



J. Korean Soc. Aeronaut. Space Sci. 48(7), 537-546(2020)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2020.48.7.537

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

## 베이지안 기법을 적용한 우주발사체의 발사 성공률 추정에 관한 연구

유승우<sup>1</sup>, 김인걸<sup>2</sup>

### A Study on the Estimation of Launch Success Probability for Space Launch Vehicles Using Bayesian Method

Seung-Woo Yoo<sup>1</sup> and In-Gul Kim<sup>2</sup>Korea Aerospace Research Institute<sup>1</sup>Department of Aerospace Engineering, Chungnam National University<sup>2</sup>

#### ABSTRACT

The reliability used as a performance indicator during the development of space launch vehicle should be validated by the launch success probability, and the launch data need to be fed back for reliability management. In this paper, the launch data of space launch vehicles around the world were investigated and statistically analyzed for the success probabilities according to the launch vehicle models and maturity. The Bayesian estimation of launch success probability was reviewed and analyzed by comparing the estimated success probabilities using several prior distributions and the statistical success probability. We presented the method of generating prior distribution function and considerations for Bayesian estimation.

#### 초 록

우주발사체 개발과정에서 설계와 프로세스의 성능지표로 활용되는 신뢰도는 발사 성공률로 유효성이 확인되고, 반복된 발사를 통해 수집된 데이터는 신뢰도 관리를 위하여 피드백 되어야 한다. 본 논문에서는 전 세계 우주발사체의 발사 이력을 조사하여 발사체 모델이나 발사 운용을 통한 기술 성숙도에 따른 발사 성공률을 비교 분석하였고, 사전정보를 반영한 사전확률분포에 발사를 통해 관측된 데이터를 업데이트하는 베이지안 기법을 적용하여 다음 발사에서 예상되는 성공률을 추정하였다. 여러 유형의 사전확률분포를 사용하여 추정한 발사 성공률과 전통적인 통계 기법을 통해 산출한 성공률을 비교 분석하여 적절한 사전분포를 설정하는 방안을 검토하였고, 베이지안 기법을 적용하여 미래의 발사 성공률을 예측하기 위해 고려할 사항들을 제시하였다.

**Key Words** : Space Launch Vehicle(우주발사체), Reliability Analysis(신뢰도 분석), Mission Reliability(임무 신뢰도), Launch Success Probability(발사 성공률), Maximum Likelihood Estimation(최우추정), Bayesian Estimation(베이지안 추정)

#### 1. 서 론

우주발사체의 임무는 인공위성이나 우주 비행체와

같은 탑재체(payload)를 원하는 속도와 자세를 유지할 수 있는 상태로 목표 궤도에 투입하는 것이다. 구성품의 고장이나 결함이 발생하거나 시스템의 비정

† Received : April 7, 2020 Revised : June 4, 2020 Accepted : June 6, 2020

<sup>1</sup> Principal Engineer, <sup>2</sup> Professor

<sup>2</sup> Corresponding author, E-mail : igkim@cnu.ac.kr, ORCID 0000-0002-4369-5389

© 2020 The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences

상 작동으로 인해 발사체의 파괴 또는 폭발이 이어지는 경우는 물론이고, 우주발사체의 성능 저하로 인하여 탑재체의 운용수명이 현저하게 감소하거나 자세나 고도 회복을 위하여 과도한 조치가 요구되는 상태는 발사 실패로 구분한다.

우주발사체의 개발 및 운용 프로세스에서는 위험 수준을 진단하고, 예상되는 위험 수준을 허용 가능한 범위로 경감시키기 위하여 확률론적 리스크 평가(Probabilistic Risk Assessment)를 수행하며, 임무 신뢰도를 사전에 예측하여 설계 대안을 모색하고 여러 프로세스를 비교하여 효율적인 방안을 도출하기 위한 목적으로 신뢰도 분석을 수행한다. 특히 신규 개발되는 발사체나 발사 경험이 적은 우주발사체의 경우에는 발사 성공률을 통계적으로 추정하는 것은 불확실성이 크기 때문에, 우주발사체 개발 과정에서 분석한 신뢰도와 고장분포 데이터를 활용한다면 보다 정확한 발사 성공률을 예측할 수 있다[1].

Nathan 등은 가용한 정보에 대한 수학적 모델링을 통해 우도함수와 사전분포를 설정하는 방법과 고려 사항에 대하여 논하고, 베이지안 모수 추정 기법을 적용하여 확률론적 리스크 평가를 수행하는 절차를 세부적으로 제시하였다[2].

Guikema 등은 베이지안 기법을 적용하여 발사체의 발사 성공률을 추정하는 방안에 대하여 연구하였으며, 균일 베타분포를 1차 사전분포로 사용하고 발사체의 발사 이력 데이터를 이용하여 베이지안 업데이트를 2차례 반복하여 발사 성공률을 추정하는 방안을 제시하였다. 이 방법론에 기존의 발사 통계 데이터를 적용하여 신규 개발 발사체의 발사 성공률을 사전에 예측하기 위한 확률분포를 제시하였으나, 특정 발사체 고유의 신뢰도 또는 발사체 모델별 유사성이나 특성을 반영할 수 없다는 한계가 있다[3]. Guikema는 제한된 소수의 시험 결과를 이용하여 시스템의 신뢰도를 보다 정확하게 추정하기 위하여 5가지 신뢰도 추정 모델을 설정하고 시뮬레이션을 통해 정확도를 상호 비교하였으며, 강한 정규분포를 사전분포로 사용한 베이지안 모델이 시험 횟수와 샘플 사이즈의 영향으로부터 둔감하고 오차가 작은 것을 확인하였다[4]. 후속 논문에서는 데이터 기반의 정보 포함 사전분포를 설정하기 위한 5가지 방법을 제시하였고, 이항분포를 이용한 베이지안 기법을 적용하여 사후분포의 평균과 분산을 산출하고, 수렴 속도와 데이터에 대한 강건성을 비교하였다. 사전분포를 설정하기 위한 데이터와 베이지안 업데이트를 위한 데이터는 서로 구분하여 적용해야 하는데, 각 데이터의 평균이 다른 경우에는 최대 엔트로피 접근법으로 설정한 사전분포를 이용하면 사전 정보가 충분하지 않은 경우에도 비교적 안정적으로 성공률에 대한 추정이 가능한 것이 확인되었다[5]. 데이터가 불충분한 모든 경우에는 베이지안 추정 결과도 상당한 오차를

보이지만, 가용한 데이터가 증가할수록 전통적인 기법에 비해 추정 결과가 정확한 것으로 확인된다.

