

구간 고장 데이터가 주어진 수리가능 시스템의 신뢰도 분석절차 개발 및 사례연구

Development of Reliability Analysis Procedures for Repairable Systems with Interval Failure Time Data and a Related Case Study

조 차 현* 염 봉 진*
Cha-Hyun Cho Bong-Jin Yum

Abstract

The purpose of this paper is to develop reliability analysis procedures for repairable systems with interval failure time data and apply the procedures for assessing the storage reliability of a subsystem of a certain type of guided missile. In the procedures, the interval failure time data are converted to pseudo failure times using the uniform random generation method, mid-point method or equispaced intervals method. Then, such analytic trend tests as Laplace, Lewis-Robinson, Pair-wise Comparison Nonparametric tests are used to determine whether the failure process follows a renewal or non-renewal process. Monte Carlo simulation experiments are conducted to compare the three conversion methods in terms of the statistical performance for each trend test when the underlying process is homogeneous Poisson, renewal, or non-homogeneous Poisson. The simulation results show that the uniform random generation method is best among the three. These results are applied to actual field data collected for a subsystem of a certain type of guided missile to identify its failure process and to estimate its mean time to failure and annual mean repair cost.

Keywords : Interval Failure Time Data(구간 고장 데이터), Repairable System(수리 가능 시스템), Trend Test(경향성 검정), Renewal Process(재생과정), Storage Reliability(저장신뢰도)

1. 서론

현대의 무기체계는 과거 단순 기능의 저비용 무기체계에서 첨단화, 정밀화, 장사정화, 은밀화, 복합 기능화

의 특징을 가진 고비용 무기체계로 변화하고 있으며, 이에 따라 무기체계의 신뢰성은 그 중요성이 더욱 부각되고 있다.

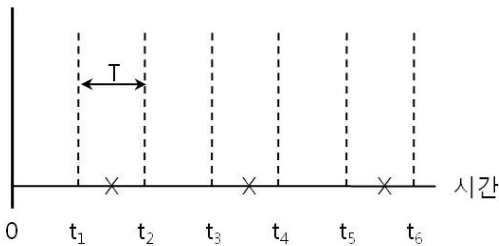
구성품의 교체나 조정 등을 통해 요구하는 성능으로 재 작동하게 되는 시스템을 수리가능 시스템(repairable system)이라 하며, 대부분의 무기체계는 여기에 속한다. 수리가능 시스템에 대한 신뢰도 평가는 시험 데이터(test data), 또는 현장 데이터(field data) 분

† 2011년 6월 9일 접수~2011년 9월 16일 게재승인

* 한국과학기술원(KAIST)

책임저자 : 조차현(cho.c.hyun2030@lignex1.com)

석을 통해 이루어진다. 예를 들어, 유도탄은 그 자체가 고가이며, 시험용 시설 및 장비를 갖추는 데도 많은 비용이 소요되므로 시험 데이터를 획득하는 것은 현실적으로 어렵기 때문에 유도탄 저장신뢰도 평가는 주로 현장 데이터를 이용하여 수행된다. 사용 현장에서 획득하는 고장 데이터는 크게 고장시간 데이터(failure time data)와 구간 고장 데이터(interval failure time data, 이하 구간 데이터)로 구분할 수 있다. 고장시간 데이터는 제품의 고장 여부를 연속적으로 관측하여 고장 시점을 정확하게 알 수 있는 고장 데이터를 의미한다. 이와는 다르게, 구간 데이터는 제품의 고장 여부를 연속적으로 관측할 수 없는 상황에서 제품의 상태를 일정 시점마다 관찰하여 고장 관측 시점 사이에서 발생한 고장 개수의 정보만 알 수 있는 고장 데이터를 의미한다. 예를 들어, 저장 중인 유도탄에 대한 고장 탐지 및 식별은 주기적인 검사를 통해서만 가능하다. 따라서, 유도탄 정비 부대에서 획득한 유도탄 고장 데이터는 Fig. 1에 나타난 것처럼 구간 데이터 형태를 갖는다.



t_i : 검사 시점, T : 검사 주기, X : 고장

Fig. 1. 유도탄 고장 데이터 예

수리가능 시스템의 신뢰도 분석은 고장 발생 간격(failure time interval)의 경향성 유무에 따라 재생 과정(RP : Renewal Process) 분석과 비재생 과정 분석으로 나뉘어진다. Mann(1945)과 Proschan(1963)은 고장 발생 과정이 재생과정을 따르는지 여부를 판정할 수 있는 비모수적 경향성 검정(trend test) 방법으로 PCNT(Pairwise Comparison Nonparametric Test)를 제안하였다. Cox와 Lewis(1966)는 고장의 발생과정이 균질 포아송 과정(HPP : Homogeneous Poisson Process)을 따르는지 여부를 판단하기 위한 라플라스 검정(Laplace test)을 제시하였다. Lewis와 Robinson(1974)은 라플라스 검정의 검정 통계량을 고장 간격의 변동계수(CV : Coefficient of

Variation)로 나눈 값을 검정 통계량으로 사용하는 L-R (Lewis-Robinson) 검정을 개발하였다. 대표적인 비재생 과정인 비균질 포아송 과정(NHPP : Non-HPP)에 대하여 Crow(1974)는 승수 관계 모형(power relation model)을 따르는 재발율(recurrent rate)의 모수에 대한 최우추정치를 제시하였다. Lawless(1982)는 NHPP의 재발율을 지수 관계 모형(exponential model)으로 묘사할 수 있을 때, 미지의 모수에 대한 최우추정치를 구하였다.

수리가능 시스템의 신뢰성에 대한 기존의 연구는 주로 고장시간 데이터가 존재하는 경우에 초점을 맞추고 있으며(이성환, 2006), 구간 데이터가 존재할 때의 분석 절차에 대한 연구는 미흡한 실정이다. 본 논문에서는 고장 데이터가 구간 데이터인 경우에 적용 가능한 수리가능 시스템 분석 절차를 수립하였다. 특히 구간 데이터를 바탕으로 한 경향성 검정 방법은 아직 개발되어 있지 않기 때문에, 구간 데이터를 고장시간 데이터로 변환하여 분석적 경향성 검정(analytic trend test)을 수행하는 방법을 제안하고, 시뮬레이션 분석을 통하여 최적의 변환 방법을 제시하였다. 이를 바탕으로 실제 군에서 획득한 유도탄 현장 데이터에 대한 저장신뢰도 분석을 수행하여 그 결과를 제시하였다.

