

전기전자 시스템 신뢰성 예측 방법론 217Plus™의 개요

Overview of the 217Plus™, Electronic System Reliability Prediction Methodology

전 태 보*
Jeon, Tae-Bo

Abstract

MIL-HDBK-217 has widely been used for electronics reliability predictions. Recently, the 217Plus™ has been developed by DoD RIAC and may replace MIL-HDBK-217. A overview of the 217Plus™ has been performed in this paper. We first reviewed the overall concepts and reliability prediction procedures. We then explained the component models and the system level model with process grading concepts. Bayesian approach incorporating field data into the predicted failure rate is another feature of this methodology..

키워드 : 신뢰도예측, MIL-HDBK-217, 217-Plus, 프로세스 등급화, 베이지안
Keywords : reliability prediction, MIL-HDBK-217, 217-Plus, process grading, Bayesian

1. 서론

전기전자 시스템의 신뢰성 예측에 있어 MIL-HDBK-217[1]이 대표적 규격으로서 세계적으로 활용되어 왔다. 최근 이의 새로운 버전인 217Plus™ [2,3] (이하 217-Plus로 표기)이 DoD RIAC (Reliability Information Analysis Center) 에 의해 개발, 출시되었으며 기존의 MIL-HDBK-217을 공식적으로 대체하는 방법론으로서 널리 활용될 전망이다. MIL-HDBK-217을 포함한 전통적인 신뢰성 예측 방법들은 주로 부품을 기반으로 하며 부품들의 수명이 지수분포(exponential distribution)를 기반으로 하였으며 시스템 고장률은 부품 고장률의 단순한 합으로 정의되는 한계를 가진다.

217-Plus는 부품들을 기반으로 하는 전통적인 예측 방법인 MIL-HDBK-217과 달리 부품모형, 시스템 모형, 그리고 필드데이터의 통합과 관련한 Bayesian 기법 등으로 이루어져 있으며 이론적 기반 또한 복잡하다.

본 연구에서는 217-Plus의 전반적인 내용을 고찰하며 이를 통한 세부 내용에 대한 이해와 활용성을 제고한다. 제 2절에서는 217-Plus의 전반적인 개요와 예측 절차에 대하여 고찰한다. 제 3절과 4절에서는 부품 및 시스템 차원의 모형과 신뢰성 평가방법에 대하여 고찰한다. Bayesian 개념이 시스템 차원의 방법론으로서 중요하며 이에 대한 개괄적인 내용을 포함한다. 217-Plus의 개발 배경과 과정, 타 규격과의 비교 등도 중요하나 지면 관계상 설명을 생략한다. 마지막으로, 향후의 연구에 대한 제언을 한다.

* 강원대학교 산업공학과 교수, 공학박사

2. 217 Plus의 신뢰도 예측 절차

그림 1이 217-Plus 방법론의 핵심 구조 및 적용 절차를 도시한다. 그림에서 보듯이 전체적으로 좌측의 부품(component) 부분과 우측의 시스템(system) 부분으로 구분하여 고려한다.

첫 단계는 시스템을 구성하는 개별 부품에 대한 고장률의 산출이다. 이를 위하여 i) 217-Plus에서 제공하는 부품 신뢰도 예측 모형 (component models) (RIACRates라고도 한다) ii) RIAC 데이터베이스의 경험적인 고장률 데이터, 또는 iii) 기타의 사용자 정의 데이터를 이용한다.

217-Plus의 이전 버전인 PRISM[4,5]에서는 총 6가지 부품 (Capacitor, Diode, Integrated circuit (monolithic only), Resistor, Thyristor, Transistor) 들의 고장률 모형이 제공되었으며 이들 외의 부품들에 대해서는 필연적으로 다른 모형이나 방법으로 신뢰도를 산출하여야 했다. 217-Plus에서는 이들을 12가지 부품 모형들 (다음 절에 제시)로 확장하여 중요한 전자 부품들이 대부분 포함되도록 하였다. 동시에, PRISM에서의 각 부품 모형들도 약간씩 수정되었다. 또한, RIAC에서는 필드에서의 다양한 신뢰성 데이터를 수집, 데이터베이스화하여 왔으며 이들을 근거로 경험적인 고장률 데이터를 산출하여 제공한다. 그간 수집/누적된 전자부품 경험적 데이터는 EPRD (Electronic Parts Reliability Data)로 데이터베이스화 되어, 사용자들에게 제공하고 있어 이들을 활용하여 다양한 부품들에 대한 고장률을 산출할 수 있다. 마지막으로, 고려하고자 하는 부품의 신뢰도 산출에 있어 상술한 부품 모형이나 RIAC 데이터베이스가 좋은 기준치를 제공하거나 이들을 사용함에 불편할 수 있고 또는 자사의 모형과 경험데이터 등이 있을 때는 이를 사용하여 부품 신뢰도를 산출할 수 있다. 물론, 이에선 전통적인 신뢰도 예측 방법들이 활용될 수도 있다.

일단 부품 수준에서의 모든 고장률이 산정되면 이를 이용하여 시스템 수준의 고장률을 산출한다. 이는 시스템을 구성하는 부품들의 기능적 구조형태에 의존한다. BOM (bill of materials)과 같은 구조도가 활용될 수 있다. 부품들이 기능적으로 독립이고 각각 지수분포 수명 특성을 따른다면 시스템 고장률은 이들의 합으로 도출된다. 이 경우 MIL-HDBK-217 등의 전통적 방법과 동일한 셈이다. 구조적 형태가 직렬이 아니거나 기능적으로 독립이 아닐 경우 시스템 고장률 산출이 복잡할 수 있다. 이렇게 부품 고장률을 중심으로 구한 시스템 차원의 고장률을 시스템의 고장률 “초기 평가치 (IA: initial assessment)”라하며 λ_{IA} 로 정의된다.

다음 단계는, 시스템 수준의 고장률 초기평가치를 개선해 가며 이를 λ_p 로 정의한다. 즉, λ_p 는 부품고장률을 바탕으로 평가한 λ_{IA} 에 추가로 시스템 수준의 평가를 통하여 얻어지며, 이 평가는 비부품관련 요소들인 설계, 제조, 품질, 시스템관리 등을 포함한 제조시스템내 여러 프로세스들을 평가하며 관련 팩터 값들을 산출하여 식 (1)에 의해 신뢰도를 개선해 간다. 이 식의 $f(\Pi)$ 는 여러 관련 팩터들의 곱과 합으로 구성되며 세부 내용은 4절에서 논한다. 다양하게 구성된 질문들에 답하며 이들의 점수화 통하여 등급을 결정하고 팩터 값들을 결정하거나, Infant mortality와 환경 팩터들은 주어진 온도 및 진동과 관련한 스트레스 값의 입력으로 팩터 값을 계산한다.