본 연구에서는 우주발사체의 발사 통계 데이터와 함께 신뢰도 분석을 통해 산출한 고장분포함수 및 신뢰성 데이터와 같은 사전 정보를 반영한 사전분포를 결합하여 사후분포를 도출하는 베이지안 기법을 적용하여 발사 성공률을 추정하는 방안에 대하여 고찰하였다. 이를 위해 본 논문에서는 동종 계열(family)의 우주발사체는 유사한 임무를 수행하고, 시스템 구성의 변경이 많이 적용되지 않는 균질 모집단(homogeneous population)으로 가정하고 단순화하여 발사 성공률을 추정하였다. 그러나 우주발사체에 실려 우주로 운송되는 탑재체의 종류와 투입 궤도는 매번 달라지고 모든 우주발사체의 임무 프로파일이 변경되며, 필요한 경우 우주발사체 시스템의 설계 변경과 구성품의 교체도 이루어지므로 실제로는 동일한 발사가 반복되지 않는다. 이를 반영하기 위해서는 동종 계열 발사체의 유사성에 대한 가정 대신 개별 발사체의 독립적인 특성을 고려하고, 발사 및 운용 프로세스의 반복을 통해 얻은 경험과 프로세스의 개선에 의한 신뢰도 성장(reliability growth) 효과도 포함시켜야 한다.

## II. 본 론

### 2.1 발사 성공률 추정 방법

#### 2.1.1 통계적 발사 성공률의 점 추정

우주발사체는 명령에 따라 작동하는 요구형 시스템(on-demand system)이며, 발사체에는 점화와 시동을 위한 점화기와 시동기, 단(stage) 분리 또는 기폭을 위한 파ירו 장치 및 고체로켓 모터 등의 요구형 장치가 다수 사용된다. 이와 같은 단발성 장치는 동작 시간이 매우 짧고, 성공과 실패의 2가지 가부반응(Bernoulli trial) 결과로 나타난다는 특징이 있으므로, 장치의 성공 또는 실패횟수가 이항분포를 따른다고 가정하고 성공률을 도수 확률(frequency probability)로 표현하는 것이 일반적이다.

우주발사체의 발사 성공률은 전체 발사 횟수(n) 중 성공 횟수(s)의 비율로 나타내는 최우추정(Maximum Likelihood Estimation) 성공률을 가장 많이 사용하는데, 표본이 되는 발사 횟수가 적은 경우와 모든 발사에서 실패하거나 성공한 경우에는 불확실성이 크기 때문에 Table 1에 제시된 조정 기법을 적용하여 발사 성공률을 추정할 수 있다. Lewis 등은 성공률 추정에 있어 불확실성을 보완하기 위하여 여러 기법을 적용하여 추정한 값과 최우추정치 사이의 평균 제곱근 오차(RMSE, Root Mean Squared Error)를 비교하고, 성공률에 대한 최우추정치의 범위에 따라 오

Table 1. Binomial Point Estimators

Method	Estimator	Effective Proportion
Wilson Method	$\frac{s+z^2/2}{n+z^2}$	$\frac{s}{n} \leq 0.5$
Max Likelihood Estimation	$\frac{s}{n}$	$0.5 < \frac{s}{n} < 0.9$
Jeffreys Method	$\frac{s+0.5}{n+1}$	$0.9 \leq \frac{s}{n} < 1.0$
Laplace Method	$\frac{s+1}{n+2}$	$0.9 \leq \frac{s}{n} \leq 1.0$

차가 작은 추정법을 구분하여 적용하는 방안을 제안하였다. 발사 성공률의 최우추정치가 0.5 이하인 구간에서는 Wilson 추정법을 적용하고, 0.5에서 0.9 사이인 경우에는 최우추정법을 사용하며, 최우추정 성공률이 0.9 이상인 경우와 실패 횟수가 없는 성공률 1.0인 경우에는 Laplace 추정법을 적용하여 계산한 성공률이 최우추정 성공률에 비해 오차가 적은 것으로 분석되었다[6].

여기서 Wilson 방법에 포함된  $z$ 는 정규분포의 평균과 표준편차를 이용하여 표준화한 표준 점수( $z$ -score)를 의미하는데, 표준정규분포표에서 적용하고자 하는 신뢰수준에 해당하는 값을 사용한다. 예를 들어 90%와 95% 신뢰수준에서 양측 검정을 하는 경우,  $z$  값으로 1.645와 1.960을 각각 적용한다. Jeffreys 방법과 Laplace 방법을 적용하여 추정한 성공률은 무정보 사전분포 중 Jeffreys 사전분포인 Beta(0.5,0.5)와 균일 사전분포인 Beta(1.0,1.0)를 사용하고, 이항분포를 우도함수(likelihood function)로 적용하는 베이저안 사후분포의 평균과 일치하는 것으로 확인된다. 발사 횟수가 적을수록 조정 기법을 적용하여 추정한 성공률과 최우추정 성공률의 차이는 크게 나타나는데, 이는 표본의 수가 작을수록 통계적 불확실성이 크고 이로 인하여 조정되는 효과가 크게 작용하는 것으로 해석된다.

### 2.1.2 발사 성공률의 구간 추정

통계 데이터를 이용하여 성공률을 점 추정(point estimation)하는 경우에는 불확실성을 표현할 수 없기 때문에, 추정하려는 모수의 불확실성을 반영하기 위해서는 구간 추정(interval estimation) 방법을 적용할 필요가 있다. 이 중에서 가장 간단한 방법은 최우추정 성공률( $\hat{p}$ )을 평균으로 적용하고, 성공률의 분포함수를 정규분포로 가정하여 성공률에 대한 신뢰구간을 추정하는 방법으로, 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{p} \pm z \sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})/n} \quad (1)$$

여기서  $n$ 은 발사 횟수,  $z$ 는 표준 점수를 의미한다. 이 방법은 추정 성공률의 표본 평균( $\hat{p}$ )과 표준편차( $\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})/n}$ )를 이용하여 추정 구간을 직관적으로 나타낼 수 있지만, 성공 또는 실패 횟수가 없는 극단적인 경우에는 분산이 0이 되므로 구간 추정을 적용할 수 없다는 제약이 있다.

이를 보완하기 위하여 식 (2)와 같은 Wilson score 구간 추정 방법을 사용하기도 하며, 이 방법은 표본수가 적은 경우에도 적용할 수 있다.

$$\frac{\hat{p}+z^2/(2n) \pm z \sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})/n+z^2/4n^2}}{1+z^2/n} \quad (2)$$

Wilson score 추정 구간의 중앙값은 식 (3)과 같이 표현되고, 이것은 Table 1의 Wilson 추정법을 이용한 점 추정치에 해당한다.

$$\frac{\hat{p}+z^2/(2n)}{1+z^2/n} = \frac{s+z^2/2}{n+z^2} \quad (3)$$

앞의 2가지 구간 추정 방법은 성공률의 분포를 정규분포로 가정하기 때문에 성공률의 확률 분포가 정규분포가 아닌 경우에는 Clopper-Pearson 방법을 이용하여 신뢰구간 ( $p_l, p_u$ )을 구할 수 있다. 이항분포에 대하여 유의수준  $\alpha$ 의 Clopper-Pearson 신뢰구간을 나타내면 식 (4)와 같으며, 이항분포의 누적분포함수와 베타분포의 관계를 이용하여 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다. 여기서 Beta( $\alpha; u, v$ )는 모수가  $u, v$ 인 베타분포의  $\alpha$ 번째 백분위수를 나타낸다[7].