2. 분석 절차

시구간 $[0, t]$ 동안 발생한 사건의 총 수를 $N(t)$ 라고 하면, $\{N(t)|t \geq 0\}$ 은 하나의 확률과정이 되고, 이를 계수 과정(counting process)이라고 부른다. 계수 과정은 정상증분 속성 유무에 따라 재생 과정과 비재생 과정으로 나뉜다. 재생 과정은 사건 발생 간격이 i.i.d. (independent and identically distributed)이며 정상증분 속성을 갖고 있다. 사건 발생 간격이 지수 분포를 따르는 재생 과정을 균질 포아송 과정(HPP)이라고 한다. 즉, HPP는 재생 과정의 특수한 경우이다. 정상증분 속성을 갖지 않는 계수 과정을 비재생 과정이라고 하는데, 대표적인 비재생 과정으로 NHPP가 있다. NHPP는 HPP의 사건 재발율을 시간의 함수로 일반화한 것이다. 즉, HPP는 NHPP의 특수한 경우이다. 수리가능 시스템에서는 관심 시간 t 까지 발생한 장비 당 누적 고장 개수(cumulative number of failures)인 $N(t)$ 를 다루게 된다.

동종의 수리가능 시스템이 여러 대일 때는 평균 누적 함수(MCF : Mean Cumulative Function) $M(t)$ 를 계

산한다. $M(t)$ 가 장비 한 대당 관측시간 t 까지 발생한 고장의 누적 함수라면, $M(t)$ 는 동종의 장비가 여러 대인 경우, 전체 장비에서 발생한 고장의 평균 누적 함수로서 시간 t 까지 발생한 전체 장비의 누적 고장 개수의 평균으로 추정한다.

Fig. 2는 수리가능 시스템의 구간 데이터 분석 절차를 나타낸 순서도이다.

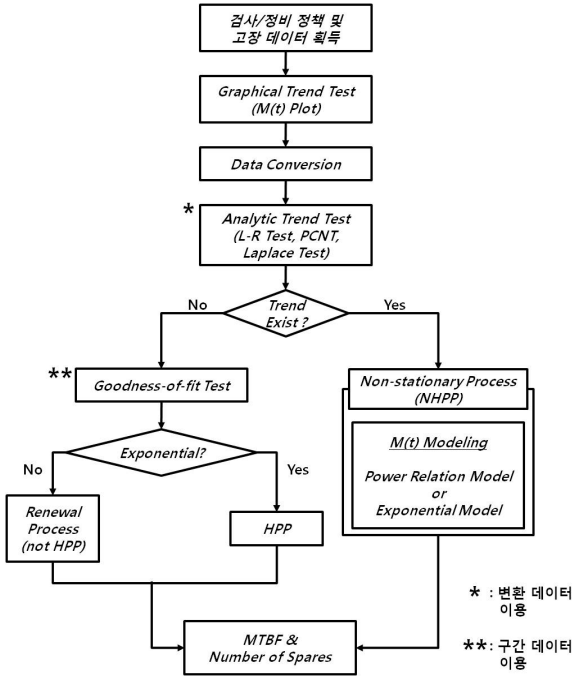


Fig. 2. 구간 데이터 분석 절차

수리가능 시스템의 신뢰도를 분석하기 위해서는 먼저 분석 대상 장비의 검사/정비 정책을 확인해야 한다. 이것은 분석의 기초자료가 되며, 분석을 위한 가정사항 수립 및 분석 방향 설정을 위해서 필요하다. 또한 사용자가 원하는 분석의 관심사항이 무엇인지 파악하는 것도 중요하다.

고장 발생 과정에 경향성이 없다는 것은 분석 대상 장비의 고장 재발율이 시간에 의존하지 않고 일정함을 의미하며, 재발율이 일정하다는 것은 $M(t)$ 가 시간 t 와 선형 관계에 있음을 의미한다. 따라서 도식적 경향성 검정 방법은 시간의 경과에 따라 전체 장비의 평균 누적 고장 개수 및 $M(t)$ 를 계산하고, 이를 그래프에 타점하여 경향성 유무를 파악하는 것이다. 그러나, 도식적 방법은 간단하게 고장 데이터의 경향성을

확인할 수 있으나, 분석자의 주관적 판단이 개입될 우려가 있다. 또한 구간 데이터의 경우에는 고장 시점을 정확하게 알 수 없으므로 어느 특정 구간에서 갑자기 평균 고장 개수가 크게 증가하는 것처럼 보일 수 있는 단점이 있다. 따라서, 도식적 방법은 분석적 경향성 검정을 수행하기에 앞서 고장 데이터의 경향성을 개략적으로 확인하는 절차라고 할 수 있다.

고장 데이터가 구간 데이터일 때에도 경향성을 도식적으로 판단하는 것은 가능하나, 분석적 경향성 검정 방법은 알려져 있지 않다. 따라서, 본 논문에서는 구간 데이터를 고장시간 데이터로 변환한 후 분석적 경향성 검정을 적용하는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 구간 데이터를 고장시간 데이터로 변환하기 위해 Table 1과 같이 3가지 방법을 고려하였으며, 시뮬레이션을 통해 이 방법들의 성능을 비교하였다.

Table 1. 구간 데이터 변환 방법

구분	설명
변환 방법 I - 임의(uniform random) 분포를 따르는 고장시간 데이터를 임의(random) 생성하는 방법	고장이 발생한 구간의 고장 빈도 만큼 그 구간 내에서 균등(uniform) 분포를 따르는 고장시간 데이터를 생성하는 방법
변환 방법 II - 중점(midpoint) 생성 방법	고장이 발생한 구간의 모든 고장이 구간의 중앙에 해당하는 시점에서 발생한 것으로 변환하는 방법
변환 방법 III - 균등 시점(equispaced intervals) 생성 방법	고장이 발생한 구간의 고장 빈도 만큼 그 구간 내에서 고장 시점을 등 간격으로 배치하는 방법

Fig. 2의 절차에 따라 분석적 경향성 검정 방법으로 라플라스 검정(Laplace test), L-R 검정(Lewis-Robinson test), 그리고 PCNT를 고려하고, 이들 방법을 이용해 고장 발생 간격의 경향성을 확인한다. 분석적 경향성 검정 결과, 고장 발생 간격이 경향성이 없는 재생 과정으로 판명되면 재생 과정의 특수한 경우인 HPP 여부를 판정하기 위해 분포 적합도 검정(goodness-of-fit)을 수행한다. 분석적 경향성 검정 결과, 고장 발생 간격이 경향성이 있는 비재생 과정으로 판명되면, 대표적인 비재생 과정인 NHPP의 $M(t)$ 에 대한 관계식(승수 관계 또는 지수 관계 모형)을 적합하여 분석을 수

행한다.