$$\lambda_p = \lambda_{IA} \cdot f(\Pi) + \lambda_{SW} \quad (1)$$

단, λ_p - 시스템의 예측 고장률

$f(\Pi)$ - 여러 팩터들의 함수 (4절 참조)

λ_{SW} - 소프트웨어 고장률

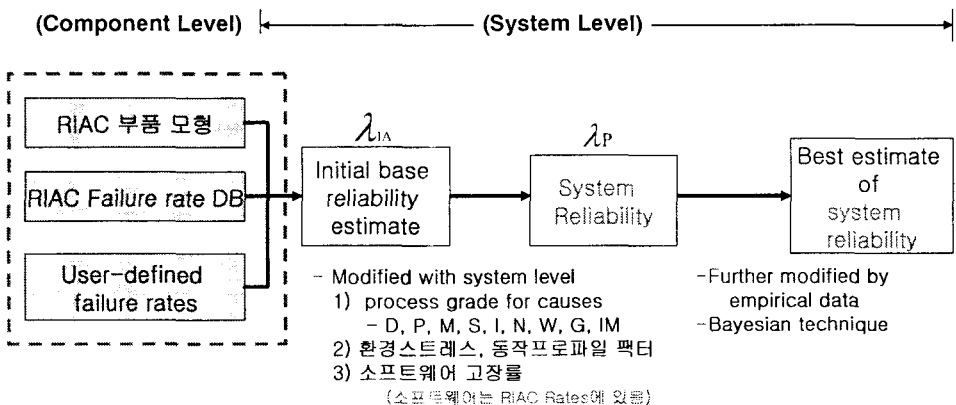


그림 1 시스템 고장률 산출 과정

소프트웨어 또한 근래의 전자시스템 신뢰도 측면의 중요한 요소이며 대상시스템에 수반된 소프트웨어 고장률을 산정한 뒤 합해진다. 참고로, 소프트웨어는 시스템 수준의 고장률로 고려되나 217-Plus에서 부품 모형들에 포함되어 있다. 이에 대해서는 다음 절에서 고찰한다.

마지막 단계는, 이제까지 과징으로 산출된 고장률에 대하여 경험이나 필드상의 축적 데이터를 통하여 신뢰도를 개선해 가는 단계이다. 이에는 모형이나 프로세스 평가를 통하여 얻은 예측치와 필드 데이터에 적절한 가중치를 통하여 보완해 가는 Bayesian 개념이 적용된다.

3. 부품모형 (Component Models)

217-Plus 시스템 신뢰성 예측을 위해서는 종자 값인 고장률의 초기 평가치(λ_{IA})를 구해야 한다. 앞에서 설명한 바와 같이 이는 부품 모형, 경험적인 필드 고장률에 대한 RIAC 데이터베이스, 또는 기타 고장률 데이터 등으로 유도되는 부품들의 고장률 추정치에 근거한다. 이 장에서는 부품 수준에서의 고장률 예측을 위해 217-Plus에서 제공하는 총 12가지의 전자부품들의 고장률 산출 모형 등에 대하여 고찰한다.

전통적인 신뢰성 예측 모형들은 경험적인 고장률 데이터에 대한 통계적 분석을 기반으로 개발되었으며, 곱셈(multiplicative) 형태를 취한다. 즉, 예측 고장률은 기본고장률, 스트레스를 반영하는 여러 팩터들, 그리고 신뢰성에 영향을 미치는 부품변수들의 곱으로 다음 식과 같이 정의된다.

$$\lambda_P = \lambda_b \cdot \prod_{i=1}^k \pi_i, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

단, λ_P - 예측 고장률 (predicted failure rate)

λ_b - 기본고장률(base failure rate)

π_i - 팩터 i

이런 곱셈 모형의 주된 단점은 예측고장률이 극단적인 값의 조건 (모든 팩터들이 그들의 최소 또는 최대치를 가질 때)에서 비현실적으로 크거나 작은 값을 갖게 된다는 점이다. 동시에 개별 범주의 고장 메커니즘이 명확히 고려되지 않는다는 한계를 갖는다.

217-Plus의 모형은 일반적인 고장 범주 - 동작중(operating), 비동작중(non-operating), 사이클링(cycling), 유도(induced) 및 전기적 과부하, 그리고 납땜 접촉부(solder joint) 등 - 별로 개별적인 고장률을 예측하는 곱셈 및 덧셈의 복합 형태를 사용한다. 표 1은 217-Plus의 12개 부품들에 대한 고장률 모형들을 그룹화하여 도시한 것이다. 보다시 피 부품 고장률 공식은 크게 5가지 형태 - 캐패시터, 반도체, 집적회로, 저항, 인덕터(코일) 및 기타(스위치, 릴레이, 커넥터) - 로 분류된다.

이 식들에 사용된 기호들은 다음과 같이 요약된다.

$$\lambda_{OB}, \lambda_{EB}, \lambda_{TCB}, \lambda_{SJB}, \lambda_{EOS}$$

- 동작, 환경(비동작), 온도 사이클, 납땜(solder joint), 그리고 전기적 과부하 등에 대한 고장률

표 1 217-Plus 부품 고장률 모형의 분류

Capacitor	$\lambda_P = \pi_G \pi_C (\lambda_{OB} \pi_{DCO} \pi_{TD} \pi_S + \lambda_{EB} \pi_{DCN} \pi_{TE} + \lambda_{TCB} \pi_{CK} \pi_{DT}) + \lambda_{SJB} \pi_{SJD} + \lambda_{EOS}$
Diode Thyristor Transistor	$\lambda_P = \pi_G (\lambda_{OB} \pi_{DCO} \pi_{TD} \pi_S + \lambda_{EB} \pi_{DCN} \pi_{TE} + \lambda_{TCB} \pi_{CK} \pi_{DT}) + \lambda_{SJB} \pi_{SJD} + \lambda_{EOS}$
Integrated circuit	$\lambda_P = \pi_G (\lambda_{OB} \pi_{DCO} \pi_{TD} + \lambda_{EB} \pi_{DCN} \pi_{TE} + \lambda_{TCB} \pi_{CK} \pi_{DT}) + \lambda_{SJB} \pi_{SJD} + \lambda_{EOS}$
Resistor	$\lambda_P = \pi_G (\lambda_{OB} \pi_{DCO} \pi_{TD} \pi_P + \lambda_{EB} \pi_{DCN} \pi_{TE} + \lambda_{TCB} \pi_{CK} \pi_{DT}) + \lambda_{SJB} \pi_{SJD} + \lambda_{IND}$
Inductor Transformer Optoelectronic Device Switch Relay Connector	$\lambda_P = \pi_G (\lambda_{OB} \pi_{DCO} \pi_{TD} + \lambda_{EB} \pi_{DCN} \pi_{TE} + \lambda_{TCB} \pi_{CK} \pi_{DT}) + \lambda_{IND}$

$$\pi_G, \pi_C, \pi_{DCO}, \pi_{TO}, \pi_S$$

- 신뢰도 성장(growth), 용량 (capacitance), (동작중) duty cycle, 동작중 온도, 그리고 전기적 스트레스에 대한 고장률 승수

$$\pi_{DCN}, \pi_{TE}, \pi_{CR}, \pi_{DT}, \pi_{SJD T}$$

- (비동작 중의) duty cycle, 온도-환경, 사이클 륜(cycling rate), 온도변화(delta temperature), 그리고 납땜 접촉부 온도변화에 대한 고장률 승수

Duty cycle이란 연간 부품이 동작상태에 있는 시간비율(%)이며, 사이클 륜(cycling rate)은 연간 시스템의 전원동작(power on) 횟수를 의미한다.