$$\sum_{k=s}^n \binom{n}{k} p_l^k (1-p_l)^{n-k} = \alpha/2 \quad (4)$$

$$\sum_{k=0}^s \binom{n}{k} p_u^k (1-p_u)^{n-k} = \alpha/2$$

$$\text{Beta}\left(\frac{\alpha}{2}; s, n-s+1\right) \leq p \leq \text{Beta}\left(1-\frac{\alpha}{2}; s+1, n-s\right) \quad (5)$$

### 2.1.3 발사 성공률의 베이저안 추정

베이저안 추정(Bayesian estimation)은 Fig. 1과 같이 모수에 대한 사전정보에 시험이나 운용 과정에서 관측된 데이터를 결합하여 사후 확률분포를 도출하고, 이로부터 모수를 추정하는 방법이다. 베이저안 기법은 실제 관측된 객관적 데이터 외에도 관련 지식, 사전 경험, 전문가의 의견과 같은 주관적 사전정보를 함께 활용할 수 있으므로, 발사 이력이 많지 않은 발사체의 경우에도 전통적인 기법에 비해 다음 발사에서의 성공률을 정확하게 추정할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 베이저안 기법은 처리해야 하는 데이터의 양이 많아지고 계산이 복잡하며, 사용하는 우도함수나 사전분포에 따라 추정 결과는 영향을 받게 된다. 특히, 복수의 모수가 포함된 결합사후분포

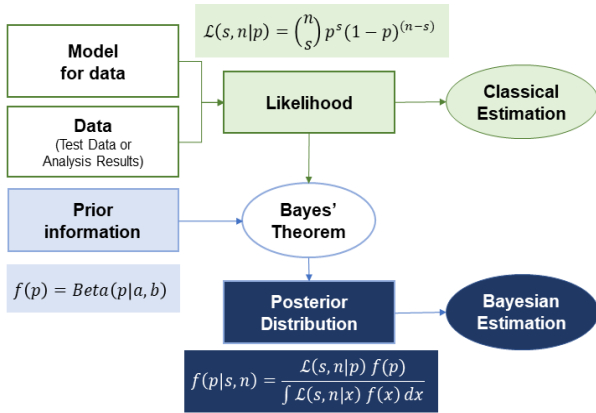


Fig. 1. Bayesian Estimation

에서 모수를 추정하는 경우에는 수치적 계산이 필요하고, 추정하고자 하는 모수를 선별하고 계산하는 과정에서 적절한 가정을 적용하거나 단순화가 요구되므로 추정 결과의 유효성 검증 및 보정을 위하여 마르코프 체인 몬테카를로(MCMC)나 Gibbs 샘플링 기법을 사용하기도 한다[8].

베이저안 기법에서 특정 우도함수와 사전분포를 조합하면 사후분포와 사전분포가 서로 같은 계열의 분포함수로 표현되어 수치적분이나 시뮬레이션 기법을 적용하지 않고 대수적인 계산만으로도 사후분포를 도출할 수 있다. 발사 성공률을 추정하는 경우, 우주발사체의 개별 발사는 일정한 성공률을 가진 베르누이 확률변수의 독립적인 시행으로 볼 수 있으므로 식 (6)과 같은 이항분포를 우도함수로 사용한다. 이것은 발사 성공률이  $p$ 일 때,  $n$ 회 발사에서  $s$ 회 성공할 확률을 의미한다.

$$L(s, n|p) = \binom{n}{s} p^s (1-p)^{(n-s)} \quad (6)$$

발사 성공률 추정을 위한 공액 사전분포(conjugate prior distribution)는 식 (7)의 베타분포를 적용하고, 이항분포 형태로 표현되는 발사 통계를 우도함수로 업데이트하는 방법을 통해 식 (8)의 사후분포함수를 구할 수 있다. 여기서 사후분포함수의 평균은 발사 성공률의 최적 예상치에 해당한다[2,9].

$$f(p) = \text{Beta}(p|a, b) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p^{(a-1)} (1-p)^{(b-1)} \quad (7)$$

$$f(p|s, n) = \text{Beta}(p|s+a, n-s+b) = \frac{\Gamma(n+a+b)}{\Gamma(s+a)\Gamma(n-s+b)} p^{s+a-1} (1-p)^{n-s+b-1} \quad (8)$$

여기서,  $\Gamma(\alpha)$ 는 감마함수로서, 자연수  $\alpha$ 에서의 감마함수는  $\Gamma(\alpha) = (\alpha-1)!$ 이다. 식 (8)로 표현되는 사후

베타분포함수의 평균은 식 (9)와 같이 표현할 수 있고, 이 식은 사전분포함수의 평균( $\mu_{prior}$ )과 최우추정 성공률 사이의 관계식 형태로 변환할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_{posterior} &= \frac{a+s}{a+b+n} \\ &= \left( \frac{a+b}{a+b+n} \right) \left( \frac{a}{a+b} \right) + \left( \frac{n}{a+b+n} \right) \left( \frac{s}{n} \right) \\ &= \left( \frac{1}{1 + \frac{n}{a+b}} \right) [\mu_{prior}] + \left( \frac{1}{\frac{a+b}{n} + 1} \right) [MLE] \end{aligned} \quad (9)$$

이로부터 사후분포함수의 평균은 베이저안 추정을 위해 이용한 사전분포함수의 평균과 최우추정치 사이에 존재한다는 사실을 알 수 있다.

발사 횟수  $n$ 이 증가할수록 발사 성공률에 대한 사후분포함수의 평균은 최우추정 성공률에 근사하게 되고, 사전분포함수의 영향은 감소한다. 이와 반대로, 발사 횟수가 적은 초기의 발사 성공률은 우주발사체 발사를 통해 관측되는 최우추정치에 비해 사전분포의 영향이 지배적이며, 사전 베타분포 모수의 합 ( $a+b$ )이 클수록 사전분포의 영향을 많이 받는다. 따라서 신규 개발 우주발사체의 발사 성공률을 추정하기 위해서는 적절한 사전분포함수를 선정하는 것이 중요하다.

## 2.2 발사 성공률 추정을 위한 사전 정보

우주발사체의 발사 성공에 대한 기대수준을 나타내는 발사 성공률은 기존의 발사 통계 데이터와 우주발사체를 구성하는 시스템 및 하위 구성품 수준의 분석을 통해 구한 신뢰도를 이용하여 추정할 수 있다. 발사 통계 자료는 실제 관측된 데이터이므로 우도함수로 사용되고, 우주발사체의 신뢰도 분석 결과는 사전정보로서 확률분포 형태로 변환하여 사전분포로 적용할 수 있다.

### 2.2.1 우주발사체의 발사 통계

1957년 10월 R-7 로켓을 이용하여 최초의 인공위성인 스푸트니크 1호가 발사된 이후 2019년까지 총 5899기의 우주발사체가 발사되었고, 이 중 5413회의 발사에서 임무를 성공하였으므로, 전체 우주발사체의 최우추정 발사 성공률은 91.8%이다.<sup>1)</sup> 본 연구에서는 우주발사체의 유형, 개발국가, 발사 경험 등에 따른 성공률을 비교하기 위하여 우주발사체 전체를 240종의 계열로 구분하여 발사 통계 데이터를 분석하였으며, 이 중에서 주요 42가지 우주발사체 계열에 대한 발사 성공률을 Table 2에 제시하였다[10,11].