라플라스 검정은 균등 분포의 정규 근사화를 통해 개별 장비들의 고장 발생 과정이 HPP를 따르는지 여부를 검정하는 방법이다. 라플라스 검정의 귀무가설(H_0) 및 대립가설(H_1)은 다음과 같다.

H_0 : 고장 발생 과정이 HPP이다.

H_1 : Not H_0

한편, Wang과 Coit(2005)에 의하면 일반 재생 과정에 대한 라플라스 검정 방법은 H_0 를 기각하지 못하는 비율(즉, 고장 발생 간격 분포를 지수 분포라고 판정하는 비율)이 높은 경향을 보인다는 것이 알려져 있다. 따라서, 라플라스 검정 결과, H_0 가 기각되지 않았더라도 고장 발생 간격 분포가 지수 분포인 HPP라고 단정하기는 어렵다. 이를 바탕으로 본 연구에서는 라플라스 검정, L-R 검정, PCNT 등 3가지 분석적 경향성 검정을 이용하여 고장 발생 간격의 경향성 유무를 판단하고, 경향성이 없다고 판단되면(즉, 재생과정으로 판단되면) 라플라스 검정 대신 분포 적합도 검정을 이용하여 고장 간격 분포가 지수 분포를 따르는 HPP인지 여부에 대한 검정을 수행하도록 하였다(Fig. 2 참조).

i 번째 장비를 시간 0에서 관측 중단시간 T_i 까지 관측할 때, 장비 i 에서 관측된 각 고장시간을 $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in_i}$ 이라고 하자. 동종의 다수 장비(k 대)를 분석할 경우, 고장 발생 과정이 HPP라는 귀무가설 H_0 하에서 라플라스 검정의 검정 통계량 L 은 다음과 같다(Tobias and Trindade, 1995).

$$L = \left[\sum_{j=1}^{n_1} t_{1j} + \sum_{j=1}^{n_2} t_{2j} + \dots + \sum_{j=1}^{n_k} t_{kj} - \frac{1}{2}(n_1 T_1 + n_2 T_2 + \dots + n_k T_k) \right] \quad (1)$$

$$/ \sqrt{\frac{1}{12}(n_1 T_1^2 + n_2 T_2^2 + \dots + n_k T_k^2)}$$

그리고, 유의 수준 α 에서 $|L| > z_{1-\alpha/2}$ 이면 H_0 를 기각한다. 단, $z_{1-\alpha/2}$ 는 표준 정규 분포의 $(1-\alpha/2)$ 분위수이다.

L-R 검정은 라플라스 검정의 검정 통계량을 고장 간격의 CV로 나눈 값을 검정 통계량으로 사용하여 고

장 간격의 재생 과정 여부를 판별하는 분석적 경향성 검정 방법이다. L-R 검정의 귀무가설(H_0) 및 대립가설(H_1)은 다음과 같다.

H_0 : 고장 발생 과정이 재생 과정이다.

H_1 : Not H_0

동종의 다수 장비(k 대) 중 장비 i 의 고장 간격 X_{ij} 는 다음과 같이 정의한다.

$$X_{ij} = t_{ij} - t_{i,j-1} \quad (2)$$

여기서, $i = 1, 2, \dots, k, j = 1, 2, \dots, n_i, t_0 = 0$ 이다. 라플라스 검정의 검정 통계량을 L 이라 하면, L-R 검정의 검정 통계량 U_{LR} 은 다음과 같다.

$$U_{LR} = \frac{L}{CV}, \quad CV = \frac{\sqrt{S^2(X)}}{\bar{X}} \quad (3)$$

여기서, \bar{X} 는 고장 간격의 평균이고, $S^2(X)$ 는 고장 간격의 분산이다. 그리고, 유의 수준 α 에서 $|U_{LR}| > z_{1-\alpha/2}$ 이면 H_0 를 기각한다.

PCNT는 고장 발생 과정이 재생 과정을 따르는가 여부를 검정하는 비모수적 방법이다. PCNT의 귀무가설(H_0) 및 대립가설(H_1)은 다음과 같다.

H_0 : 고장 발생 과정에 경향성이 없다.

H_1 : Not H_0

PCNT 절차는 다음과 같다. 동종의 다수 장비(k 대) 중 장비 i 에서 관측된 n_i 개의 고장 간격이 시간 순서대로 관측되면, 좌측의 고장 간격을 우측의 고장 간격과 비교하여 좌측의 고장 간격이 우측의 고장 간격보다 작으면 역전(Reversal) R 이 발생했다고 정의하고 기록한다. 귀무가설 H_0 하에서 R_i 의 기대값 $E(R_i)$ 과 분산 $\sigma^2(R_i)$ 은 식 (4)와 같으며, 식 (5)의 검정 통계량 U 는 근사적으로 표준정규 분포를 따른다.

$$E(R_i) = \frac{n_i(n_i - 1)}{4} \quad (4)$$

$$\sigma^2(R_i) = \frac{(2n_i + 5)(n_i - 1)n_i}{72}$$

$$U = \frac{\sum_{i=1}^k \left[R_i + \frac{1}{2} - E(R_i) \right]}{\sqrt{\sum_{i=1}^k \sigma^2(R_i)}} \quad (5)$$

여기서, R_i 는 i 번째 장비의 R 이다. 그리고, 유의 수준 α 에서 $|U| > z_{1-\alpha/2}$ 이면 H_0 를 기각한다.

Fig. 2의 절차에 따라, 경향성이 없다고 판정된 재생 과정에 대하여 고장 발생 간격의 분포가 지수 분포를 따르는지 여부를(즉, 재생 과정의 특수한 경우인 HPP인지 여부를) 검정하기 위해서 분포 적합도 검정을 수행한다. 예를 들어, A-D(Anderson-Darling) 검정 방법(서순근, 2006)을 사용할 수 있다.

