Bayesian 기법을 이용한 철도안전설비 수명 예측에 대한 연구

A Study on life Prediction of Railway Safety Equipment Using Bayesian Method

장병목*, 이종우*†

ByeongMok Jang*, Jongwoo Lee*†

Abstract Equipment and systems that make up the various electrical, electronic, mechanical parts, it is important to evaluate the reliability of the failure rate. Point machine in the railway signal is route change an important part of railway components. The train is traveling at a high speed derailment and safety issues affect the on-time service. Point machine in the detector close to the high failure rate is based on failure data non-informative prior distribution and prior distribution by comparison. The posterior distribution using Bayesian techniques to predict the lifetime of equipment.

***Keywords*:** Bayesian, Weibull distribution, Adherence Detector, Electric Point Machine

초 록 설비 및 시스템을 구성하는 다양한 전기, 전자, 기계 부품의 고장률은 시스템의 신뢰성 평가에 기준이 되는 중요한 요소이다. 철도신호에서 전기선로 전환기는 구내에서 진로를 바꾸는 철도 궤도구성품의 중요한 부분을 차지하고 있다. 열차가 고속으로 주행되는 관계로 열차 탈선등의 안전성 문제와 고장으로 인한 정시률 저하에 영향을 준다.
전기선로 전환기에서 고장 발생 빈도가 높은 밀착검지기에 대한 현장고장데이터를 기반으로, 사전정보의 유무에 따라 무정보 사전분포 (non-informative prior distribution)와 정보를 기반으로 하는 사전분포 (Prior distribution)를 비교분석하고, Bayesian 기법을 이용한 사후분포(Posterior distribution)로 설비에 대한 수명을 예측하기 위함이다. 향후 체계적인 유지보수 방안을 제시하고자 한다.

주요어 : 베이지안, 와이블분포, 밀착검지기,전기선로전환기

1. 서 론

베이지안(Bayesian)은 양적 정보분석 방법의 일종으로 어떤 주제에 대한 복수의 가설을 설정하고 각 가설의 실현가능성에 대한 확률판단을 하고 추가로 입수되는 정보를 바탕으로 확률변화 추이를 통계학적으로 추론하는 방법이다. 두 확률 변수의 사전확률과 사후확률 사이의 관계를 나타내는 정리로, 베이지안 확률론 해석에 따르면 베이지 정리는 새로운 정보가 제시될 때 사후 확률이 어떻게 변화되는가를 구하는 것이다.

본 연구에서는 현장의 고장데이터를 바탕으로 사전정보의 유무에 따라 무정보 사전분포와 정보를 기반으로 하는 사전분포(Prior distribution)를 비교분석하고, 베이지안(Bayesian) 추정법을 이용 사후분포를 추론하여 밀착검지기(Adherence Detector)에 대한 수명을 예측하여 유지보수비용을 절감할 수 있고 유효 적절한 예방정비 방안을 제시하고자 한다.

* 서울과학기술대학교 철도전문대학원 철도시스템학과(ei i418@hanmail.net)
*† 교신저자: 서울과학기술대학교 철도전문대학원 철도전기신호학과(saganlee@seoultech.ac.kr)

2. 베이지안과 사전분포

2.1 수명예측을 위한 베이지안 접근법

베이지안 접근법은 해석적 모델과 현장 테이터를 사용하여 수명예측을 업데이트하기 위해 도입 되며, 베이의 법칙(Bayes rule)에 기반한다. 식(1) 분모는 주변확률밀도함수로서 두 사후확률의 비교시에는 상쇄 되어지므로 쉽게 얻어지는 경우 외에는 계산에서 고려하지 않아도 된다. 식(2)에서 좌변의 $\pi(\alpha, \beta)$ 는 x 를 조건부로 하는 α, β 의 사후분포(Posterior distribution), 우변분자의 $\pi(\alpha, \beta)$는 형상 모수와 척도 모수의 결합확률밀도함수로써 두 모수의 특징을 나타내는 사전분포 (Priordis-tribution)이다. $\pi(x|\alpha, \beta)$주어진 파라미터 α, β 를 조건부로 하는 관찰 된 데이터 L(= day, F)의 우도(likelihood), Bayesain 방법을 적용하기 위해서는 적절한 사전분포를 선정하는 것이 가장 중요 하고도 어려운 작업이다. 우변의 분모는 상수로서 주변분포이다.