1) 탑재체의 궤도투입을 위한 궤도(orbital) 발사만 집계한 것으로, 비행시험, 관측 및 실험 등을 목적으로 하는 준궤도(suborbital) 발사는 제외한 수치임.

Table 2. Probability of success for 42 families of space launch vehicle

Families of Launch vehicle	Launch (n)	Success (s)	Probability of success	
			MLE	Lewis Estimate
Minotaur 1/4/5	16	16	1.000	0.944
Falcon Heavy	3	3	1.000	0.800
Atlas V	81	80	0.988	0.976
Space Shuttle	135	132	0.978	0.971
Delta 4	40	39	0.975	0.952
Falcon 9	77	75	0.974	0.962
Soyuz	1061	1033	0.974	0.973
Saturn	26	25	0.962	0.929
Molniya M	280	268	0.957	0.954
Voskhod	299	286	0.957	0.953
Dnepr	22	21	0.955	0.917
Tsyklon	258	246	0.953	0.950
Thor-Delta	344	328	0.953	0.951
Ariane 5	106	101	0.953	0.944
Ariane 1~4	144	137	0.951	0.945
H-2	55	52	0.945	0.930
Kosmos 3	462	436	0.944	0.942
CZ 1~4	315	297	0.943	0.940
PSLV	50	47	0.940	0.923
Vega	14	13	0.929	0.875
R-7 Vostok	166	151	0.910	0.905
Antares	11	10	0.909	0.846
Electron	10	9	0.900	0.833
Titan	219	197	0.900	0.900
Proton M	109	98	0.899	0.899
Pegasus	44	39	0.886	0.886
Proton K	309	273	0.883	0.883
Kosmos 2	164	144	0.878	0.878
CZ 5~7	8	7	0.875	0.875
Atlas Variants	324	279	0.861	0.861
Scout	100	85	0.850	0.850
Zenit 2/3	84	71	0.845	0.845
Soyuz2-1v/Volga	6	5	0.833	0.833
Diamant	12	9	0.750	0.750
Shavit	11	8	0.727	0.727
Athena	7	5	0.714	0.714
Taurus	10	7	0.700	0.700
GSLV	16	11	0.688	0.688
Black Arrow	2	1	0.500	0.500
Safir 1/2	9	4	0.444	0.455
Europa (I/II)	4	0	0.000	0.167
VLS	2	0	0.000	0.250
Total	5415	5048	0.9322	0.9321

Table 3. Probability of success with the number of launches for 240 launch vehicle families

	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	3 <sup>rd</sup>	4 <sup>th</sup>	5 <sup>th</sup>	≥6 <sup>th</sup>
Launches	240	217	196	178	157	4911
Success	173	176	166	153	137	4608
$\hat{p}=s/n$	0.721	0.811	0.847	0.860	0.873	0.938

우주발사체의 개발 시기, 개발 국가, 유/무인 탑재체 여부, 발사체 단(stage)의 수, 추진제 종류, 엔진의 유형 등에 따라 발사 성공률의 차이가 확인되며, 240종의 발사체 계열별 초기 발사에서 성공 및 실패 이력을 조사해보면 발사가 반복됨에 따라 Table 3과 같이 발사 성공률이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 이는 제작업체와 발사운용 조직의 경험 축적, 설계 변경이나 프로세스의 개선을 통해 성장하는 기술 성숙도에 의한 것으로 해석할 수 있다.

### 2.2.2 우주발사체 신뢰도 분석

초창기에 개발된 대부분의 우주발사체는 탄도미사일(ICBM) 기술을 기반으로 개발되었는데, 수많은 지상시험과 비행시험을 통해 성능 한계나 안전계수 등의 요구조건에 대한 적합성을 우선 검증하고, 성능을 최적화하거나 중량을 감소시키는 개선 활동을 후속으로 적용하는 방식을 채택하였다. 그러나 제작공정 또는 운용절차의 사소한 변경 또는 설계, 제작, 운용 단계에서 식별되지 않은 결함으로 인해 발사체의 고장 또는 임무 실패가 발생할 수 있으므로 정량적인 신뢰도 평가의 필요성이 대두되었다. 아폴로 프로그램에서는 리스크 관리를 위한 확률론적 평가를 시도하였지만, 정량적 확률 분석의 어려움으로 인해 포기하게 되었다. 하지만 우주발사체 개발에는 막대한 비용이 소요되어 개발 부담이 크고, 발사 이후에는 수리나 정비가 불가능하기 때문에 구성품 수준에서의 고장 분석을 통해 이를 개선하기 위한 품질 및 신뢰성 연구는 지속되었다.

냉전 시기에는 발사체에 대한 정보가 기밀정보로 통제되어 발사체 고장에 대한 정보 수집은 물론 전 세계 발사체에 대한 정확한 통계조차 집계할 수 없었으므로 발사체의 신뢰성 분석은 거의 불가능하였다. 그러나 러시아의 글라스노스트 정책, 우주시스템 관련 데이터의 공개 및 데이터베이스화, 재사용 발사체를 포함한 상업용 발사체의 발사 횟수 증가 등으로 인해 우주발사체 관련 데이터는 증가하였고, 최근에는 이를 이용하여 고장 및 신뢰성 분석을 수행하고, 리스크 관리에 활용하고 있다. 보다 정확한 신뢰도 예측을 위해서는 임무의 성패에 기여하는 많은 인자를 고려해야 하며, 이를 위해 다양한 신뢰성 분석 및 고장확률 추정 기법이 연구되고 있다.

### 2.2.3 우주발사체 임무 신뢰도

우주발사체의 임무 신뢰도(mission reliability)는 임무를 성공적으로 수행할 가능성으로, 발사체 시스템의 고유한 설계 특성을 대상으로 하는 설계 신뢰도(design reliability)와 개발과정, 시험평가 및 지상 운용 등의 프로세스에서 발생 가능한 고장모드를 고려하는 프로세스 신뢰도(process reliability)로 구분한다. Table 4는 해당 우주발사체 제작사와 미공군이 공개한 설계 신뢰도와 임무 신뢰도의 차이를 비교한 것으로 발사 통계를 반영하는 임무 신뢰도는 설계 신뢰도에 비해 낮은 것으로 확인되는데, 이 차이는 프로세스 신뢰도와 통계적 불확실성으로 인한 것이다[12,13].

설계 신뢰도는 전체 시스템을 분해하여 요구되는 기능을 하는 서브시스템과 구성품으로 나누고 개별 아이템이 기능을 수행할 확률(functional reliability)을 구하거나, 부품의 고장 데이터나 고장확률분포로부터 고장확률을 추정하는 방식으로 산출한다. 우발 고장(random failure)에 의한 것으로 확인된 대부분의 고장은 유사 부품에 대한 고장정보를 통계적으로 수집해놓은 핸드북 데이터(generic data) 또는 해당 구성품의 시험 및 운용 과정에서 관측된 데이터(specific data)를 이용한다. 전체 시스템을 신뢰성 블록다이어그램, Fault Tree 또는 Event Tree로 구성하고, 개별 아이템의 신뢰도와 고장확률 데이터를 이용하여 시스템 신뢰도를 산출한다.