고장 발생 과정이 재생 과정을 따를 때, 동종의 다수 장비(k 대) 중 장비 i 의 평균 누적 함수 $M_i(t)$ 은 다음과 같이 정의한다. 또한, 고장 간격 X_{ij} 는 식 (2)와 같다.

$$M_i(t) = E[N_i(t)] \quad (6)$$

$N_i(t)$ 는 고장 발생 간격 X_{ij} 의 함수로 나타낼 수 있다. 즉,

$$N_i(t) = n_i \Leftrightarrow \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \leq t, \quad \sum_{j=1}^{n_i+1} X_{ij} > t \quad (7)$$

그리고, n_i 번째 교체시간은 다음과 같다.

$$t_{n_i} = \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \quad (8)$$

따라서, X_{ij} 의 확률분포로부터 $N_i(t)$ 와 t_{n_i} 의 분포를 결정할 수 있으며, 그에 따라 평균 누적 함수 $M_i(t)$ 를 추정할 수 있다. 재생을 함수 $m_i(t)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$m_i(t) = dM_i(t)/dt \quad (9)$$

HPP에서 임의의 구간 $(t_{i,j-1}, t_{i,j})$ 에서 동종의 다수 장비(k 대) 중 장비 i 의 재생횟수의 분포는 다음과 같다.

$$P\{N(t_{ij}) - N(t_{i,j-1}) = d\} = \frac{\{\lambda(t_{ij} - t_{i,j-1})\}^d e^{-\lambda(t_{ij} - t_{i,j-1})}}{d!} \quad (10)$$

식 (10)을 이용하여 고장 발생 과정이 HPP를 따르고 고장 데이터가 구간 데이터로 주어진 시스템에 대한 우도함수를 유도하면 다음과 같다.

$$LIK = \prod_{i=1}^k \prod_{j=1}^{n_i} \left[\frac{\{\lambda(t_{ij} - t_{i,j-1})\}^{\Delta_{ij}}}{\times e^{-\lambda(t_{ij} - t_{i,j-1})}} \right] \quad (11)$$

단, $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in_i}$ 는 장비 i 에서 관측된 고장시간, k 는 시스템 수, 그리고 Δ_{ij} 는 해당 구간에 고장이 있으면 1이고, 없으면 0으로 정의되는 함수이다.

고장 발생의 연속적 과정이 재생 과정을 따르지 않을 때, 이를 비재생 과정이라고 하고, 일반적으로 NHPP의 $M(t)$ 에 대한 모형이 승수 관계 모형이나 지수 관계 모형이나에 따라 비재생 과정을 분석한다.

승수 관계 모형의 평균 누적 함수 $M(t)$ 및 재발을 $\lambda(t)$ 는 다음과 같다.

$$M(t) = at^b, \quad a, b > 0 \quad (12)$$

$$\lambda(t) = \frac{dM(t)}{dt} = abt^{b-1} \quad (13)$$

식 (13)에서, $0 < b < 1$ 이면 $\lambda(t)$ 는 t 의 감소 함수이다. 즉, 고장 발생율이 시간에 따라 감소하는 것을 의미한다. 또한, $b > 1$ 이면 고장 발생율이 시간에 따라 증가하는 것을 의미한다.

지수 관계 모형의 평균 누적 함수 $M(t)$ 및 재발을 $\lambda(t)$ 는 다음과 같다.

$$M(t) = ae^{bt}, \quad a > 0 \quad (14)$$

$$\lambda(t) = \frac{dM(t)}{dt} = abe^{bt} \quad (15)$$

NHPP에서 임의의 구간 $(t_{i,j-1}, t_{i,j})$ 에서 동종의 다수 장비(k 대) 중 장비 i 의 고장횟수의 분포는 다음과 같다.

$$P\{N(t_{ij}) - N(t_{i,j-1}) = d\} = \frac{\{M(t_{ij}) - M(t_{i,j-1})\}^d e^{-\{M(t_{ij}) - M(t_{i,j-1})\}}}{d!} \quad (16)$$

식 (16)을 이용하여 고장 발생 과정이 NHPP를 따르고 고장 데이터가 구간 데이터로 주어진 시스템에 대한 우도함수를 유도하면 다음과 같다.

$$LIK = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{n_i} \left[\frac{\{M(t_{ij}) - M(t_{i,j-1})\}^{\Delta_{ij}}}{e^{-\{M(t_{ij}) - M(t_{i,j-1})\}}} \right] \quad (17)$$

단, $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in_i}$ 는 장비 i 에서 관측된 고장시간, k 는 시스템 수, 그리고 Δ_{ij} 는 해당 구간에 고장이 있으면 1이고, 없으면 0으로 정의되는 함수이다.

3. 시뮬레이션 분석

가. 시뮬레이션 절차

고장 데이터 변환 방법의 성능을 비교하기 위하여 Fig. 2에 제시한 수리가능 시스템의 구간 데이터 분석 절차를 바탕으로 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션의 첫 번째 절차는 고장 발생 과정별로 임의의 고장 시간 데이터를 생성하는 것이다. 이렇게 생성한 고장 시간 데이터를 고장 관측 시점 구간 별 고장 횟수를 구분하여 구간 고장 데이터로 정리하였다. 이렇게 정리한 구간 고장 데이터를 세 가지 변환 방법을 사용하여 변환하고, 세 가지 검정 방법을 이용하여 검정하였다. 실제 고장 시간 데이터와 변환한 고장 데이터의 검정 결과를 비교하여 세 가지 변환 방법 중 가장 성능이 우수한 변환 방법을 선정하여 제시하였다. 세부 시뮬레이션 수행 절차는 Fig. 3과 같다.

