \log(1-p)$$

Aus den Wertepaaren $\{i; \log(\lambda_{ivm} \cdot 10^6 h)\}$ lassen sich mit einem Standard-Regressionsverfahren die Parameter a und b der Funktion $\log(\lambda_{ivm} \cdot 10^6 h) = y = a \cdot i + b$ bestimmen und daraus die Parameter p und μ errechnen.

Erweitertes BFR-Modell (DRS Phase B)

Ausgehend von einem Satz von Vorkommnissen, die als auf die Referenzanlage übertragbar eingestuft wurden, wird für jede gemeinsame Ausfallursache der Kopplungsfaktor p_k ermittelt als Quotient aus Anzahl ausgefallener Komponenten und Anzahl der Komponenten, die aufgrund der vorgelegenen Ursache hätten ausfallen können. Die dazugehörige Rate μ_k wird ermittelt als Quotient aus Anzahl der Vorkommnisse und Beobachtungszeit, dividiert durch den Korrekturfaktor $C(p_k; i_{\min}; m_k)$. Der Korrekturfaktor berücksichtigt, daß der Parameter μ des BFR-Modells die Rate *aller* Schocks ist, auch derjenigen, die zu keinem oder nur einem Komponentenausfall führen, während der Quotient aus Anzahl der Vorkommnisse und Beobachtungszeit nur die Rate der *beobachtbaren* Schocks ist. *Prinzipiell* sind nur Schocks beobachtbar, die mindestens *einen* Ausfall verursachen ($i_{\min}=1$), *meist* sind sogar nur Schocks beobachtbar, die mindestens *zwei* Ausfälle verursachen ($i_{\min}=2$), weil Einzelausfälle aufgrund von Schocks oft nicht von unabhängigen Einzelausfällen unterschieden werden können.

Die folgende Tabelle zeigt, wie aus jedem Typ k von Vorkommnis ein eigener Kopplungsfaktor p_k und eine eigene Schockrate μ_k ermittelt wird. Der Parameter p_k ist als erster zu ermitteln, weil er für die Berechnung des Korrekturfaktors C benötigt wird, der in die Schätzung der Schockrate μ_k eingeht.

Beobachtungszeit T_B				Modellparameter
Anzahl Vor- komm- nisse		Anzahl tatsächlich ausge- fallener Komp.	maximal mögliche Anzahl ausgef. Komp.	

j_1 Vorkommnisse vom Typ 1

j_1	T_B	i_1	m_1	$p_1 = \frac{i_1}{m_1}$ $\mu_1 = \frac{j_1}{T_B \cdot C(p_1, n_{\min}, m_1)}$
-------	-------	-------	-------	---

... ..

j_n Vorkommnisse vom Typ n

j_n	T_B	i_n	m_n	$p_n = \frac{i_n}{m_n}$ $\mu_n = \frac{j_n}{T_B \cdot C(p_n, n_{\min}, m_n)}$
-------	-------	-------	-------	---

Die Formel für den Korrekturfaktor $C(p; i_{\min}; m)$ lautet:

$$C(p, i_{\min}, m) = 1 - \sum_{i=0}^{i_{\min}-1} \left[\binom{m}{i} \cdot p^i \cdot (1-p)^{m-i} \right]$$

wobei $i_{\min}$ die kleinste beobachtbare Anzahl gleichzeitiger Ausfälle ist.

Es ergibt sich als Gesamtausfallrate einer Komponente:

$$\lambda_{ges} = \lambda_u + \sum_{k=1}^n (\mu_k \cdot p_k)$$

Die Formel $p_k = \frac{i_k}{m_k}$ ist wesentlich einfacher anzuwenden, ergibt aber etwas größere Werte für p als die Maximum-Likelihood-Schätzung. Größere Werte von p erhöhen die vom Modell berechneten Wahrscheinlichkeiten für die höheren Ausfallgrade und verringern die Wahrscheinlichkeiten für die kleinen Ausfallgrade.

SRA-Modell

Die von Dr. Feigel und Dr. Fabian (Siemens/KWU) vorgeschlagenen Modellparameter gehen von Richtwerten aus, die subjektiv geschätzt werden:

Der Anteil a_0 wird als linear abhängig vom Testintervall angenommen mit einer Untergrenze von $1,3 \cdot 10^{-5} \cdot T_T / 8760h$ (für aktive Komponenten),
die bei Vorliegen von Faktoren wie

- räumliche Nachbarschaft ohne angemessene Barrieren,
 - mögliche menschlicher Fehlhandlung (gemeinsame Wartung)
- um einen jeweils zu bestimmenden Faktor erhöht wird.