프로세스 신뢰도는 구성품의 제작이나 조립 과정에서 발생하는 문제, 설계 오류, 규격 및 운용 시퀀스의 잠재적 오류, 소프트웨어 로직 오류, 재료 또는 하중조건 선정 오류 등에 의한 고장모드를 포함하는 개념이다. 시험이나 분석을 통한 개선 효과를 반영하는 신뢰도 성장의 개념과 프로세스의 문제점을 최소화하기 위한 활동의 효율성을 나타낸 것으로, 여기에는 많은 가정과 통계적 불확실성이 포함되어 있기 때문에 여러 프로세스의 특성과 수준을 반영한 데이터를 기반으로 신뢰도 모델링을 해야 한다.

Table 4. Comparison of Design Reliability vs. Mission Reliability

Launch Vehicle	Model	Design Reliability	Mission Reliability
Atlas V	AV-401	0.9954	0.9867
	AV-531	0.9932	0.9828
	AV-551	0.9916	0.9804
Titan IV	excluding upper stage	0.9975	0.9487
	with Centaur upper stage	0.9853	0.8750

## 2.3 사전분포함수 설정

### 2.3.1 무정보 사전분포(Non-informative Prior)

베이저안 기법을 적용하여 발사 성공률을 추정하는 경우, 사전분포함수는 추정하고자 하는 모수인 발사 성공률에 대한 사전 정보와 확신을 나타내는 것으로, 우주발사체의 설계 및 개발 정보, 발사체 운용 이력이나 경험 등을 바탕으로 사전분포함수를 설정한다. 발사 성공률을 추정할 수 있는 정도의 데이터가 확보되지 않았거나, 사전정보를 확률분포 형태로 나타내기 어려운 경우에는 무정보 사전분포를 우선 적용하고, 시험이나 발사를 통해 관측된 데이터를 이용하여 이를 업데이트한 사후분포함수를 다음 단계에서의 사전분포로 반복 사용하는 것이 일반적이다.

베타분포의 무정보 사전분포에는 균일 사전분포(uniform prior distribution)와 Jeffreys 사전분포가 있다. 균일 사전분포는 0과 1 사이의 모든 구간에서 확률밀도가 1인 Beta(1.0,1.0)을 적용하며, 이 경우의 사후분포는 관측된 데이터에 의한 우도함수의 정보만 그대로 반영되고, 사전분포로 인한 사후분포의 영향은 나타나지 않는다. Jeffreys 사전분포는 단일 모수 추정 시 가장 많이 사용하는 무정보 사전분포로서 Fisher 정보 수(Fisher information number)의 제곱근에 비례하는 것으로 가정하여 Beta(0.5,0.5)를 적용하며, 사후분포로부터 추정된 발사 성공률은 로그 값이 균등하게 분포한다는 특징이 있다. 균일 사전분포와 Jeffreys 사전분포를 사용하여 도출한 사후분포의 추정 평균은 2.1.1절에 제시된 바와 같이 Laplace 추정치와 Jeffreys 추정치에 해당한다.

### 2.3.2 정보포함 사전분포(Informative Prior)

우주발사체에 대한 신뢰성 평가를 통해 해석적으로 구한 신뢰도나 전문가의 의견을 반영하여 사전분포를 설정할 수도 있으며, 사전정보에 대하여 확신하는 정도 또는 데이터의 신뢰수준(confidence level)에 따라 사전분포의 산포 및 집중도를 조정할 수 있다.

본 연구에서는 발사체 시스템의 신뢰도 분석 결과를 반영하여 가정한 다음의 2가지 베타 사전분포를 이용하였다. 첫 번째는 발사체 설계 신뢰도는 0.8이고, 분석이나 시험평가에 대한 신뢰수준이 높은 경우를 모사하여 확률밀도함수의 최빈값(mode) 0.875, 평균 0.8, 표준편차는 0.120이 되도록 베타분포의 모수 a와 b를 설정한 Beta(8.0,2.0)를 적용하였고, 두 번째는 신뢰도 0.95이고, 확률밀도함수의 산포가 큰 경우를 모사한 Beta(0.95,0.05)를 사용하여 발사 성공률을 추정하였다. Fig. 2에는 사전 정보를 포함한 두 가지 사전분포와 앞서 살펴본 무정보 사전분포의 균일분포와 Jeffreys 사전분포를 함께 나타내었다.

### 2.3.3 경험적 베이저안 기법

확률분포에 대한 사전 정보 대신 이미 관측된 데이터를 이용하여 사전분포를 설정하는 방법을 경험

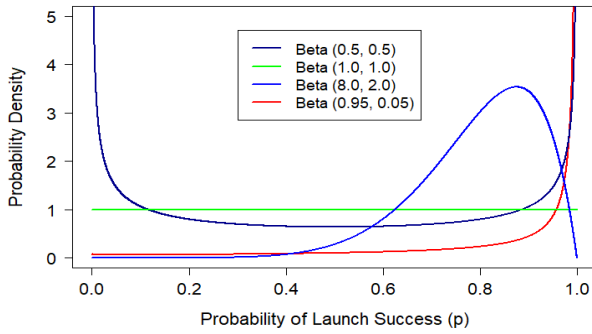


Fig. 2. Beta Distributions for the Prior Distribution of Launch Success Probability

적 베이저안(empirical bayesian) 기법이라고 한다. 여기서는 사전분포의 1차 적률(moment)인 평균( $\mu$ )과 2차 중심적률인 분산( $\sigma^2$ )을 우주발사체의 통계 데이터로부터 산출한 평균과 분산에 일치시켜 사전분포를 생성하는 사전 적률 일치법(prior moment matching method)을 적용하였다. 사전 베타분포의 평균과 분산을 이용하여 베타분포의 모수인 a와 b를 산출하기 위하여 다음 식을 사용하였다.

$$a = \mu \left\{ \frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right\} \quad (10)$$

$$b = (1-\mu) \left\{ \frac{\mu(1-\mu)}{\sigma^2} - 1 \right\} \quad (11)$$

본 연구에서는 우주발사체의 발사 통계를 이용하여 2가지의 경험적 사전분포 모델을 도출하여 비교하였는데, 첫 번째 모델은 전체 우주발사체의 성공률인 91.8%를 평균으로 적용하고, 평균의 10%를 표준편차로 가정하는 강한 정규사전분포(strong normal distribution)를 적용한 것으로 베타분포함수로 변환하면 Beta(7.321,0.657)이 된다[4].

두 번째 경험적 사전분포함수는 240 종류의 우주발사체 계열에 대한 통계 자료를 분석하여, 각 계열별 발사 성공률을 Fig. 3과 같이 히스토그램으로 나

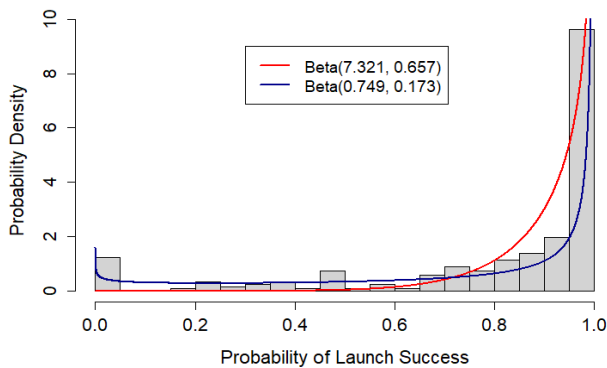


Fig. 3. Success probability histogram for 240 models of launch vehicle and prior beta distributions

타내고, 발사 성공률에 대한 평균과 분산을 이용하여 사전분포를 설정하는 방법으로 Beta(0.749,0.173)를 도출하였다.