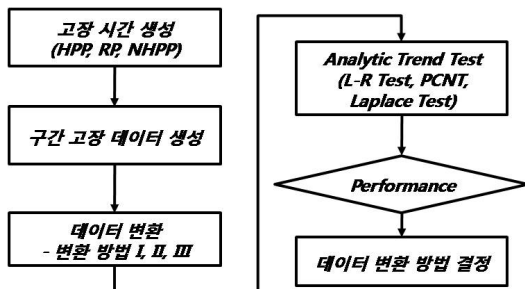


Fig. 3. 시뮬레이션 절차

HPP, 재생 과정, NHPP에 따라 고장 시간 데이터를 생성하였다. HPP에 대해서는 고장 발생 간격이 지수 분포를 따르는 고장 데이터를, 재생 과정에 대해서는 고장 발생 간격이 와이불(Weibull) 분포를 따르는 고장 데이터를, 그리고 NHPP에 대해서는 승수 관계 모형을 따르는 고장 데이터를 생성하였다. 다양한 경우에 대한 성능을 비교하기 위해 시스템 수, 관측 중단 시점까지의 고장 관측 횟수(단, 구간 크기는 등간격), 그리고 관측 중단 시점까지의 평균 고장 개수를 변화시켜 가며 시뮬레이션을 수행하였다. 단, 관측 중단 시점은 무기체계 평균 운용 기간인 20년으로 설정하였다. 이를 정리하면 다음 Table 2와 같다.

Table 2. 데이터 생성 방법

구분	수준
시스템 수	1, 5, 10, 50
관측 횟수	1, 5, 10, 50
평균 고장 개수	0.5, 10, 50, 100

각 계수 과정 별로 고장시간 데이터를 생성한 후, 관측 횟수에 따라 결정되는 구간 별로 고장 개수(즉, 구간 데이터)를 산출하였다. 그리고, 이 구간 데이터를 3가지 방법을 사용하여 고장시간 데이터로 변환하였다. 계수 과정에 따라 생성한 실제 고장시간 데이터까지 포함한 4가지 고장시간 데이터에 대하여(Table 3 참조), L-R 검정, PCNT, 라플라스 검정 등 3가지 분석적 경향성 검정을 수행하고 데이터 변환 방법의 성능을 비교 분석하였다. 단, 검정의 유의 수준 α 는 0.1로 설정하였다.

Table 3. 4가지 고장시간 데이터

구분	설명
t	계수 과정에 따라 생성한 고장시간 데이터
ran	구간 데이터를 데이터 변환 방법 I에 의해 변환한 데이터
mid	구간 데이터를 데이터 변환 방법 II에 의해 변환한 데이터
equ	구간 데이터를 데이터 변환 방법 III에 의해 변환한 데이터

분석적 경향성 검정에 대한 데이터 변환 방법의 성능은 시뮬레이션 상황 별로 1000회씩 반복 시행한 결과, 귀무가설 H_0 를 기각하지 못 하는 비율로 정의하였다. 고장 발생 과정에 경향성이 없는 HPP와 재생 과정에 따라 생성 및 변환한 데이터에 대해서는 분석적 경향성 검정 결과 귀무가설 H_0 를 기각하지 못 하는 비율이 높을수록 바람직하고, 경향성이 있는 비재생 과정인 NHPP로 생성 및 변환한 데이터에 대해서는 귀무가설 H_0 를 기각하지 못 하는 비율이 낮을수록 바람직하다.

나. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션 결과는 계수 과정과 분석적 경향성 검정 별로 Table 4 ~ 12에 정리하였다. 단, 시스템 수와 평균 고장 개수는 Table 2와 같이 4가지 수준으로 시뮬레이션을 수행하였으나, 시뮬레이션 결과를 모두 수록할 수 없어 각각 2가지 수준(시스템 수는 1, 50, 평균 고장 개수는 0.5, 100)에 대한 결과만 수록하였다.

HPP로 생성한 실제 고장시간 데이터와 3가지 방법으로 변환한 데이터에 대해 3가지 분석적 경향성 검정을 수행한 결과(Table 4 ~ 6 참조), 라플라스 검정 방법이 데이터의 종류(생성한 실제 고장 데이터, 3가지 변환 데이터), 시스템 수, 관측 횟수, 평균 고장 개수와 무관하게 가장 우수한 성능을 보였다. PCNT 방법의 성능은 전반적으로 좋지 않았으며, L-R 검정 방법은 시스템 수와 평균 고장 개수가 작을 때 좋지 않은 성능을 보였다. 3가지 변환 방법 중 방법 I이 실제 고장 데이터를 대상으로 한 방법과 가장 유사한 성능을 보였다. 방법 II는 L-R 검정 방법과 라플라스 검정 방법을 적용했을 때 방법 I보다 다소 좋은 성능을 보였으나, PCNT 방법을 적용했을 때는 방법 I에 비해 현저하게 좋지 않은 성능을 보였다. 방법 III은 라플라스 검정 방법을 적용했을 때와 시스템 수가 큰 경우에 대해 L-R 검정 방법을 적용했을 때 방법 I보다 다소 좋은 성능을 보였으나, PCNT 방법을 적용했을 때는 방법 I에 비해 현저하게 좋지 않은 성능을 보였다. 관측 횟수가 경향성 검정 방법과 데이터 변환 방법의 성능에 미치는 영향은 미미하였다.

재생 과정에 대한 시뮬레이션 결과(Table 7 ~ 9 참조)는 HPP에 대한 시뮬레이션 결과와 전반적으로 유사하게 나타났다. 특히, 방법 I로 변환한 데이터가 재생 과정으로 생성한 실제 고장시간 데이터와 가장 유사한 성능을 보인다는 점은 동일하였다.

Table 4. HPP, L-R 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.161	0.157	0.236	0.000
1	1	100	0.904	0.890	1.000	0.962
1	5	0.5	0.147	0.151	0.153	0.148
1	5	100	0.918	0.922	1.000	0.336
1	10	0.5	0.168	0.169	0.169	0.166
1	10	100	0.903	0.903	1.000	0.507
1	50	0.5	0.141	0.146	0.145	0.145
1	50	100	0.893	0.898	0.967	0.820
50	1	0.5	0.908	0.899	1.000	1.000
50	1	100	0.900	0.902	1.000	1.000
50	5	0.5	0.898	0.890	1.000	1.000
50	5	100	0.906	0.914	1.000	1.000
50	10	0.5	0.880	0.877	0.999	0.999
50	10	100	0.903	0.905	1.000	1.000
50	50	0.5	0.892	0.882	0.928	0.928
50	50	100	0.908	0.905	1.000	1.000