이들 공식에서 고장범주별 고장률을 산출할 수 있으며, 캐패시터에 대한 내용은 다음과 같다.

동작 고장률: $\lambda_{OB} \pi_G \pi_C \pi_{DCO} \pi_{TO} \pi_S$

비 동작 고장률: $\lambda_{EB} \pi_G \pi_C \pi_{DCN} \pi_{TE}$

사이클링 고장률: $\lambda_{TCB} \pi_G \pi_C \pi_{CR} \pi_{DT}$

납땜 접촉부 고장률: $\lambda_{SJB} \pi_{SJD T}$

유도 및 전기적 과부하 고장률: λ_{EOS}

고장률을 범주별로 구분함은 217-Plus의 큰 특징이며 그림 2는 217-Plus 소프트웨어에서의 부품 고장률 산출부분으로, 우측 부분에 범주별 고장률 계산 결과가 함께 제시됨을 볼 수 있다.

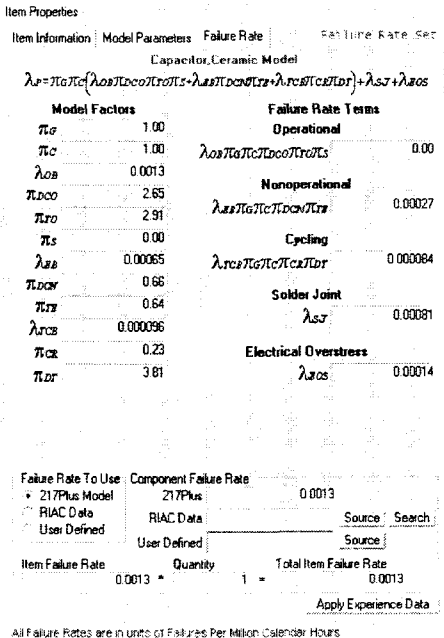


그림 2 217-Plus의 고장률 산출 결과 도식

전통적인 신뢰성 예측모형에서는 고장률을 부품의 동작시간(operating time)에 근거한다. 예를들여, MIL-HDBK-217에서는 백만(10^6) 동작 시간 당 고장회수로 정의한다. 217-Plus에서는 고장률의 단위로 백만(10^6) 캘린더 시간 (CH: calendar hours)을 중심으로 고려한다. 이유는, 앞서 설명한 바와같이 동작중, 비동작중, 사이클링, 그리고 유도(induced) 등 고장률에 영향을 미치는 구간을 모두 고려하기 때문이다. 따라서, 대등한 동작시간 당 고장률(λ_{OP})로 표현하기 위해서는 CH 기준의 고장률(λ_{CH})을 duty cycle(D)로 나누어 즉, $\lambda_{OP} = \lambda_{CH}/DC$ 으로 환산한다.

부품 수준에서 217-Plus의 또 다른 특징은 신뢰성 성장(reliability growth, π_G)의 고려이다. 이는 MIL-HDBK-217에서 전혀 고려되지 않았던 개념으로 기술 수준의 발달과 더불어 신뢰도가 성장하고 궁극적으로 고장률이 감소한다는 개념이다. 217-Plus 부품 모형에서는 이러한 신뢰도 개선을 반영하는 팩터를 포함하며 다음 식과 같다.

$$\lambda \propto e^{-\beta(t_1 - t_2)} \quad (3)$$

단, λ - 고장률 추정치, 제조 년도(year)의 함수로 표현

β - 성장률 (growth rate)

t_1 - 고장률이 추정된 제조 년도

t_2 - 데이터가 수집된 부품의 제조 년도

참고로, 217-Plus 부품 모형에서는 부품의 제조 년도 (t_2)에 있어 공통적으로 1993년을 기준년도로 사용하며, 그림 3이 신뢰도 성장 함수를 도시한다. 217-Plus에서는 부품 유형별 성장률(β)을 도표로 제시하고 있다.

성장팩터

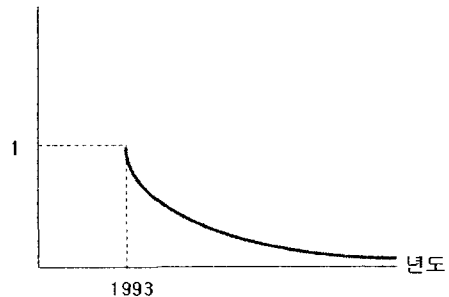


그림 3 부품 신뢰도 성장 함수

MIL-HDBK-217에서는 시스템/부품이 운용되는 환경에 따라 고장률에의 영향이 다르게 나타남을 가정하며, 단순히 환경 뿐 아니라 시스템/부품의 동작 프로파일(operating profile) 관련 변수들도 포함하여 모든 환경 및 동작 스트레스들의 영향을 한 변수로 통합하였다. 이러한 고려하에 모형 수립을 위해 필드고장률 데이터를 수집하고 이들 데이터를 기준으로 모형 변수들을 정상화하도록 회귀분석(regression analysis)을 수행하였다. 최종적으로, 14개의 정성적(qualitative)인 범주로 분류된 운영환경을 중심으로 각각 상이한 팩터 값을 정의한다.

217-Plus 측면에서 신뢰성 모형은 특정 스트레스들의 함수로서 수립되고 스트레스 간 민감도를 분석할 수 있음을 전제로 한다. 따라서, 217-Plus에서는 운용환경(application environment)과 시스템 동작 프로파일(operating profile)을 분리하여 모형을 설정하여 이들에 개별적으로 민감하게 분석을 수행할 수 있도록 하였다. 운용환경에 대해서는 총 37 종류로 정의된 환경들 중 적절한 환경을 선택하고 환경 스트레스(동작중 온도, 비동작중 온도, 상대습도, 그리고 진동수준)들 값을 입력하도록 설계되었다. 실제 시스템이 동작될 동작 프로파일도 10 종류로 분류된 사용 장비들 중 하나를 선정하고 관련 파라미터들인 duty cycle과 cycling rate 들 값을 입력한다. 그림 4는 217-Plus 프로그램을 통한 부품의 운용환경 "Ground, Mobile, Heavy Wheeled"과 동작 프로파일 "Military Ground"에 대한 예를 도시한다. 캐패시터 부품 고장률 산출에 진동은 관련이 없어 활성화 되지 않았다. 특별히, 맨 아래 "Year of Manufacture" 부분의 1993년은 신뢰도 성장(π_G)과 관련이 있다.