## 2.4 발사 성공률에 대한 사전분포의 영향

### 2.4.1 우주발사체 모델별 추정 성공률 비교

이 절에서는 서로 다른 사전분포함수를 사용하여 추정한 발사 성공률의 정확도를 비교하기 위해 앞서 제시한 6가지 사전분포함수에 우주발사체 계열별 발사 성공/실패 통계 데이터를 이항분포 형태의 우도함수로 업데이트하여 우주발사체 계열별 사후분포를 도출하고, 사후분포의 모수에 대한 평균을 산출하는 방식으로 베이저안 발사 성공률을 추정하였다. 사전분포함수에 의한 발사 성공률의 차이를 비교하기 위하여 발사체 계열별 발사 성공률( $\hat{p}$ )과 베이저안 기법으로 추정한 발사 성공률( $p$ )의 오차를 Fig. 4와 같이 상자그림으로 비교하였다.

240 종류의 우주발사체 계열별 추정 성공률의 오차는 경험적 베이저안 기법 중 Beta(0.749,0.173)를 사전분포로 적용하였을 때 가장 적은 것으로 나타났고, 오차의 사분위 범위 수(Inter Quartile Range, IQR)는 정보포함 사전분포 중 Beta(0.95,0.05)를 적용하여 추정한 경우가 가장 좁은 것으로 분석되었다. 또한, 6가지 사전분포함수를 적용한 베이저안 추정 성공률의 정밀도(precision)를 비교하기 위하여, 발사체 계열별로 베이저안 기법을 적용하여 추정한 성공률과 실제로 관측된 최우추정 성공률과의 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 산출하여 Table 5에 제시하였다.

$$RMSE = \sqrt{E\{(\hat{\theta} - \theta)^2\}} = \sqrt{\left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{p}_i - p)^2 \right\}} \quad (12)$$

우주발사체 계열별 발사 성공률과 6가지 사전분포함수를 적용한 베이저안 추정 성공률의 평균 제곱근 오차를 비교해보면 Beta(0.749,0.173)을 사전분포로 적

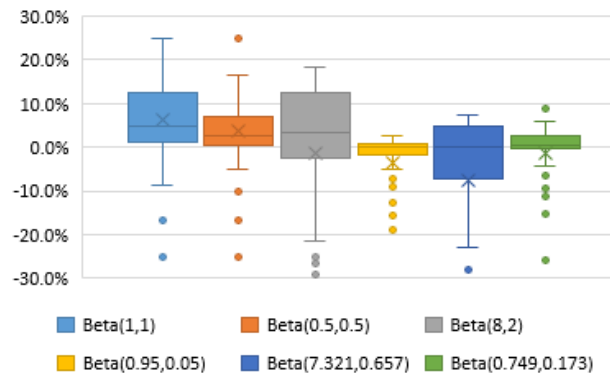


Fig. 4. Box Plots of the Errors between MLE and Bayesian Estimates for Success Probability

Table 5. RMSE between MLE and Estimated Success Probabilities for LV Models

Prior Distribution	Mean of Prior	[a+b]	RMSE
Beta(0.749,0.173)	0.812	0.922	9.2%
Beta(0.5,0.5)	0.50	1.0	10.1%
Beta(0.95,0.05)	0.95	1.0	10.9%
Beta(1.0,1.0)	0.50	2.0	14.7%
Beta(8.0,2.0)	0.80	10.0	21.4%
Beta(7.321,0.657)	0.918	7.978	22.5%

용하여 추정한 결과의 오차가 가장 작고, 그 다음으로는 Jeffreys 사전분포함수인 Beta(0.5,0.5)와 정보포함 사전분포함수 Beta(0.95,0.05)를 적용한 추정 결과의 순서로 오차가 작은 것으로 분석된다.

우주발사체 계열별 발사 성공률은 Fig. 3의 히스토그램에서 볼 수 있듯이 다양한 범위에 분포되어 있으므로, 특정한 1가지의 사전분포함수를 사용하여 추정한 발사 성공률이 모든 범위에서 최우추정 성공률에 근사하게 되는 것은 불가능하다. Table 5에 제시된 바와 같이 사전 베타분포 함수의 모수인 a와 b의 합으로 표시되는 집중도(concentration)가 작은 사전분포를 사용하는 경우, 최우추정 성공률과 베이지안 기법을 통해 추정한 발사 성공률의 오차가 작은 것으로 확인되는데, 이는 집중도가 작은 사전분포함수가 특정 구간에 밀집되지 않기 때문에 사후분포에 주는 영향이 적고, 우도함수로 반영되는 발사 성공 및 실패 데이터의 영향을 상대적으로 많이 반영할 수 있기 때문이다.

2.4.2 베이지안 기법을 적용한 발사 성공률 예측

우주발사체의 발사가 반복되는 과정에서 베이지안 기법을 적용하여 후속 발사에서의 성공률을 예측한 결과의 정확도를 비교하기 위하여, 15회 발사에 대한 3가지의 시나리오를 구성하고 모든 발사 단계에서의 발사 성공률을 비교 분석하였다. 특정 발사체의 발사 이력 데이터를 사용할 수도 있지만, 이번 연구에서는 시뮬레이션을 통해 Fig. 5와 같은 3가지 시나리오를 가정하여 적용하고, 각 발사에서 성공(S) 및 실패(F) 여부와 15차 발사까지의 최우추정 성공률을 함께 표시하였다.

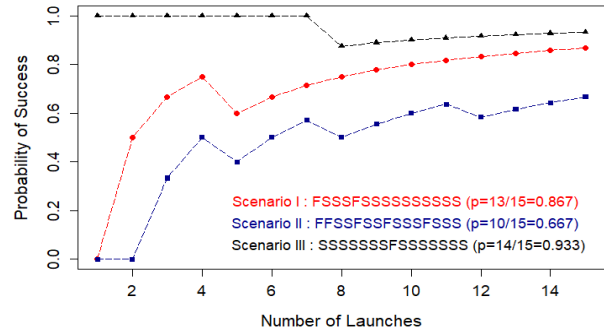


Fig. 5. Scenarios for Success Probability Estimation

개별 발사에서의 예측 성공률을 비교하기 위하여 앞서 제시한 6가지 베타 사전분포함수에 1차 발사의 성공 여부를 우도함수로 업데이트하여 사후분포를 도출하고, 사후분포의 모수로부터 발사 성공률의 평균을 추정하는 방법으로 2차 발사의 성공률을 예측하였다. 그 다음에는 이전 발사의 사후분포를 사전분포함수로 적용하고 다음 발사에서의 성공 여부를 업데이트하여 사후분포를 도출하는 방식을 15회까지 반복하였으며, 사후분포함수의 평균을 산출하여 발사 성공률을 각각 예측하였다. 3가지 시나리오에 대하여 베이지안 기법을 통해 예측한 성공률과 통계적 계산 결과인 최우추정 성공률을 Figs. 6~8에 나타내었고, Table 6에는 시나리오 I의 2차 이후의 발사에 대한 예측 성공률과 최우추정 성공률 사이의 평균 제곱근 오차를 제시하였다.