Table 5. HPP, PCNT

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.128	0.133	0.228	0.228
1	1	100	0.888	0.903	0.000	0.000
1	5	0.5	0.127	0.131	0.130	0.130
1	5	100	0.912	0.908	0.000	0.237
1	10	0.5	0.133	0.135	0.140	0.140
1	10	100	0.902	0.899	0.000	0.383
1	50	0.5	0.099	0.097	0.098	0.098
1	50	100	0.892	0.895	0.000	0.725
50	1	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	1	100	0.894	0.899	0.000	0.000
50	5	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	5	100	0.903	0.897	0.000	0.012
50	10	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	10	100	0.898	0.909	0.000	0.029
50	50	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	100	0.901	0.901	0.000	0.120

Table 6. HPP, 라플라스 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.931	0.923	1.000	1.000
1	1	100	0.908	0.898	1.000	1.000
1	5	0.5	0.953	0.939	0.990	0.990
1	5	100	0.916	0.920	0.927	0.927
1	10	0.5	0.935	0.940	0.980	0.980
1	10	100	0.909	0.905	0.910	0.910
1	50	0.5	0.933	0.937	0.943	0.943
1	50	100	0.902	0.903	0.901	0.901
50	1	0.5	0.913	0.908	1.000	1.000
50	1	100	0.900	0.903	1.000	1.000
50	5	0.5	0.898	0.895	0.905	0.905
50	5	100	0.906	0.913	0.914	0.914
50	10	0.5	0.893	0.884	0.892	0.892
50	10	100	0.902	0.905	0.905	0.905
50	50	0.5	0.897	0.896	0.894	0.894
50	50	100	0.907	0.906	0.905	0.905

Table 8. 재생 과정, PCNT

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.021	0.018	0.035	0.035
1	1	100	0.916	0.899	0.000	0.000
1	5	0.5	0.015	0.018	0.016	0.016
1	5	100	0.896	0.980	0.000	0.238
1	10	0.5	0.015	0.015	0.015	0.015
1	10	100	0.899	0.978	0.000	0.382
1	50	0.5	0.019	0.020	0.019	0.019
1	50	100	0.894	0.982	0.000	0.782
50	1	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	1	100	0.894	0.886	0.000	0.000
50	5	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	5	100	0.892	0.977	0.000	0.000
50	10	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	10	100	0.898	0.966	0.000	0.001
50	50	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	100	0.899	0.969	0.000	0.002

Table 7. 재생 과정, L-R 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.014	0.025	0.035	0.000
1	1	100	0.904	0.874	1.000	0.986
1	5	0.5	0.022	0.024	0.023	0.023
1	5	100	0.893	0.992	1.000	0.481
1	10	0.5	0.017	0.019	0.016	0.016
1	10	100	0.894	0.994	1.000	0.671
1	50	0.5	0.015	0.016	0.015	0.015
1	50	100	0.888	0.979	0.998	0.873
50	1	0.5	0.010	0.894	1.000	1.000
50	1	100	0.987	0.896	1.000	1.000
50	5	0.5	0.011	0.020	0.980	0.972
50	5	100	0.988	0.993	1.000	1.000
50	10	0.5	0.008	0.009	0.385	0.385
50	10	100	0.981	0.981	1.000	1.000
50	50	0.5	0.000	0.000	1.000	0.001
50	50	100	0.987	0.989	1.000	1.000

Table 9. 재생 과정, 라플라스 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.949	0.956	1.000	1.000
1	1	100	1.000	0.873	1.000	1.000
1	5	0.5	0.941	0.954	1.000	1.000
1	5	100	0.998	0.994	0.998	0.998
1	10	0.5	0.959	0.941	0.999	0.999
1	10	100	0.999	0.999	1.000	1.000
1	50	0.5	0.943	0.936	0.953	0.953
1	50	100	0.999	0.999	0.999	0.999
50	1	0.5	0.003	0.899	1.000	1.000
50	1	100	0.989	0.897	1.000	1.000
50	5	0.5	0.003	0.006	0.006	0.006
50	5	100	0.990	0.992	0.994	0.994
50	10	0.5	0.003	0.003	0.003	0.003
50	10	100	0.982	0.982	0.987	0.987
50	50	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	100	0.989	0.990	0.988	0.988

Table 10. NHPP, L-R 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.118	0.148	0.217	0.000
1	1	100	0.000	0.898	1.000	0.955
1	5	0.5	0.132	0.137	0.147	0.142
1	5	100	0.000	0.000	0.995	0.000
1	10	0.5	0.153	0.153	0.159	0.149
1	10	100	0.000	0.000	0.259	0.000
1	50	0.5	0.118	0.117	0.117	0.116
1	50	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	1	0.5	0.003	0.897	1.000	1.000
50	1	100	0.000	0.897	1.000	1.000
50	5	0.5	0.000	0.004	0.974	0.732
50	5	100	0.000	0.000	1.000	0.000
50	10	0.5	0.000	0.001	0.271	0.192
50	10	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	0.5	0.003	0.003	0.003	0.003
50	50	100	0.000	0.000	0.000	0.000

Table 12. NHPP, 라플라스 검정

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.914	0.935	1.000	1.000
1	1	100	0.000	0.898	1.000	1.000
1	5	0.5	0.914	0.923	0.968	0.968
1	5	100	0.000	0.000	0.000	0.000
1	10	0.5	0.930	0.919	0.955	0.955
1	10	100	0.000	0.000	0.000	0.000
1	50	0.5	0.919	0.922	0.925	0.925
1	50	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	1	0.5	0.000	0.892	1.000	1.000
50	1	100	0.000	0.895	1.000	1.000
50	5	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	5	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	10	0.5	0.000	0.001	0.001	0.001
50	10	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	100	0.000	0.000	0.000	0.000

Table 11. NHPP, PCNT

시스템 수	관측 횟수	고장 개수	시뮬레이션 결과			
			t	ran	mid	equ
1	1	0.5	0.168	0.117	0.212	0.212
1	1	100	0.019	0.904	0.000	0.000
1	5	0.5	0.181	0.178	0.179	0.179
1	5	100	0.019	0.026	0.000	0.000
1	10	0.5	0.198	0.195	0.200	0.200
1	10	100	0.026	0.021	0.000	0.002
1	50	0.5	0.169	0.167	0.166	0.166
1	50	100	0.025	0.023	0.000	0.007
50	1	0.5	0.000	0.000	0.001	0.000
50	1	100	0.000	0.892	0.000	0.000
50	5	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	5	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	10	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	10	100	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	0.5	0.000	0.000	0.000	0.000
50	50	100	0.000	0.000	0.000	0.000