부품수준의 또 한가지 고려는 품질 팩터이다. MIL-HDBK-217에서는 품질과 환경의 영향을 분리해 내고자 하였으며 보통 군 규격(military specification)에서의 적용 기준에 따라 정의된 품질수준들을 기반으로 범주화되었다. 따라서 부품을 생산하는 제조시스템의 시스템화 수준에 따라 다른 팩터 값을 갖도록 정의하였다. 반면, 217-Plus에서의 접근은 이물 프로세스 등급(process grade)을 결정하기 위한 "고장요인(failure cause)"의 하나로 취급하는 것이다. 이렇게 함으로써 자격증, 프로세스 보증, 선별, 그리고 품질시스템들을 개별적으로 규명할 수 있다. 결론적으로, MIL-HDBK-217 등의 모형에서 중요한 변수인 품질팩터(π_Q)를 217-Plus에서는 명시적으로 사용하지 않는다는 점으로 부품 보다는 시스템에 대한 프로세스 등급화 과정을 통하여 품질과 관련한 속성들을 고려하게 된다.

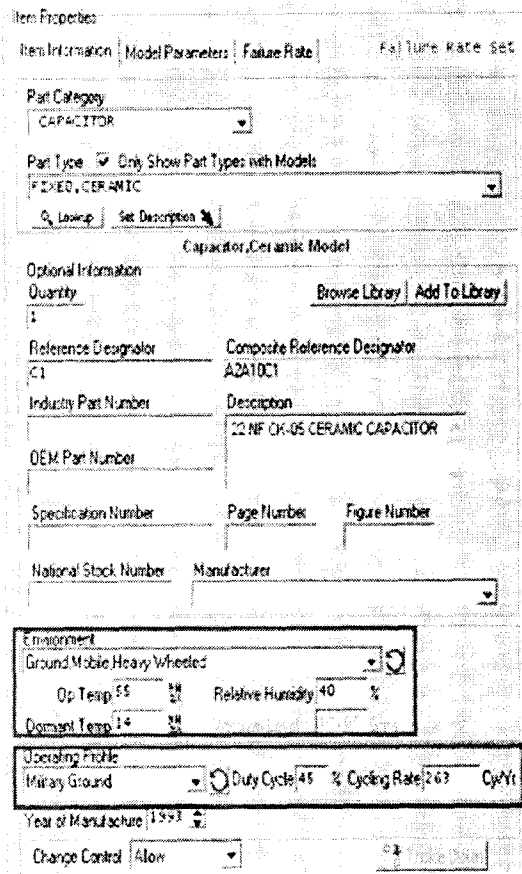


그림 4 217-Plus의 환경 및 동작 프로파일 설정

4. 시스템 신뢰도 예측 모형과 방법론

이 절에서는 217-Plus의 시스템 모형으로 이들과 관련한 세부적인 내용을 고찰한다.

4.1 217-Plus 시스템 모형

시스템에 대한 217-Plus의 고장률은 앞 절의 부품들 중심의 고장률에 추가로 다양한 비부품 요인들이 고려되며, 이에는 설계, 부품, 제조, 시스템 관리, 마모, CND(cannot duplicate), 그리고 유도(induced) 등이 포함된다. 동시에 이들 요인들에 추가로 i) 초기고장(infant mortality), ii) 환경(environment), 그리고 iii) 신뢰성 성장(reliability growth)등의 효과들을 반영하는 팩터들을 포함한다. 이들은 위의 모든 요인들에 영향을 미치지 않으며, 일부 관련있는 요인의 승수들에 선택적으로 적용된다. 예를들어, 환경 스트레스는 특히 부

품 결함(Π_P) 및 제조 결함(Π_M)을 각속화하여 고장에 이르게 한다.

이러한 고려하에 217-Plus의 최종적인 시스템 고장률 모형은 다음과 같이 설정된다.

Logistics Model

$$\lambda_P = \lambda_{IA} (\Pi_P \Pi_{IM} \Pi_E + \Pi_D \Pi_G + \Pi_M \Pi_{IM} \Pi_E \Pi_G + \Pi_S \Pi_G + \Pi_I + \Pi_N + \Pi_W) + \lambda_{SW} \tag{4-a}$$

Inherent Model

$$\lambda_P = \lambda_{IA} (\Pi_P \Pi_{IM} \Pi_E + \Pi_D \Pi_G + \Pi_M \Pi_{IM} \Pi_E \Pi_G + \Pi_S \Pi_G + \Pi_W) + \lambda_{SW} \tag{4-b}$$

단, λ_P - 시스템에 대한 예측 고장률

λ_{IA} - 시스템 고장률의 초기 평가치

$\Pi_P, \Pi_D, \Pi_M, \Pi_S, \Pi_I, \Pi_N, \Pi_W$

- 부품, 설계, 제조, 시스템관리, 유도 무결점, 마모 등의 프로세스 승수

Π_{IM}, Π_E, Π_G

- 초기고장, 환경, 신뢰도 설정 팩터

λ_{SW} - 소프트웨어 고장률 예측치

Logistics model은 시스템의 “총 고장률”을 나타낸다. 이 중 “유도/파생(induced)”와 “무결점 발견(no defect found)” 등 동작 및 비 내재적 고장 요인들의 영향, Π_I 와 Π_N 을 제외한 시스템의 내재적 고장률을 나타내며 inherent model이라 한다. 217-Plus 프로그램에서는 사용자가 원하는 시스템 모형은 선택하여 고장률을 산출할 수 있도록 설계되었다. 그림 5는 inherent model과 logistics model 선택 및 산출된 시스템 고장률 결과의 예로도 시한다. 모형 선택에 따라 그림 상부에 해당 모형식(λ_P)이 다르게 나타난다.

시스템 고장률은 부품들의 고장률 및 구조적 형태에 의해 계산된 초기평가치(λ_{IA})에 프로세스 등급 팩터(process grading factors)들, 초기고장(infant mortality) 특성, 신뢰도 설정 특성, 그리고 환경 스트레스들에 의해 수정된다. 추가로, 마지막 항의 소프트웨어 고장률을 포함함으로써 최종 시스템 고장률이 산출된다. 모형상의 모든 변수들은 최악의 경우가 아닌 평균치를 기본 값(default)으로 하며, 평균적인 프로세스하에서는 간혹 속의 총 합이 1이 되도록 정규화(normalize)되었다.