사전분포함수에 1차 발사에서의 성공 또는 실패 이력을 반영하여 베이지안 추정한 2차 발사의 예측 성공률은 최우추정 성공률과 상당한 오차를 보이지만, 발사 횟수가 증가함에 따라 오차가 감소하는 것을 확인할 수 있다. 또한, 사전분포함수에 따라 다음 발사에서의 성공률을 예측한 결과는 서로 상당한 차이를 보이지만, 우주 발사체의 신뢰도를 0.95로 가정하여 생성한 정보포함 사전분포함수인 Beta(0.95,0.05)를 적용한 예측 결과는 최우추정 성공률에 가장 근사하고, 발사 횟수가 증가함에 따라 가장 유연하게 예측하는 것으로 나타났다. 이는 사전분포의 집중도가 낮아서 사전분포함수의 영향보다 우도함수의 영향을 상대적으로 많이 받기 때문인 것으로 분석된다.

발사 성공이 연속되다가 실패가 발생한 경우에는

Table 6. RMSE between MLE and Bayesian Estimates of Success Probability for each Launch (Scenario I)

	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Beta(1.0,1.0)	16.7%	16.7%	15.0%	6.7%	9.5%	8.9%	8.3%	7.8%	7.3%	6.8%	6.4%	6.0%	5.7%	5.4%
Beta(0.5,0.5)	25.0%	16.7%	12.5%	10.0%	8.3%	7.1%	6.3%	5.6%	5.0%	4.5%	4.2%	3.8%	3.6%	3.3%
Beta(8.0,2.0)	22.7%	8.3%	1.9%	18.6%	6.7%	3.6%	1.5%	0.0%	1.1%	1.8%	2.4%	2.8%	3.1%	3.3%
Beta(0.95,0.05)	2.5%	1.7%	1.3%	19.0%	0.8%	0.7%	0.6%	0.6%	0.5%	0.5%	0.4%	0.4%	0.4%	0.3%
Beta(7.321,0.657)	31.5%	16.7%	9.9%	26.2%	12.9%	9.6%	7.3%	5.6%	4.4%	3.4%	2.7%	2.1%	1.6%	1.2%
Beta(0.749,0.173)	11.0%	6.8%	4.9%	16.2%	3.4%	2.8%	2.4%	2.1%	1.9%	1.7%	1.6%	1.4%	1.3%	1.2%



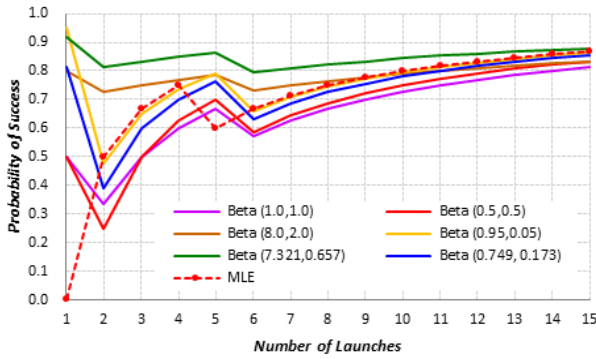


Fig. 6. Comparison of Estimated Success Probability for 6 Prior Distributions (Scenario I)

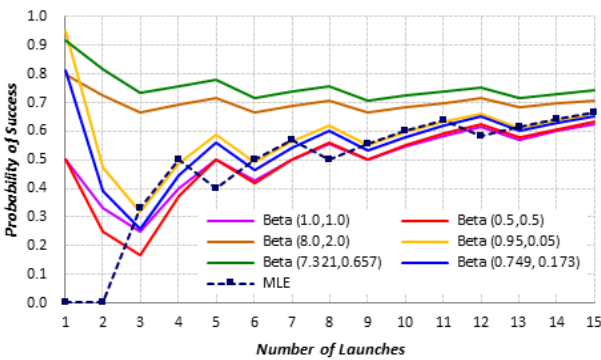


Fig. 7. Comparison of Estimated Success Probability for 6 Prior Distributions (Scenario II)

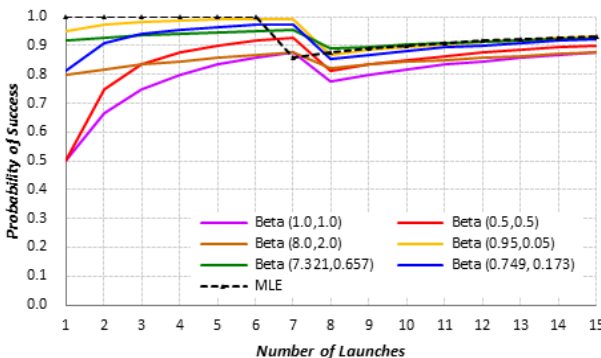


Fig. 8. Comparison of Estimated Success Probability for 6 Prior Distributions (Scenario III)

모든 추정 결과에서 오차가 크게 나타나지만, 그 중에서 균일 사전분포 Beta(1.0,1.0)을 사용한 추정 결과의 오차가 언제나 가장 작은 것으로 확인되었다. 이것은 평균 0.5에 해당하는 균일 사전분포를 사용할 경우, 발사의 성공 또는 실패 결과에 상관없이 가장 중립적으로 예측하기 때문인 것으로 판단된다.

반면에 집중도가 상대적으로 높은 Beta(8.0,2.0) 또는 Beta(7.321,0.657)을 사전분포함수로 사용한 경우에는 발사 횟수가 적거나, 발사 성공률의 평균이 사전분포함수의 평균과 차이가 많은 상태에서는 추정 결과의 오차가 크게 나타난다.

### 2.4.3 사전분포 설정을 위한 고려사항

Figure 9는 균일 사전분포를 사용하고 Scenario I의 발사 결과를 반영하여 도출한 사후분포의 변화를 발사 횟수에 따라 3차원으로 도식화한 것이다. 1차와 5차 발사를 제외하고 발사 성공이 이어지면서 사후분포의 평균과 최빈값은 성공률 1의 방향으로 이동하고, 분포에 대한 분산은 감소하며 집중도는 커지는 것을 확인할 수 있다.

호주 우주청의 비행안전규정(Flight Safety Code)<sup>2)</sup>에 제시된 리스크 위험평가 기준에는 소모성발사체(ELV, Expendable Launch Vehicle)와 재사용발사체(RLV, Reusable Launch Vehicle)의 위험평가에 요구되는 실패확률(probability of failure)을 산출하는 방법을 제시되어 있다[14].