NHPP에 대한 분석적 경향성 검정 결과는 귀무가설 H_0 를 기각하지 못 하는 비율이 낮을수록 바람직하다. 즉, 경향성 검정 결과가 0에 가까울 수록 결과가 우수함을 의미한다. 예를 들어, 실제 고장 데이터(표에서 “t”로 표시)의 검정결과는 0이고 변환 방법(“ran”, “mid”, “equ”)에 의한 데이터 검정 결과가 0이 아닌 것은, 실제 고장 데이터는 검정 결과가 우수하지만 변환 방법에 의한 검정 결과는 좋지 않은 성능을 보인다는 것을 의미한다. 3가지 분석적 경향성 검정을 수행한 결과(Table 10 ~ 12 참조), PCNT 방법이 전반적으로 가장 우수하였다. L-R 검정 방법은 관측 횟수가 작을 때 좋지 않은 성능을 보였으며, 라플라스 검정 방법은 관측 횟수가 작을 때 또는 시스템 수가 작고 평균 고장 개수가 작을 때 좋지 않은 성능을 보였다. 3가지 변환 방법 중 방법 I이 관측 횟수가 작을 때를 제외하고 실제 고장 데이터를 대상으로 한 방법과 가장 유사한 성능을 보였다. 관측 횟수가 작을 때는 PCNT와 방법 II 또는 III을 결합했을 때 방법 I 보다 성능이 더 우수하였다.

시뮬레이션 결과를 종합하면, 방법 I로 변환한 데이터가 계수과정에 따라 생성한 실제 고장시간 데이

터와 가장 유사한 성능을 보였다. 경향성 유무를 판정하기 위해 3가지 검정을 모두 수행하여 다수결 원칙(3개 중 2개 이상)을 따르는 절차의 성능을 평가한 결과, 평균 고장 개수가 매우 작은 경우(예를 들어 0.5)를 제외하고 전반적으로 우수한 성능을 보였다. 따라서 구간 데이터의 변환은 방법 I을, 그리고 경향성 유무의 판단은 다수결 원칙을 따르는 것을 추천한다.

4. 실제 고장 데이터 분석

가. 연간 고장을 추정

실제 군에서 운용 중인 특정 유도탄의 현장 고장 데이터를 바탕으로 저장신뢰도를 분석하였다.

분석 대상 유도탄들은 동일한 저장 환경 및 정비 여건을 가지고 있다고 가정한다. 분석 대상 유도탄은 주기적인 검사를 실시하여 정상 여부를 판정하고, 고장일 경우 해당 구성품을 교체하는 검사/정비 정책을 적용하고 있다. 따라서, 유도탄의 고장 데이터는 구간 데이터로 주어진다.

분석 대상인 유도탄 구성품 A의 교체 event plot과 $M(t)$ plot은 각각 Fig. 4와 Fig. 5와 같다.

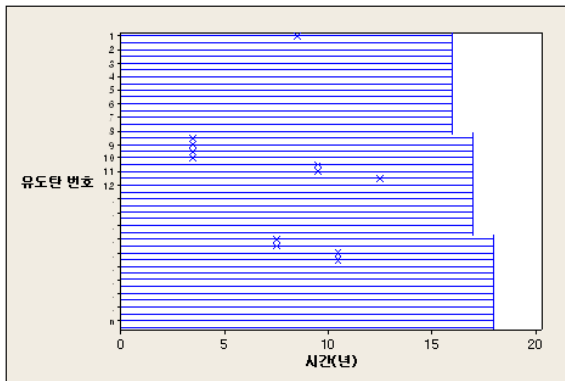


Fig. 4. 유도탄 구성품 A의 교체 event plot

event plot을 통해 관측 중단 시간까지 고장이 발생한 유도탄보다 고장이 발생하지 않은 유도탄이 더 많다는 것을 확인할 수 있다.

$M(t)$ plot을 통해 5년 시점에 고장이 처음 관측되었고, 그 후 대체로 선형적인 증가 양상을 보이고 있음을 알 수 있다.

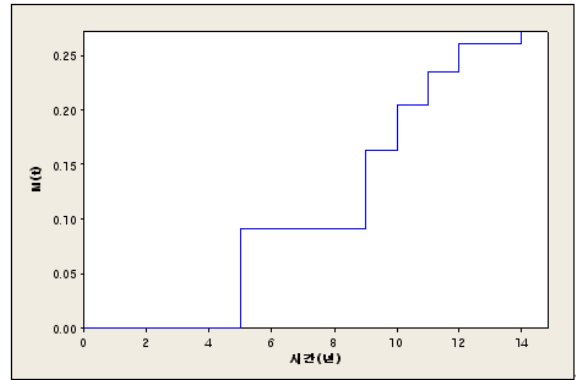


Fig. 5. 유도탄 구성품 A의 $M(t)$ plot

구간 데이터를 방법 I에 따라 변환하여 분석적 경향성 검정을 수행하였다. 고장이 2개 이상 발생한 유도탄이 적어서 PCNT는 수행할 수 없었다.

라플라스 검정통계량 L 과 L-R 검정 검정통계량 U_{LR} 을 구하여 귀무가설 H_0 의 기각 여부를 판정한 결과는 다음과 같다.

$$L = -0.8946, |L| < z_{0.95} = 1.645$$

$$U_{LR} = -1.0643, |U_{LR}| < z_{0.95} = 1.645$$

즉, 유의수준 $\alpha = 0.1$ 에서 귀무가설 H_0 를 기각할 수 없다.

Fig. 2의 분석 절차에 따라 재생 과정의 특수한 경우인 HPP 여부(즉, 고장 발생 간격의 지수 분포 적합 여부)를 검정하기 위해 구간 데이터에 대한 분포 적합도 검정을 실시하였다. A-D 검정 결과(Fig. 6 참조), A-D 통계량 값이 가장 작은 분포는 대수정규(lognormal) 분포였다. 그러나 A-D 통계량 값의 차이가 극히 작고 수명 분포로서의 활용도가 더 높은 와이블 분포가 적절하다고 판단하였다. 따라서 유도탄 구성품 A의 고장 발생 과정은 재생 과정이고 고장 발생 간격은 와이블 분포를 따른다고 판정하였다.