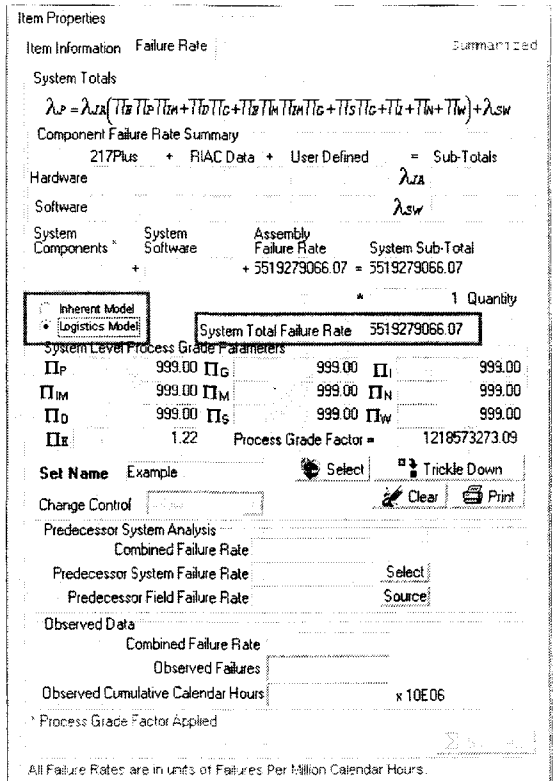


그림 5 Logistics model과 Inherent model에 의한 시스템 고장률

4.2 고장요인별 승수(팩터)

217-Plus 방법론의 가정은 시스템 수준에 지배적인 고장요인들에 속하는 고장률을 계산할 수 있다는 것이다. 표 2는 다양한 출처로부터의 고장요인들 데이터를 Weibull 분포를 이용하여 적합한 결과이다. 이 표의 α , β 는 각각 형상모수(shape parameter)와 특성비율(characteristic percentage)이다. 이 표 마지막 열은 등급 값 R을 모들 때 적용하는 기본(default) 값이다. 이들은 R=0.5를 적용할 때의 값을 1.1로 조정(scale)한 결과이다. 이들의 합이 1임을 주지하자.

표의 고장요인별 팩터(Π) 값들을 구하기 위한 과정은 프로세스 등급화(process grading) 과정을 통하여 구해진다.

표 2 프로세스 등급 팩터들에 대한 파라미터 값

팩터(Π)	α (형상모수)	β (특성비율)	R을 모를 경우 default 값
Π_D	1.29	0.12	0.094
Π_M	0.96	0.21	0.142
Π_P	1.62	0.30	0.243
Π_S	0.64	0.06	0.036
Π_N	1.92	0.29	0.237
Π_I	1.58	0.18	0.141
Π_W	1.68	0.13	0.106
	합계		1

4.3 질문을 통한 프로세스 등급화

각 고장요인에 대한 등급결과는 “그간 조직(organization)이 해당 요인의 고장 발생을 경감시키고자 취해온 조치의 수준”과 일치한다. 이러한 등급화는 자체감사 형태로 취해지며, 일부 또는 전체 고장요인들에 대해 평가하고 등급화 할 수 있다. 해당 요인별 최소수의 질문에 답함으로써 평가되고 등급화 된다. 요인별 총 질문들은 “필수(required)”와 “일반” 질문들로 구성되며 필수 질문들에 대하여는 반드시 답해야 한다. 물론, 사용자는 이 최소수 이상의 추가적인 기준들을 정하여 평가 및 등급화 할 수도 있다. 질문에 대한 답을

모를 때 해당 기준은 무시된다. 또한 사용자가 특정 요인을 평가하지 않고자 할 때, 이 고장요인에 대해서는 기본(default) “평균”값이 적용된다.

질문을 통한 프로세스의 등급화는 다음 8개 팩터들의 값을 산출하기 위해 적용된다.

실제(Π_D), 부품(Π_P), 제조(Π_M),

시스템관리(Π_S), 유도(Π_I), 마모(Π_W),

무결점 발견(Π_N), 신뢰도성장(Π_G),

전체 요인들의 세부적인 평가와 관련한 질문은 방대하며 이들에 대한 설명은 참고문헌이 보이고 있다[2]. 그림 6은 여러 요인들 중 특별히 신뢰도 성장 팩터와 관련한 질문들의 예이다. 분석자는 표의 각 질문에 대하여 주어진 영역(range)내에서 답하므로 질문별 주어진 가중치(weight)에 따라 산점(score)된다. 답변 가능한 모든 질문들에 대하여 평가를 완료한 뒤 식 (5)를 통하여 등급(R)을 결정한다.

$$R = \frac{\sum_{j=1}^n G_j W_j}{\sum_{j=1}^n W_j} \quad (5)$$

단, n - 해당 고장요인의 질문 수

G_j - 고장요인의 j 번째 질문에 대한 등급,

W_j - 고장요인의 j 번째 질문에 대한 가중치

Question Number	Question	Weight	Score
* 9.1	Is there an effective Failure Reporting and Corrective Action System (FRACAS) in place for the fielded system?	8	8
* 9.2	What is the percentage of field failures for which the root cause is determined?	8	7.68
* 9.3	Is analysis performed to determine if the failure is recurring?	6	0
* 9.4	Are design, manufacturing, or system management related potential corrective actions identified?	6	0
* 9.5	Are the original designers or manufacturing personnel consulted regarding the potential corrective action?	4	4
* 9.6	Is there a field support infrastructure in place that can affect the necessary changes?	10	10
* 9.7	Are systems adequately tested to insure that the changes were made properly without inducing other defects or damage?	5	5

Question 7 of 7
 * = Required
 Only Show Required Questions

Answer for 9.7: Yes

Totals: 47 34.68
 Total Possible Weight: 47 Grade
 Grade based on All Questions: 73.8

그림 6 시스템 신뢰도 성장 팩터를 위한 프로세스 평가

고장요인에 대한 등급(R)이 결정되면 해당 요인의 팩터(II) 값을 다음 식을 통하여 산출한다.

$$\Pi = \beta \times (-\ln R)^{\alpha} \quad (6)$$

단, Π - 특정 고장요인의 팩터

R - 특정 고장요인의 등급 (grade)

α - 해당 고장요인 형상모수 (shape parameter)

β - 해당 고장요인의 특성비율 (characteristic percentage)

식 (5)와 (6)은 상술한 고장요인 각각에 대하여 적용하며 α 와 β 는 표 2에 주어진 값이다.

4.4 환경 및 초기고장(Infant Mortality) 팩터

초기고장 팩터와 관련한 가정은 고장은 시스템을 필드에 적용시키는 시점에서 주로 시스템에 내재/잠재된 결함들에 기인한다는 것이다. 환경 및 초기고장 팩터는 적용되는 선별강도(SS: Stress Screening) 수준과 관련된다.