Dies würde näherungsweise einer Rate für "letale Schocks" von $\omega = 3 \cdot 10^{-9}/h$ entsprechen.

Die Parameter a_1 und p_1 werden pauschal auf $a_1 = 0,05$, $p_1 = 10 \cdot p_2$ festgelegt.

Aus $a_0 + a_1 + a_2 = 1$ und $p_{ges} = a_0 + a_1 \cdot p_1 + a_2 \cdot p_2$ folgt

$$a_2 \approx 0,95 \text{ und } p_2 = \frac{p_{ges} - a_0}{a_2 + 10 \cdot a_1} = \frac{p_{ges}}{1,45},$$

wobei p_{ges} die aus statistischen Beobachtungen bekannte Gesamtausfallwahrscheinlichkeit einer Komponente ist.

Diese Bestimmung der Modellparameter ist nicht zu empfehlen, weil sie zu wenig auf statistischen Beobachtungen abgestützt ist.

Anwendungsbeispiel

Das folgende Beispiel zeigt den Unterschied zwischen (fiktiven) beobachteten und den vom einfachen und von zwei erweiterten BFR-Modellen berechneten Ausfallhäufigkeiten.

Angenommen, es lägen folgende Beobachtungen vor:

Anzahl gleichzeitig ausgefallener Komponenten	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Anzahl beobachteter Vorkommnisse	10	5	0	0	0	2	1	2	0

Es wird angenommen, daß durch Schocks verursachte Einzelausfälle nicht von unabhängigen Ausfällen unterschieden werden können ($i_{\min}=2$).

Bei allen Modellen wird zur Berechnung der prognostizierten Häufigkeiten die gleiche Beobachtungszeit T angenommen, die den fiktiven "Beobachtungen" zugrunde liegt. Damit können die von verschiedenen Modellen *berechneten* Häufigkeiten untereinander und mit den "beobachteten" Häufigkeiten der Ausfallkombinationen verglichen werden.

Für das einfache BFR-Modell ergibt sich mittels Maximum-Likelihood-Schätzung ein Koppelungsparameter $p=0,35$. Einschließlich der nicht beobachtbaren Schocks ergibt sich eine Gesamtzahl von 21,9 Schocks und damit eine Schockrate von $21,9/T$. Die folgende Grafik (Abb. 4) vergleicht die fiktiven "beobachteten" Häufigkeiten mit den vom einfachen BFR-Modell prognostizierten. Man sieht, daß für diesen Fall eines Systems mit hohem Redundanzgrad das einfache BFR-Modell keine zufriedenstellende Approximation der "Realität" ist.