분석하고자 하는 자료를 나타낼 수 있는 확률밀도가 결정되면 이로부터 우도함수를 유도할 수 있고, 적절한 사전분포를 부여함으로써 사후분포로부터 확률밀도함수의 모수를 추출하고 모수의 불확실성을 탐색할 수 있다. 사후분포는 식(2)과 식(7)를 단순히 곱함으로써 얻어진다.

$$\pi(\alpha,\beta|x)=\frac{L(x|\alpha,\beta)\pi(\alpha,\beta)}{\int_0^\infty\int_0^\infty L(x|\alpha,\beta)\pi(\alpha,\beta)d\alpha d\beta} \quad (1)$$

$$\pi(\alpha,\beta|\chi)=L(\chi|\alpha,\beta)\pi(\alpha,\beta) \quad (2)$$

단, β: 형상모수 (Shape parameter. 분포의 형태를 결정해주는 모수)
α: 척도모수 (Scale parameter. 분포의 폭을 결정해주는 모수)

식(3)은 특정 공간에서의 모집단을 임의의 확률함수로 가정한 후 자료가 추출될 수 있는 확률을 나타내는 2 모수 Weibull 분포함수를 이용한 우도 함수(likelihood)이다.

$$L(x|\alpha,\beta)=\left(\frac{\alpha}{\beta}\right)^n\prod_{i=1}^{n}\left(\frac{x_i}{\beta}\right)^{\alpha-1}exp\left[-\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{x_i}{\beta}\right)^{\alpha}\right] \quad (3)$$

단, n: 총 기기 수량, X_i: 고장발생시간, i: 우측 관측중단

2.3 무 정보 사전분포(non-informative prior distribution)

사전정보가 거의 없거나 추정하고자 하는 모수에 대한 과거 경험에 대한 정보나 사용자의 주관이 전무한 경우에 사용된다. 또한 어떠한 특정값에 대해서도 다른 값들에 비해 더 많은 비중을 두고 고려하지 않는 것이다. 관심 모수의 분포를 직접 정하는 것이 아니고 분포 자체가 랜덤하다는 가정을 한다. 모수에 대한 사전정보가 거의 없을 때 특정한 사전분포를 정하는 문제는 어렵다. 관측중단자료를 비모수적 방법에서 사용 빈도가 높은 식(3)은 Kaplan-Meier추정법을 사용 사건이 발생한 시점마다 누적구간 생존 율을 구하는 생존 확률 추정법을 사용하였다. 우연속(Right continuous) 계단 함수 모양을 가진다.

비모수 추정 mean은 1979.30이고, lowest limit는 1788.83, upper limit는 2169.78이다.

$$R(t)=\prod_{j\in t_j<t}(1-h(t))=\prod_{j\in t_j<t}\left(1-\frac{d}{n}\right) \quad (4)$$

단, n : 총 수, d : 고장 난 수, t_j : 우측 관측 중단된 수

2.4 정보에 의한 사전분포(Prior distribution)

추정하고자 하는 모수에 대한 사전정보나 이론적 지식이 있는 경우 이 정보와 지식을 반영하는 사전분포를 주관적 사전분포(subjective prior) 또는 정보 사전분포라 한다. 사용자의 경험에 기반한 주관적 사전분포는 사용자의 자료를 이용하여 자료를 검증하기 이전에 모수에 대한 기존의 생각이나 믿음에 대한 정보를 포함한다. 확률밀도함수의 선정에 따른 우도함수가 결정되었으므로 식(1)은 2모수 Weibull 분포 함수를 이용한 표현식이다.

자료에 기반한 사전분포 구축에는 형상모수(shape parameter) α와 척도모수(scale parameter) β에 대하여 구축 되어져야 하므로, 식(5)는 구형밀착검지기 77대의 고장 데이터를 이용하여 과거의 추정치에서 총 데이터 수집 기간 중 발생하는 일당 평균 고장 횟수이며 또한, 고장률을 나타낸다. 모수λ를 가지는 지수분포 λ=5179.16로 표현한다.

$$\lambda(t)=\int_0^t\lambda(u)du=\int_0^t\lambda du=\lambda t$$

$$\pi(\alpha)=exp(-\lambda\alpha) \quad (5)$$

식(6) 신형밀착검지기 67대의 고장 데이터를 2모수 Weibull 분포의 확률밀도함수 f(t)에서 고장밀도함수 λ (t)와 신뢰도함수 R(t)을 나타내며, 형상 모수 b=1.26746, 척도모수 a=4076.50 표현식이다.