이를 성공률 산출식으로 변환하면 식 (13) 및 (14)와 같으며, 이 수식에 발사 및 성공횟수를 대입하면 베이저안 기법에 대한 이해가 없더라도 소모성발사체와 재사용발사체의 성공률을 산출할 수 있다.

$$P_s(ELV) = 1 - \frac{1+r}{4+n} = \frac{s+3}{n+4} \quad (13)$$

$$P_s(RLV) = 1 - \frac{0.32+r}{4+n} = \frac{s+3.68}{n+4} \quad (14)$$

이 수식은 발사 경험이 없는 신규 소모성발사체의 발사 통계와 재사용발사체의 성공률 분석을 통해 얻은 0.75 및 0.92의 발사 성공률을 평균으로 적용하고, 발사횟수에 상관없이 이 수식을 활용할 수 있도록 베타분포의 모수 a와 b의 합을 4로 설정한 것이다. 이것은 Beta(3.0,1.0)과 Beta(3.68,0.32)의 사전분포함수를 사용한 베이저안 추정 결과와 동일하다.

앞서 살펴본 내용을 바탕으로 사전분포 설정 시 고려해야 할 사항은 다음과 같이 요약할 수 있다. 사전

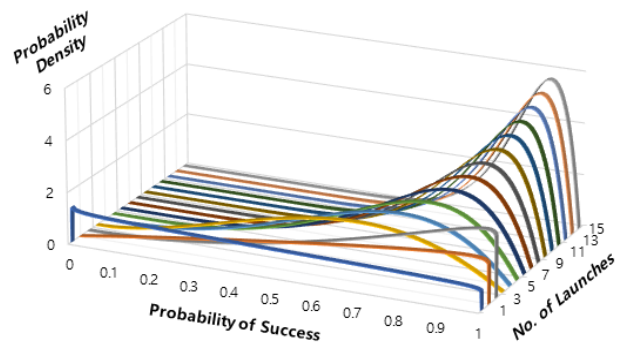


Fig. 9. Posterior Distributions of Each Launch (Scenario I using Uniform Prior Distribution)

2) 우주발사체의 발사 및 귀환 단계에서 준수해야 하는 안전 기준과 발사 신청을 위한 리스크 위험평가의 방법 및 절차를 제공하기 위한 고시

에 파악하고 있는 발사체의 신뢰도나 성공률은 사전 분포의 평균으로 적용하고, 발사 이력이나 신뢰도에 대한 사전정보가 많지 않은 경우에는 집중도가 작은 사전분포함수를 적용하는 것이 적절하다. 하지만 집중도가 과도하게 작은 사전분포를 사용하면 추정 성공률이 민감하게 변화한다는 점도 감안해야 한다.

### III. 결 론

본 연구에서는 전 세계 우주발사체의 발사 이력 데이터를 조사하여 발사체 계열과 발사 운용을 통한 기술 성숙도에 따른 발사 성공률을 통계적으로 분석하였고, 우주발사체 개발 단계에서 해석적인 방법으로 도출한 신뢰도 분석 결과와 지상에서의 시험 데이터를 사전정보로 활용하여 실제 발사에서의 성공 또는 실패 관측 데이터를 업데이트하는 방식으로 다음 발사에서의 성공률을 예측하는 베이저안 기법에 대하여 고찰하였다. 그리고 여러 유형의 사전분포에 따른 발사 성공률 추정 결과의 영향을 비교 분석하였으며, 사전 정보와 관련 데이터를 이용하여 사전분포함수를 생성하는 방안과 이 과정에서 고려해야 하는 사항을 제시하였다. 우주발사체 신뢰성 정보를 반영한 정보포함 사전분포나 발사 통계 데이터를 이용한 경험적 사전분포 중 집중도가 작은 사전분포함수를 이용하는 경우, 다른 사전분포에 비해 통계적 발사 성공률과의 오차가 적은 것이 확인되었으며, 베이저안 기법을 적용하여 다음 발사에서의 성공률을 사전에 예측할 수 있다는 것도 확인하였다. 이와 같은 베이저안 추정 방법은 우주발사체 개발과정에서 구성품이나 시스템 수준에서도 적용할 수 있으므로, 기존의 설계 신뢰도 정보에 개발 및 검증 단계에서 수행한 시험 이력을 반영하는 방식으로 신뢰도 분석을 적용한다면 제한된 조건에서도 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것이다.

향후에는 우주발사체 개발 및 제작 단계에서 관리하는 신뢰도뿐만 아니라 발사를 반복하면서 이루어지는 운용 프로세스의 개선이나 고장 및 결함의 수정을 위한 설계 개선으로 나타나는 신뢰도 성장 효과를 반영할 수 있도록 복합적인 베이저안 추정 방법에 대한 연구를 수행할 계획이다.

### References

1) Yoo, S. W., Park, K. Y., Lee, K. C. and Lee, S. J., "A Study on the Reliability of Space Launch Vehicle," *Journal of Applied Reliability*, Vol. 4 No. 2, 2005, pp. 105~119.

2) Nathan, O. S. and Dana, L. K., "Bayesian Parameter Estimation in Probabilistic Risk Assessment," *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 62, Issues 1, 1998, pp. 89~116.

3) Guikema, S. D. and Paté-Cornell, M. E., "Bayesian Analysis of Launch Vehicle Success Rates," *Journal of Spacecraft And Rockets*, Vol. 41, No. 1, 2004, pp. 93~102.

4) Guikema, S. D., "A Comparison of Reliability Estimation Methods for Binary Systems," *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 87, 2005, pp. 365~376.

5) Guikema, S. D., "Formulating Informative, Data-based Priors for Failure Probability Estimation in Reliability Analysis," *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 92, 2007, pp. 490~502.

6) Lewis, J. R. and Sauro, J., "Improving the Accuracy of Small-sample Estimates of Completion Rates," *Journal of Usability Studies*, Vol. 1, Issue 3, 2006, pp. 136~150.

7) Guo, H., Jin, T. and Mettas, A., "Designing Reliability Demonstration Tests for One-shot Systems under Zero Component Test Failures," *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 60, No. 1, 2011, pp. 286~294.

8) Dezfuli, H., Kelly, D., Smith, C., Vedros, K. and Galyean, W., *Bayesian Inference for NASA Probabilistic Risk and Reliability Analysis*, NASA/SP-2009-569, 2009. pp. 27~36.

9) Howard, R. A., "Decision Analysis: Perspectives on Inference, Decision, and Experimentation," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 58, No. 5, 1970, pp. 632~643.

10) Kyle, Ed., "Space Launch Report," 31 December 2019, <https://www.spacelaunchreport.com>, Accessed January 2020.

11) Krebs, G., "Gunter's Space Page," 31 December 2019, <https://space.skyrocket.de>, Accessed February 2020.

12) Corl, F., Do, P. and Ivengar, S. V., "Reliability Products for Space Launch Vehicle Safety Assessments," *Reliability and Maintainability Symposium*, 2014, pp. 1~4.

13) Guarro, S., "On the Estimation of Space Launch Vehicle Reliability," *International Journal of Performability Engineering*, Vol. 9, 2013, pp. 619~631.

14) Australian Space Agency, "Flight Safety Code" Version 3.0, Canberra: Commonwealth of Australia, August 2019.