스트레스 선별강도란 "(선별에 민감한 잠재 결함이 존재한다는 전제하에) 특정 선별과정이 잠재적인 결점을 고장으로 응결시키고(precipitate) 테스트를 통해 이를 감지할 확률"이다. 즉, 응결효율(PE: precipitation efficiency)과 감지효율(DE: detection efficiency)의 곱으로 정의되며, 미리 선별된 모집단으로부터 제거되는 결점수($D_{removed}$)의 비율(%)과 동일하다. 즉,

$$SS = PE \times DE = \frac{D_{removed}}{D_{in}} \quad (7)$$

필드 스트레스로부터 계산된 선별강도(SS_{field})는 환경 스트레스들을 반영하는 고장률 승수로 효과적으로 활용될 수 있다. 즉,

$$SS_{field}(t) = \frac{1 - e^{-kt}}{t}$$

단, $SS_{field}(t)$ - 필드 환경과 대등한 선별강도

k - 필드 응결률 (precipitation rate)

온도 사이클링(TC: temperature cycling)과 임의진동(RV: random vibration) 모두를 고려한 후의 총 선별 강도는 다음과 같다.

$$SS_{Total} = P_{TC}SS(TC) + P_{RV}SS(RV) \quad (8)$$

단, P_{TC}, P_{RV} - 온도 및 진동 스트레스로부터 결과 되는 고장 비율(%)

$SS(TC), SS(RV)$ - 온도 및 진동에 적용될 선별강도

이 식의 SS 값들의 계산 공식은 참고문헌에 보이고 있다[2].

초기고장률은 시스템이 고객에게 인도되기 전 수행되는 온도선별(temperature screening)과 진동선별(vibration screening)의 세부 정보들인 1) 온도 및 진동 선별 테스트의 유형, 2) 테스트 조건(스트레스), 3) 테스트의 검출 효율 (detection efficiency), 4) 각 선별 테스트 옵션에 대한 온도 사이클링과 진동으로부터 결과되는 잠재 초기고장률 추정 비(%), 그리고 5) 모든 초기고장들이 제거된 시점의 순간 고장 시간 (월) 등 표 3의 정보를 입력하여 계산한다.

표 3 초기고장 관련 온도 및 진동 파라미터들

	온도	진동
테스트 유형 (test type)	스크리닝 없음 온도 사이클링 접촉 온도	스크리닝 없음 임의진동 Swept sine 진동 Fixed sine 진동
테스트 조건 (test stresses)	최소, 최대온도 변화율, 테스트 기간(cycle)	진동력(Gms) Axis Sensitivity Factor(%) 테스트기간
검출효율 (detection efficiency)	테스트유형, 효율 환경조건, 효율 분리능력	좌동
잠재적 초기고장 비율	(80)%	(20)%
순간고장시간 기점(월)	(5) months	(5) months

* () 속의 값들은 default 임.

그림 7은 실제로 217-Plus 프로그램에서 초기고장 팩터를 산출하기 위해 필요한 파라미터 값들을 입력한 내용을 도시한 것이다. 그림의 좌우측에 각각 온도 및 진동과 관련한 세부 파라미터 값들을 입력하도록 설계되었다.

초기고장 팩터는 선별강도와 시간에 대한 함수로 다음 식 및 그림 8과 같이 주어진다.

$$\Pi_{IM} = \frac{t^{-0.62}}{1.77} \cdot (1 - SS_{Total}) \quad (9)$$

단, t - 시간(year)

SS_{Total} - 선별강도 (식에 의해 계산)

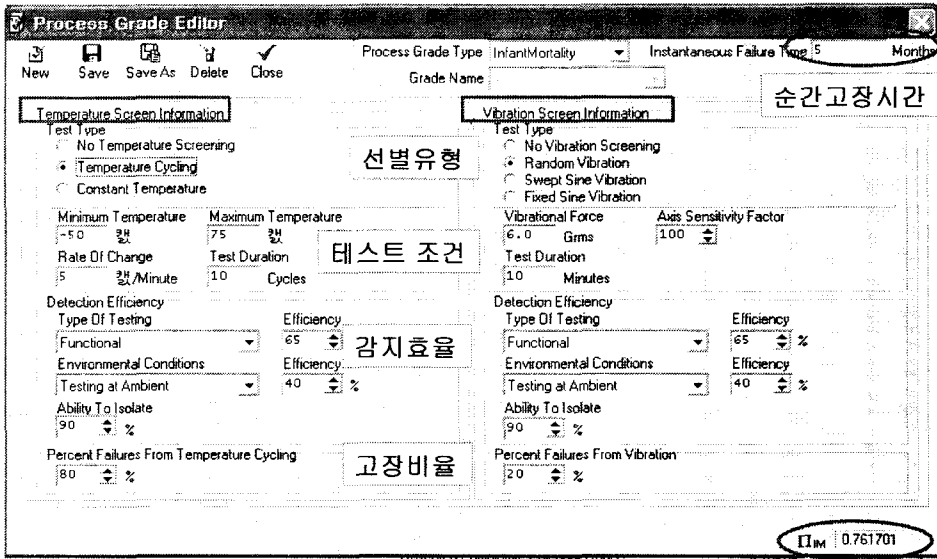


그림 7 초기고장 관련 온도 및 진동 파라미터 입력

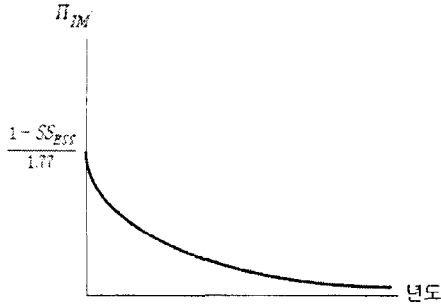


그림 8 초기고장(Infant Mortality) 팩터

마지막으로, 환경팩터(Π_E , Environmental Factor)는 실제 운용되는 환경에서의 SS가 217-Plus에서 기준으로 삼는 “ground benign environment”에서의 SS 대비 상대적인 크기로 정의된다. 즉, 실제 적용환경의 SS 값과 ground benign environment (G_b)에서의 SS값의 비로 다음과 같이 주어진다.

$$\Pi_E = \frac{P_{TC} \cdot SS(TC_{use}) + P_{RV} \cdot SS(RV_{use})}{P_{TC} \cdot SS(TC_{G_b}) + P_{RV} \cdot SS(RV_{G_b})} \quad (10)$$

단, G_b, use - ground benign environment, 사용환경

이 변수들의 실제 값을 모를 경우, 기본(default) 값 ($P_{TC} = 0.80, P_{RV} = 0.20$)을 사용한다.

4.5 소프트웨어 신뢰성 (Software Reliability)

근래의 전자시스템은 많은 양의 소프트웨어를 포함한다. 따라서, 완전한 신뢰성 도구가 되기 위해서는 소프트웨어 신뢰성 추정 모형을 제공해야 한다. 하드웨어 부품 모형 등에서의와 같이 소프트웨어 모형에서의 가정은 소프트웨어의 “내재 오류밀도(inherent fault density)”는 개발 프로세스들의 함수일 수 있다는 것이며, 시간에 따라 오류가 줄어든다.