Goodness-of-Fit

Distribution	Anderson-Darling (adj)
Weibull	76.021
Lognormal	76.019
Exponential	76.028
Normal	76.027

Fig. 6. A-D 검정 결과

고장 발생 간격이 와이블 분포를 따르는 유도탄 구성품 A의 1년 후 고장 확률과 신뢰수준 95%에서 1년 후 고장 확률의 상한을 추정하면 다음과 같다(Minitab 이용).

1년 후 고장 확률 = 0.00779

1년 후 고장 확률의 상한 = 0.052

나. 연간 예비부품 수량 및 예산 추정

고장 시간 간격의 분포를 추정함으로써 주어진 기간 동안 고장으로 교체되는 유도탄 구성품 A의 수량을 파악할 수 있으며 이에 따라 연간 예비 부품의 수량을 추정할 수 있다. 또한 평균 수리 시간이 주어지면, 장비의 가용도를 파악할 수 있다. 가용도란 임의의 시점에서 시스템이 정상 상태에 있을 확률을 의미하는데, 유도탄은 장기간 저장된 상태로 있고 주기적인 검사를 통해서만 정상 여부를 판정할 수 있으므로 가용도는 큰 의미가 없다. 따라서 본 논문에서는 유도탄 구성품 A에 대한 연간 예비 부품의 수량 및 예산을 추정하여 제시하였다.

예비 부품 소요 추정은 구성품을 해외에서 도입해야 하는 등 부품 보급이 원활하지 못한 상황을 고려하여 신뢰상한을 바탕으로 이루어지는 것이 바람직하다.

총 100기의 유도탄이 운용되고 있고, 수리 당 비용이 1.4억 이라 할 때, 신뢰수준 95%에서 1년 후 고장 확률의 상한은 0.052 이므로 부품 보급이 원활하지 못한 상황을 고려한 연간 기대 고장 수 M (또는 연간 예비 부품 수)은 다음과 같다.

$$M = 100 \times 0.052 = 5.2 \approx 5$$

$$\text{연간 예산} = 1.4 \times 5 = 7$$

따라서, 7억의 연간 예산 책정이 필요하다.

5. 결론

본 논문에서는 고장 데이터가 구간 데이터로 주어지는 수리가능 시스템의 신뢰도 분석 절차를 수립하고, 그 절차에 따라 실제 군에서 운용 중인 유도탄의 고장 데이터를 분석하여 저장신뢰도를 산출하였다. 특히, 구간 데이터를 고장시간 데이터로 변환하여 경향성 검정을 수행하는 방법을 제시하였다.

데이터 변환 방법은 임의 생성 방법, 중점 생성 방법, 그리고 균등 시점 생성 방법의 3가지를 고려하였고, 각 방법 하에서 세 가지 분석적 경향성 검정 방법(Laplace, Lewis-Robinson, Pair-wise Comparison Nonparametric Test)에 대한 성능을 시뮬레이션을 통하여 비교하였다. 시뮬레이션 수행 결과, 3가지 데이터 변환 방법 중 임의 생성 방법(즉, 구간 내에서 균등 분포로 고장시간 데이터를 임의 생성하는 방법) 하에서의 검정 성능이 생성한 실제 고장 데이터에 대한 검정 성능과 가장 유사하다는 것을 파악하였다.

수립된 절차에 따라 실제 군에서 운용 중인 특정 유도탄의 구성품 A의 고장 데이터를 분석하였다. 구성품 A는 교체위주의 수리가 이루어지고 있었으며, 구성품 A의 구간 고장 데이터를 임의 생성 방법으로 변환한 후 분석적 경향성 검정을 수행한 결과, 구성품 A의 고장 발생 과정은 재생 과정을 따르고 고장 발생 간격의 분포는 와이블 분포를 따른다고 판단되었다. 이를 바탕으로 구성품 A의 연간 고장률을 추정하였다. 또한, 보급이 원활하지 못한 특수한 상황을 고려하여 고장률의 95% 신뢰 상한 값을 적용했을 때의 연간 예비 부품수 및 추정 예산을 산출하였다.

유도탄 개발단계에서는 미국 군사 규격을 적용하여 저장신뢰도를 예측한다. 그러나, 유도탄에 대한 현장 데이터를 수집하여 산출한 값과 차이가 발생할 수 있다. 따라서, 유도탄 현장 데이터를 수집 및 분석하여 예측 모델의 타당성을 확인하고 보정할 수 있을 것이다. 본 논문에서 제시한 분석 절차가 위와 같은 유도탄 현장 데이터를 수집하고 분석하는데 기여할 수 있기를 기대한다.

References

- [1] 서순근, Minitab 신뢰성 분석, 이레테크, 2006.
- [2] 이성환, “수리가능 시스템의 신뢰도 분석절차의 개발 및 사례 연구”, KAIST 산업공학과 석사학위논문, 2006.
- [3] Cox, D. R. and Lewis, P. A. W., The Statistical Analysis of Series of Events, Wiley, New York, 1966.
- [4] Crow, L. H., “Reliability Analysis for Complex, Repairable Systems”, in Reliability and Biometry, F. Proschan and R. J. Serfling, eds., SIAM, Philadelphia, pp. 379~410, 1974.

- [5] Lawless, J. F., Statistical Models and Methods for Life Time Data, Wiley, New York, 1982.
- [6] Lewis, P. A. W. and Robinson, D. W., "Testing for a Monotone Trend in a Modulated Renewal Process", Reliability and Biometry, pp. 163~182, 1974.
- [7] Mann, H. B., "Nonparametric Test Against Trend", Econometrica, Vol. 13, No. 3, pp. 245~259, 1945.
- [8] Proschan, F., "Theoretical Explanation of Observed Decreasing Failure Rate", Technometrics, Vol. 5, No. 3, pp. 375~383, 1963.
- [9] Tobias, P. and Trindade, D. C., Applied Reliability, 2nd ed., Chapman & Hall/CRC, New York, 1995.
- [10] Wang, P. and Coit, D. W., "Repairable Systems Reliability Trend Tests and Evaluation", Proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium, pp. 416~421, 2005.