$$R(t)=P_r[T>t]=1-F(t)=1-\int_0^t f(x)dx==e^{-\left(\frac{\beta}{a}\right)^b}$$

$$\lambda(t)=\frac{f(t)}{R(t)}=\frac{b}{a}\left(\frac{\beta}{a}\right)^{b-1}$$

$$\pi(\beta)=\frac{b}{a}\left(\frac{\beta}{a}\right)^{b-1}exp\left[-\left(\frac{\beta}{a}\right)^b\right] \quad (6)$$

식(7)은 신형과 구형의 밀착검지기의 데이터에서 과거의 데이터를 지수분포α,신형 데이터 β를 2모수 Weibull 분포로 이용하여 다시 접합시켰다. 위와 같은 과정을 통하여 본 연구에서 사용 되어지는 사전분포의 구축을 나타낸 식이다.

$$\pi(\alpha,\beta)=\frac{b}{a}\left(\frac{\beta}{a}\right)^{b-1}\exp\left[-\left(\left(\frac{\beta}{a}\right)^b+\lambda\alpha\right)\right] \quad (7)$$

3. 밀착검지기의 정의 및 사후분포

3.1. 밀착검지기 정의

열차운행횟수의 증가에 따라 분기기 부분의 중요성이 강조되어 텅레일과 기본레일 간의 밀착상태 및 할출 상태를 검지하여 열차운행의 안전을 확보하기 위한 안전장치 이다. 밀착검지기는 마이크로 스위치를 이용한 방식과 기계적인 접촉부를 없애고 무접촉으로 물체를 검지하는 센서방식에서 현 설치 시설물은 근접센서 방식이다. Fig.1은 밀착검지기가 설치 된 모습이다.

Fig. 1 Adherence Detector

3.2 분포적합도 검정

통계적 분석을 위해 가장 먼저 고장 데이터의 수명자료를 기반으로 어떠한 수명분포에 적용시킬 수 있는지를 판정하는 적합도 검정이 필요하다. 분석 도구 중 고장분포의 적합성 검토에 Minitab을 이용하였다. 확률분포를 대상으로 하여, 이들 각 분포에 대하여 확률도를 작성하고 이로부터 분포 적합도를 산출하여 최적합 분포를 도출하였다. 모수 추정에는 최우추정법을 적용하였다. 전기선로전환기 고장데이터를 대상으로 A-D 검정값을 비교 해보면 weibull분포와 지수 분포의 값이 낮은 것을 확인할 수 있다. 이중 Weibull분포의 A-D값이 289.594로 가장 낮은 값으로 Weibull 분포를 전기선로전환기의 고장분포를 나타내는 확률분포로 선정하였다.

3.3 사후분포

본 연구의 최종 목표인 Bayesian에 의한 수명을 예측하기 위함이다. 베이지안 추론을 위해서는 우도함수와 사전분포가 필요하다. 우도함수는 보통 자료에 대한 통계적 모형 등으로부터 정해지지만, 사전분포는 미리 정해야만 한다. 베이지안 추론은 모수들의 결합사후분포나 자료의 주변분포에 근거하는데 이들 분포는 사전분포에 의존한다. 두 방법간의 사전분포 선정은 사전에 알고 있는 값으로부터 필요한 데이터를 생성한 후, 자료를 각각의 사전분포를 이용 Bayesian에 적용하여 최종결과를 비교하는 통계적 방법이 수행 될 수 있다. 신형과 구형기기의 고장데이터 자료를 이용 적합성에 대한 고장 데이터로부터 최우추정법을 이용하여 형태모수 값은 Weibull 모수추정 곡선에서 선형함수의 기울기 값으로 β=1.36056이고, 시간이 지남에 따라 고장률이 β>1이므로 증가하여 마모(Wear-out period) 고장형태를 나타내고 있다. 척도모수 $\alpha = exp(-b/a)$ 는 선형함수의 절편과 기울기 값을 대입하면 α=4753.65이 된다. 95% 신뢰구간에서 α, β을 참값으로 사용 하였다.