소프트웨어 고장률은 SEI(Software Engineering Institute)의 CMM(Capability Maturity Model) 방법에 기반을 두고 있다. 일단 내재 오류 밀도를 CMM 수준으로 추정된 뒤, 정의된 소프트웨어 동작 프로파일에 의거하여 고장률로 변형한다. 추정을 위한 평가는 실제 SEI 평가, ISO 9000 등급, 또는 SEI CMM 수준 요구사항들의 검토 등을 통하여 수행된다. 초기 CMM 수준으로부터 “결점 안정화 수준 (DSL: Defect Stabilization Level)”, 특정 CMM 수준의 소프트웨어가 초기 예측된 오류밀도(failure density) (코드 1000줄당 오류수)로부터 출발, 안정적이라 판단되는 수준이 선정된다. 표 4는 CMM 수준에 대한 정의와 결점 안정화 수준 (DSL)을 도시한다.

표 4 CMM 수준별 오류밀도와 결점 안정화 수준

SEI'S CMM Level	Initial Design Defect Density (FD) (Defects per 1000 lines of code, for all severities)	Defect Stabilization Level (DSL)
5	0.5	0.01
4	1.0	0.03
3	2.0	0.05
2	3.0	0.07
1	5.0	0.10
Unrated	6.0	Not Estimated

217-Plus의 소프트웨어 모형 식은 다음과 같다.

$$\lambda_{SW} = \left[\frac{F_{t_{i-1}} - F_{t_i}}{730} \right] \cdot (DC \times FL \times FA \times AS) \times 10^6$$

단, λ_{SW} - 시점 t_i 에서의 소프트웨어 예측신뢰도 (백만 캘린더 시간당 고장수)

t_i - 배치(deployment) 후의 시간

$F_{t_{i-1}}, F_{t_i}$ - 시점 t_{i-1} 과 t_i 에 남아있는 오류의 수

DC - Duty cycle (캘린더 시간에 대한 소프트웨어 가동 비율(%)) (동작 프로파일로부터 유도)

730 - 월간 평균시간

$$F(t_i) = F_0 \cdot e^{-kt_i}$$

$$F(t_{i-1}) = F_0 \cdot e^{-kt_{i-1}}$$

$$F_0 = KSLOC \times FD$$

$$k = \frac{\ln\left[\frac{1}{DSL}\right]}{t_s}$$

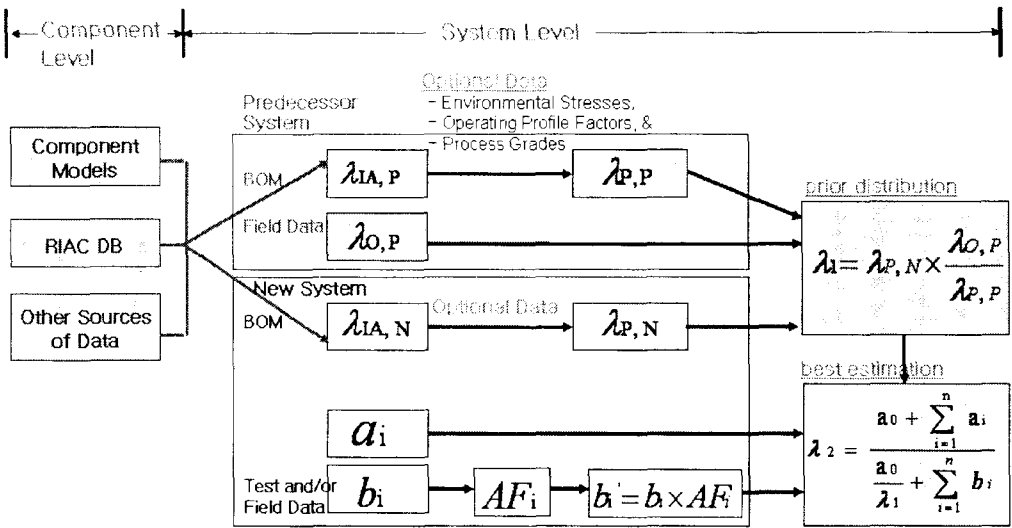
표 5에 소프트웨어 고장률 산출과 관련한 파라미터, 기호, 설명, 그리고 기본값 (default)들이 요약되었다.

표 5 소프트웨어 고장률 모형의 파라미터

기호	내용	Default
KSLOC	Lines of Source Code (단위: 1000줄) 코멘트 불포함	없음
FD	오류밀도 (Fault Density) 초기 품질수준으로 처음 선적시의 오류밀도	<표>
FL	잠재오류 (Fault Latency) 해당 오류가 수정되기 전 고장이 다시 출현할 평균회수	2.0
FA	Fault Activation 오류가 활성화 모집단의 비율	1.0 (100%)
AS	Average Severity 오류가 고객입장에서 파괴적이거나 치명적일 비율	0.5 (50%)
t_s	안정화에 이르는 시간 (time to stabilization)	초기: 48개월 이후: 24개월
DSL	Defect Stabilization Level 소프트웨어 고장률이 안정화되기 위한 수준 (F_0 의 비율)	<표>

5. 경험에 의한 고장률 통합

이제까지는 일반적인 시스템을 대상으로 신뢰성 분석 내용을 고찰하였다. 217-Plus에서는 "new" 시스템에 대한 신뢰도 산출과 관련되며 최상(best)의 고장률을 산출하고자 한다. 현실적으로, "new" 시스템은 기존시스템에 대한 혁신적인 첨단 기술을 수반하기 보다는 개선적인 기술과 관련하는 경우가 많으며, 기존 시스템의 필드 고장률 경험이 도움이 된다. 기존시스템(predecessor item)이란 "현재 개발 중이며 신뢰성 예측을 수행하고자 하는 새로운 시스템과 비슷한 기술에 근거하고 비슷한 설계/제조 과정을 사용하는 시스템이나 제품"을 의미한다. (프로세스 평가와 함께) 초기 평가로부터 얻은 최상의 "사전 설정(pre-build)" 고장률 추정치를 경험 데이터로부터 얻은 평가치(metrics)들과 합하여 구한다. 이 목적에서 Bayesian 기법을 적용한다. 이러한 과정을 통하여 최상의 추정치를 산출하게 된다. 그림 9가 전반적인 내용을 도시한다. 그림의 시스템 부분은 기존 시스템(predecessor system)과 새 시스템(new system)으로 분류된다.