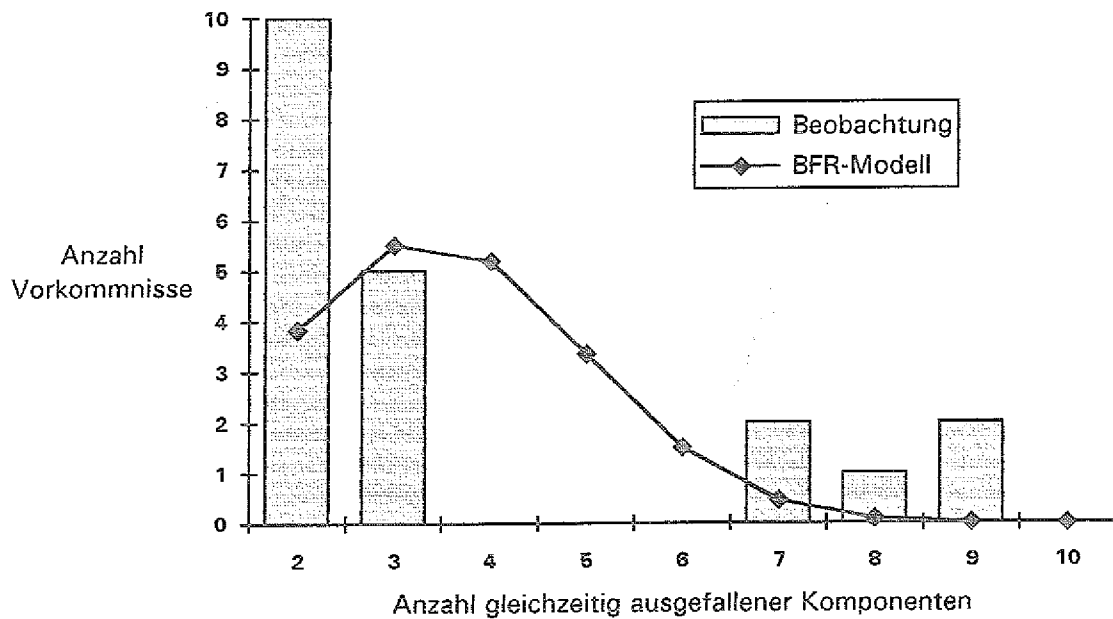


Abb. 4: Häufigkeit von Mehrfachausfällen in Abhängigkeit von der Anzahl gleichzeitig ausgefallener Komponenten:
Vergleich beobachteter Häufigkeiten mit den vom einfachen BFR- Modell (Maximum-Likelihood-Parameterschätzung) vorausgesagten Häufigkeiten.

Für das erweiterte BFR-Modell mit 2 Ausfalltypen werden die Beobachtungen in zwei Kollektive aufgeteilt, und zwar

- 1.) die 15 Vorkommnisse mit 2 oder 3 gleichzeitig ausgefallenen Komponenten,
- 2.) die 5 Vorkommnisse mit 7, 8 und 9 gleichzeitig ausgefallenen Komponenten.

Mittels Maximum-Likelihood-Schätzung ergibt sich einschließlich der nicht beobachtbaren Schocks eine Gesamtzahl von 61,8 Schocks,

ein Anteil mit $\mu_1 = 56,8/T$ und $p_1 = 0,1$ und

ein Anteil mit $\mu_2 = 5,0/T$ und $p_2 = 0,8$.

Die folgende Grafik (Abb. 5) vergleicht die fiktiven "beobachteten" Häufigkeiten mit den vom erweiterten BFR-Modell (2 Ausfalltypen) prognostizierten. Man sieht, daß dieses Modell eine zufriedenstellende Approximation der "Realität" ist.

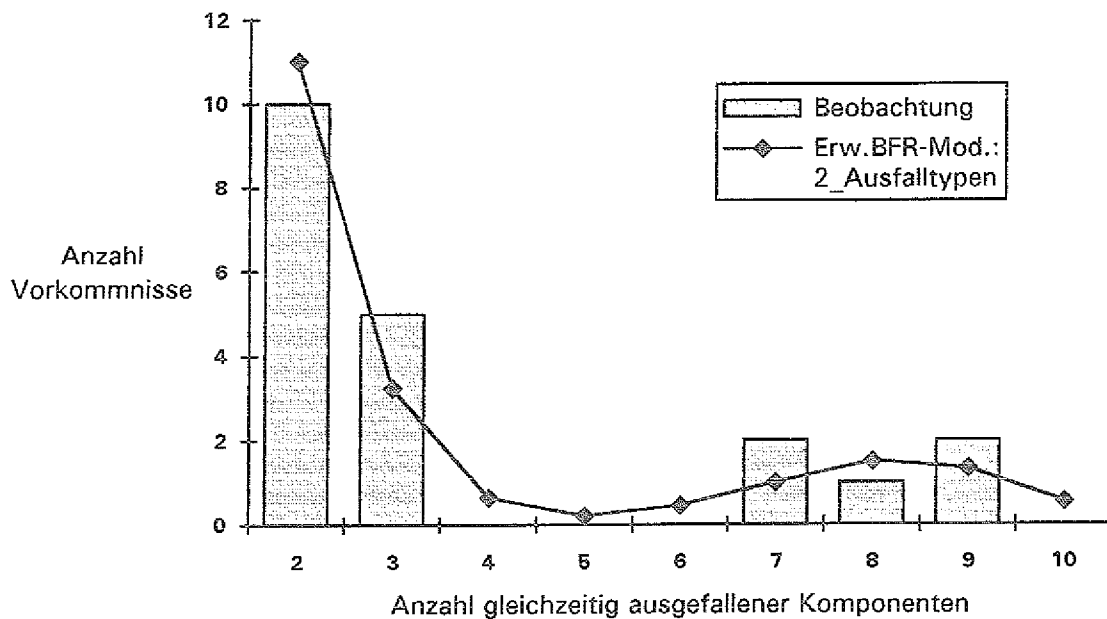


Abb. 5: Häufigkeit von Mehrfachausfällen in Abhängigkeit von der Anzahl gleichzeitig ausgefallener Komponenten:
Vergleich beobachteter Häufigkeiten mit den vom erweiterten BFR-Modell (2 Ausfalltypen, Maximum-Likelihood-Parameterschätzung) vorausgesagten Häufigkeiten.