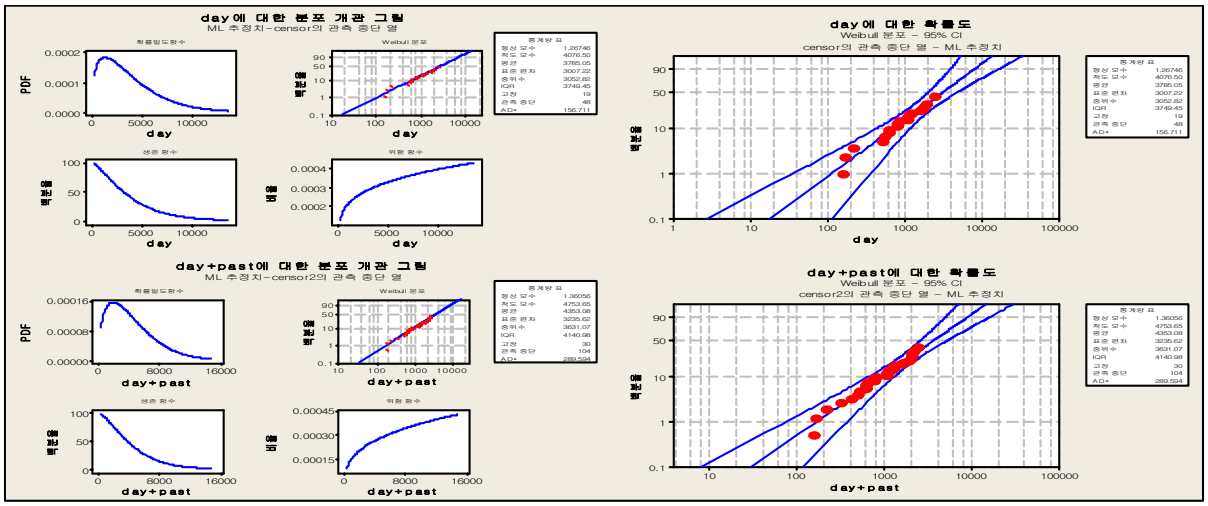
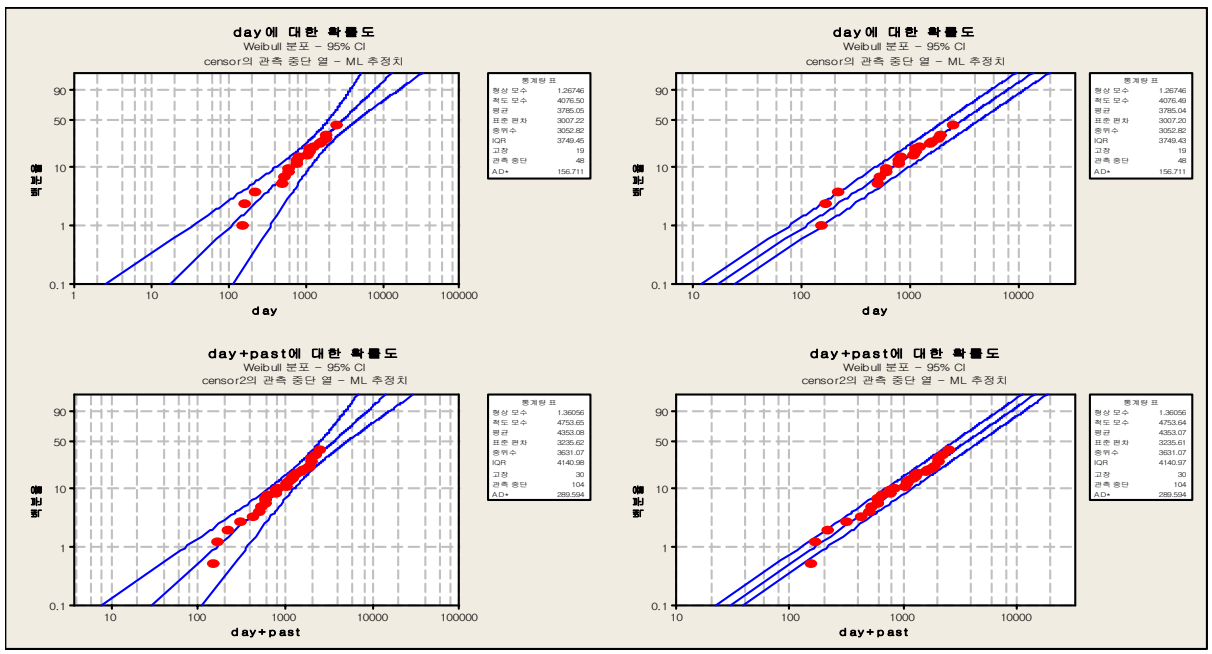