* Optional data를 사용하지 않을 경우: $\lambda_{P,P} = \lambda_{IA,P}$ & $\lambda_{P,N} = \lambda_{IA,N}$

(출처: 217-Plus Handbook [2])

그림 9 217-Plus 방법론 개요 및 절차

(1) 사전분포 (Prior Distribution: λ_1)의 도출

기존 (P: predecessor) 시스템에 대한 초기 평가치(IA: initial assessment)는 $\lambda_{IA,P}$ 로 정의되며, 구성 부품의 신뢰도 분포 특성, 기능상의 종속/독립성, 그리고 시스템의 구조 형태에 따라 계산은 달라질 것이다. 그림에서 BOM(bill of materials)은 이러한 부품들의 (신뢰도 기능상의) 구조를 반영한 표현이다. 신뢰성 블록 다이어그램 (RBD: reliability block diagram) 개념이 이 부분에 활용될 수 있다.

$\lambda_{IA,P}$ 는 “선택적 데이터(optional data)”를 통한 분석 과정을 통하여 수정되며, 이렇게 “예측(P: predicted)된 고장률”을 $\lambda_{P,P}$ 라 정의하자. “선택적 데이터”란 초기 평가 고장률($\lambda_{IA,P}$)을 초기고장, 환경스트레스, 그리고 프로세스 등급(process grades) 등과 관련한 상세 데이터를 추가하여 예측치의 질을 높이기 위하여 사용한다. 기존 시스템에 선택적 데이터(optimal data)를 사용한 분석을 수행하지 못할 경우 초기 평가치로 대체 ($\lambda_{P,P} = \lambda_{IA,P}$) 한다. 이상의 고장률 초기 평가치($\lambda_{IA,P}$) 및 수정 고장률($\lambda_{P,P}$)은 필드데이터를 통하지 않은 신뢰도 예측 값을 얻기 위한 최소 수준의 결과이다.

기존 시스템에 대한 그간의 필드 경험을 통한 데이터 등 추가적인 데이터가 수집되어 왔을 경우,

이를 통한 “관측 고장률($\lambda_{O,P}$)”은 다음과 같이 정의된다. 즉,

$\lambda_{O,P}$ - 기존 시스템에 대한 관측(observed) 고장률

$\lambda_{O,P}$ 는 관측 고장수를 누적 동작시간으로 나눈 값으로 계산된다.

새 시스템(N: new system)에 대하여도 기존 시스템에 적용한 동일한 방법으로 고장률들을 다음과 같이 정의한다.

$\lambda_{IA,N}$ - 새 시스템 고장률에 대한 초기 평가치

$\lambda_{P,N}$ - 새 시스템의 고장률 초기 평가치에 추가로 선택적 데이터를 사용하여 조합한 후의 예측 고장률

새 시스템에 선택적 데이터를 사용한 분석을 수행하지 못할 경우 역시 $\lambda_{P,N} = \lambda_{IA,N}$ 이다.

이제까지의 양 시스템에 대한 고장률 예측은 기존시스템에 대한 관측 고장률을 수정하기 위한 비율(rate)의 기초를 형성한다. 이제, 다음과 같이 정의되는 “사전분포(λ_1 : prior distribution)”를 구할 수 있으며, 다음과 같이 정의된다.

$$\lambda_1 = \lambda_{P,N} \times \frac{\lambda_{O,P}}{\lambda_{P,P}} \quad (11)$$

단, $\lambda_1 \cdot \lambda_{P,N}$ 을 $\lambda_{P,P}$ 및 $\lambda_{O,P}$ 병합한 후의
(새 시스템에 대한) 고장률 추정치

(2) 새 시스템에 대한 a_i, b_i' 산출

고려중인 새 시스템에 대한 테스트나 필드 데이터들을 통하여 고장수(a)와 동작시간(b)에 대한 정보가 다음과 같다고 하자.

- a_i - 새 시스템에 대한 i_{th} 데이터 세트(set)에서의 고장수
- b_i - 새 시스템에 대한 i_{th} 데이터 세트의 누적 동작시간
- b_i' - 수행된 테스트 또는 필드 데이터의 유효 누적시간 (effective cumulative number of hours)

테스트가 가속조건(accelerated condition) 등에서 수행 될 경우, 고려되는 사용조건으로 변환시 다음의 관계식을 통하여 대응하게 필요한 시간으로 변환시킨다. 즉,

$$b_i' = b_i \times AF_i$$

단, $AF = \frac{\text{테스트조건에서의 예측고장률}}{\text{사용조건에서의 예측고장률}} = \frac{\lambda_{T1}}{\lambda_{T2}}$

(3) 최상(best)의 고장률(λ_2) 산출

최종적으로 구하고자 하는 새 시스템에 대한 최상의 고장률 추정치 (best estimator)", λ_2 는 모든 가용한 데이터와 정보를 이용하여 구하며 다음의 식으로 주어진다.

$$\lambda_2 = \frac{a_0 + \sum_{i=1}^n a_i}{\frac{a_0}{\lambda_1} + \sum_{i=1}^n b_i'} \quad (12)$$

- 단, λ_2 - 최상의 고장률 추정치
- n - 경험 데이터 소스(population)의 수
- a_0 - 예측고장률과 관련한 유효고장수.
모를 경우 $a_0=0.5$ 를 사용
- b_0 - 프로세스 평가 후 신뢰도 예측과

연관된 등가 시간 ($b_0 = \frac{a_0}{\lambda_1}$)

6. 결론

본 연구에서는 새로운 전기전자 시스템 신뢰도 예측 방법론에 대한 전반적인 내용을 고찰하였다. 결론적으로, 시스템에 대한 최상의 고장률 추정치 산출을 위해 217-Plus에서는 시스템 고장률의 사전분포 (prior distribution)에 필드에서의 경험데이터를 추가하여 평가하는 Bayesian 기법을 이용하여 계속적으로 신뢰도를 보완, 개선해가는 방법론이다. 본 연구에서의 방법론에 대한 이해를 바탕으로 수행도에 대한 검토가 필요하며 이를 위해서 적절한 시스템을 선택하여 적용해 봄으로서 이 방법론의 적절성 평가, 전통적 방법론과의 비교 등이 가능할 것이며 향후의 연구 과제이다.

참 고 문 헌

- [1] MIL-HDBK-217F Notice 2(1995), *Military Handbook, Reliability Prediction of Electronic Equipment*, Department of Defense.
- [2] *Handbook of 217PlusTM Reliability Prediction Models*, 2006, 6, RIAC.
- [3] Nicholls, D. (2007), What is 217PlusTM and Where Did It Come From?, *IEEE*, pp. 22-27.
- [4] Dylis, D.D.; March 2001; "PRISM: A new Approach to Reliability Prediction"; *American Society for Quality Control (ASQC) Reliability Review*; Volume 21; Number 1.
- [5] Dylis, D.D. and Priore, M. G. (2002), A New Reliability Assessment Technique for Aging Electronic Systems, *6th Joint FAA/DoD/NASA Aging Aircraft Conference* - Sept. 16-19, 2002.