Bei einem Vorgehen wie in der DRS-B (jeder Ausfallgrad wird getrennt ausgewertet) erhält man das erweiterte BFR-Modell mit 5 Ausfalltypen. Aus den angegebenen, vereinfachten Schätzformeln ergibt sich die Werte in der folgenden Tabelle. Einschließlich der nicht beobachtbaren Schocks ergibt sich für die einfache Schätzung eine Gesamtzahl von 26,9 Schocks.

Modell DRS-B, einfache Parameterschätzung					
Parameter p_i	0,2	0,3	0,7	0,8	0,9
Schockrate μ_i	16,02/T	5,88/T	2,00/T	1,00/T	2,00/T

Bei den Anteilen, die aus den Beobachtungen mit kleinen Ausfallgraden (2, 3) herrühren, macht sich die Erhöhung durch den Korrekturfaktor C bemerkbar, welcher berücksichtigt, daß bei kleinem p ein Teil der Schocks zu überhaupt keinen Ausfällen führt.

Wie aus Abb. 6 zu ersehen ist, führt diese Parameterschätzung nicht zu der bestmöglichen Anpassung. Es wurde daher versucht, die Parameter unter Beibehaltung der Aufteilung mittels Maximum-Likelihood-Schätzung zu bestimmen. Man erhält damit für den

Ausfallgrad 3 einen Parameter $p=0,24$ anstelle von $p=0,3$. Für den Ausfallgrad 2 ist der Max.-Likel.-Schätzwert unbestimmbar. Das liegt daran, daß man die Anzahl der Schocks, die zu keinem oder nur einem Ausfall geführt haben, definitionsgemäß nicht kennt. Mittels Ausprobieren ergibt sich für diesen Anteil die beste Anpassung mit $p=0,1$. Einschließlich der nicht beobachtbaren Schocks erhält man damit eine Gesamtzahl von 49,7 Schocks.

Modell DRS-B, Maximum-Likelihood-Parameterschätzung					
Parameter p_i	0,1	0,24	0,7	0,8	0,9
Schockrate μ_i	37,89/T	6,82/T	2,00/T	1,00/T	2,00/T

Die folgende Grafik (Abb. 6) vergleicht die fiktiven "beobachteten" Häufigkeiten mit den vom erweiterten BFR-Modell (5 Ausfalltypen) prognostizierten. Man sieht, daß die Maximum-Likelihood-Parameterschätzung vor allem bei kleinen Ausfallgraden die "Realität" besser approximiert als die einfache Schätzung.

Trotzdem scheint aber die Anpassung durch das weiter oben beschriebene Modell mit nur zwei Ausfalltypen besser zu sein als die Anpassung durch das Modell mit 5 Ausfalltypen. Das liegt vermutlich daran, daß das in der DRS Phase B verwendete Modell bei der Parameterschätzung mit jedem Anteil nur die Beobachtungen jeweils eines einzigen Ausfallgrads zu approximieren versucht, dieser Anteil bei der Anwendung aber über alle Ausfallgrade "verschmiert" wird, was man daran erkennt, daß dieses Modell (siehe Abb. 6) für die Ausfallgrade 4, 5 und 6 eine größere Häufigkeit berechnet als das Modell mit nur zwei Ausfalltypen (siehe Abb. 5). In der Praxis wird dieser Unterschied vermutlich in den meisten Fällen eine geringere Rolle spielen, da das hier gezeigte Beispiel bewußt so gewählt wurde, um die Unterschiede der einzelnen Modelle zu verdeutlichen.