Fig. 2 Reliability functions and Probability plot with 95% confidence interval

Fig.3은 장치 중에서 특정 백분율의 장치에 고장이 발생하기까지 걸리는 시간을 나타내는 백분위수를 나타낸다. Bayesian방법을 이용하여 밀착검지기의 수명을 예측하는 경우,과거의 데이터로부터 기반으로 하는 정보에 의한 사전분포를 사용하는 것이 기기의 수명을 예측하는 것이 합리적일 수 있다는 결론을 얻었다.



(a) MLE 95% (b) Bayesian 95%

Fig. 3 MLE and Bayesian Prior distribution

Table.1 95% Bayesian Percentile

Percentile	Days	Standard Error	Lowest Limit	Upper Limit
1	161.676	21.6954	124.286	210.315
10	909.291	122.018	699.004	1182.84
20	1578.49	211.818	1213.44	2053.36
50	3631.07	487.255	2791.33	4726.43
95	10647.6	1428.81	8185.19	13850.8

$$\mu = E(t) = \alpha \cdot \Gamma\left(\frac{1}{\beta}+1\right)$$
$$\sigma = \alpha\left[\Gamma\left(\frac{2}{\beta}+1\right) - \Gamma\left(\frac{1}{\beta}+1\right)^2\right]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

식(8)는 Weibull 분포함수는 평균과 표준편차를 포함하고 있지 않으므로 형상모수 (β)와 척도모수(α)의 추정을 통해 평균수명을 계산한다. 밀착검지기 확률분포의 생존확률 의 평균치, 즉 평균수명은 4,353 일이다.

5. 결론 및 향후 연구

선로전환기는 안전운행을 확보하기 위한 중요한 장치로 부속되어 있는 안전설비에서 밀착검지기의 장애는 열차소통의 정시율 저하에 영향을 미친다. 선로전환기의 안전설비에 대한 분석 결과를 다음과 같은 결론을 도출하였다. 선로전환기의 유지보수 기록으로 분석을 수행한 결과, 확률분포로는 Weibull 분포가 추정되었다. Bayesian 방법을 이용하여 밀착검지기의 수명을 예측을 하는데 있어서 가장 중요한 요소인 사전분포를 선정함에 있어 사전정보가 거의 없는 무 정보사전분포를 사용빈도가 높은 Kaplan-Meier추정법을 사용 생존 확률을 추정하였고, 두 가지의 사전분포를 비교함으로써 자료에 과거의 데이터를 기반으로 한 사전분포가 평균값의 추정과 불확실성측면에서 더 나은 수명을 예측 하였다.
향후 Weibull분포보다 더 적절한 분포를 적용하여 결과를 비교함으로써 수명을 합리적으로 예측하리라 판단된다.

참고문헌

[1] 강기훈 (2005) “베이지안 통계학”, 자유아카데미
[2] 김달호 (2006) “(R과 WINBGS를 이용한), 베이지안 통계학
[3] 김영태 (2006) “철도신호제어시스템”, 테크미디어
[4] 서순근 (2006) “MINITAB신뢰성 분석”, 이레테크
[5] 신승훈 (2003) “와이블 차트와 가속시험”, 과학기술
[6] ㈜세화 (2012) “밀착검지기 매뉴얼”, 세화
[7] 오만숙 (2012) “R몬테칼로와 함께하는 베이지안 통계추론”, 자유아카데미
[8] Chan Young, Heo (2010) “Inverse Estimation of spring Fatigue Life Parameters based on the Bayesian Approach”, Master of engineering, Korea Aerospace University
[9] Hyo-sum Moon (2012) “A study on the RCM approach to Renewing Management system of Metro Signaling Equipments” The Korea Society for Railway
[10] Jang Hwon oh (1993), “A Study on the Lifetime Prediction of Device by the Method of Bayesian Estimate”, Korea Information and Communications, p1446~1452
[12]Snag Ug Kim (2008) “At-site Low Flow Frequency Analysis Using Bayesian MCMC: Theoretical Background and Construction of Prior Distribution”, Korea Water Resources Institute, p35~47