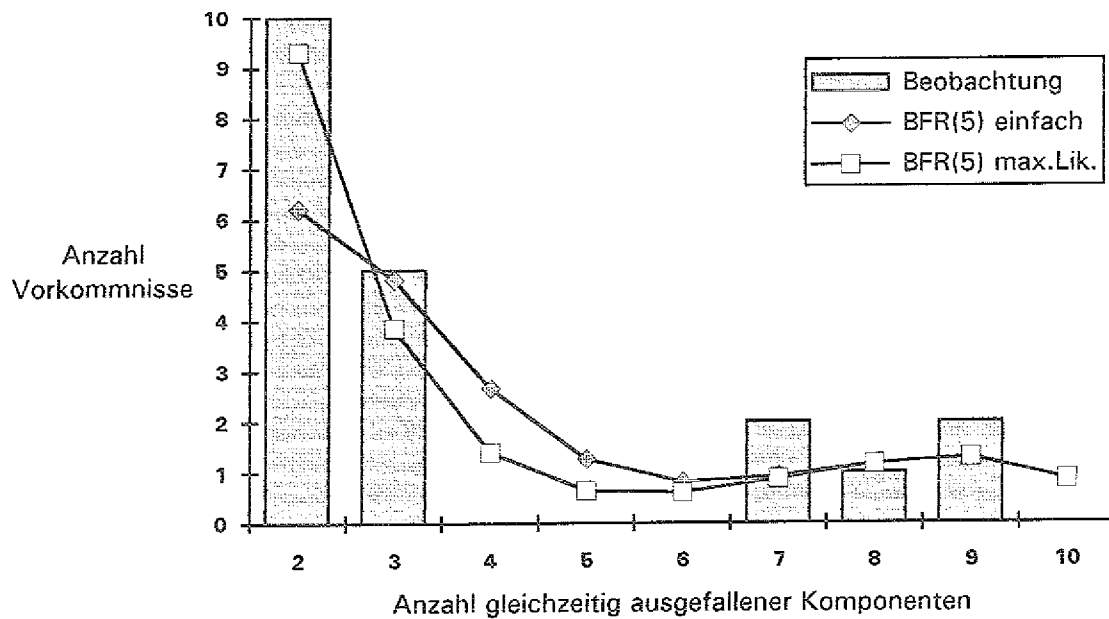


Abb. 6: Häufigkeit von Mehrfachausfällen in Abhängigkeit von der Anzahl gleichzeitig ausgefallener Komponenten:
Vergleich beobachteter Häufigkeiten mit den von zwei erweiterten BFR-Modellen (5 Ausfalltypen, einfache / Maximum-Likelihood-Parameterschätzung) vorausgesagten Häufigkeiten.

Literatur

- [Ves 77] Vesely, W. E., Estimating Common Cause Failure Probabilities in Reliability and Risk Analyses: Marshall-Olkin Specializations.
Intern. Conference on Nuclear Systems Reliability Engineering and Risk Assessment, Gatlinburg, Tennessee, June 20-24, 1977. In:
Nuclear Systems Reliability Engineering and Risk Assessment, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, Penn., 1977, pp. 314-341
- [Atw 80] Atwood, C. L., Estimators for the Binomial Failure Rate Common Cause Model. Report EGG-EA-5112, EG&G Idaho, Inc., Idaho Falls, March 1980.
- [Atw 83] Atwood, C. L., Data Analysis Using the Binomial Failure Rate Common-Cause Model. Report EGG-2271=NUREG/CR-3437, EG&G Idaho, Inc., Idaho Falls, 1983.
- [Hen 85] Hennings, W., Mertens, J., Methodische Behandlung Abhängiger Ausfälle in Risikostudien. Interner Bericht KFA-ISF-IB-2/85, Jan. 1985; veröffentlicht als Jül-Spez-405, Juni 1987
- [Hug 87] Hughes, R.P., A New Approach to Common Cause Failure.
Reliability Engineering 17 (1987) 211-236
- [Hug 89] Hughes, R.P., A Framework for Dependent Failure Analysis.
Reliability Engineering & System Safety 24 (1989) 139-149
- [Dö 89] Dörre, P., Basic Aspects of stochastic reliability analysis for redundancy systems.
Reliability Engineering & System Safety 24 (1989) 351-376
- [Dö 92] Dörre, P., Dependent Failure - a Multiple-State Stochastic Description.
Reliability Engineering & System Safety 35 (1992) 225-234

1. *Phragmites australis* (Cav.) Trin. ex Steud.

1. The first part of the document is a list of the names of the persons who have been appointed to the various positions of the Board of Directors of the Corporation.

2. The second part of the document is a list of the names of the persons who have been appointed to the various positions of the Board of Directors of the Corporation.

3. The third part of the document is a list of the names of the persons who have been appointed to the various positions of the Board of Directors of the Corporation.

Jül-2631

Juni 1992

ISSN 0366-0885