

모수 추정기법/선형 칼만 필터를 이용한 무기체계개발 프로젝트 위험 요소의 영향도 추정 프로세스

이승엽
국방과학연구소

Process for Risk Severity Estimation of Weapon System Development Project using Parametric Estimation Method/Linear Kalman Filter

Seung-Yup Lee

Agency for Defense Development

요 약 위험 관리는 1) 체계개발 프로젝트의 비용, 일정 및 목표 성능 달성에 부정적인 영향을 줄 수 있는 위험 요소를 식별하고, 2) 식별된 각 위험 요소에 영향도와 발생 가능성을 부여하고 이를 바탕으로 식별 위험 요소를 관리하는 방법을 의미한다. 위험 요소를 사전에 식별하고 이에 대처함으로써 프로젝트의 비용 및 일정 관리와 목표 성능을 효과적으로 수행하고 달성할 수 있기 때문에 다양한 분야에서 위험 관리를 적용하고 있으며 이에 대한 많은 연구가 현재 진행되고 있다. 본 논문에서는 칼만 필터를 이용한 위험 요소 영향도 추정 방안을 제시한다. 위험 요소 영향도는 위험 발생 시의 손실 비용 및 일정을 변수로 갖는 식으로 표현된다고 가정하였다. 위험 요소 영향도의 참 값과 추정 값 사이의 오차를 줄이기 위한 방안으로서 선형 칼만 필터가 사용되었으며, 결과적으로 이를 통해 위험 관리 절차에 투입되는 자원을 절약할 수 있다. 제시된 위험 요소 영향도 추정 프로세스 검증은 시뮬레이션을 통해 수행되었다.

Abstract Risk management is a method to 1) identify risks that can adversely affect the cost, schedule, and target achievement performance of a system development project, and 2) manage the identified risks based on the severity and likelihood assigned to each risk item. Risk management is applicable to various fields, since it can manage the cost/schedule and effectively guides accomplishing the target performance by identifying and managing the risks in advance, which necessitates many concurrent studies. This paper proposes a procedure to estimate the severity value for a risk item using a Kalman filter. It is assumed that the severity can be expressed as an equation consisting of cost/schedule loss during the risk event. A linear Kalman filter is used to reduce the error between the true and estimated values, which can eventually save resources spent on the risk management procedure. A simulation test case was conducted to demonstrate the validity of the proposed method.

Keywords : Risk Management, Risk Severity, Risk Likelihood, Linear Kalman Filter, Parametric Estimation Method

1. 서론

복잡하고 규모가 큰 시스템으로 구성되는 무기체계개발 프로젝트는 많은 불확실성을 내포하고 있으며, 불확실성은 비용, 일정, 목표 성능 달성에 문제를 발생시킬 수 있는 가능성을 가진다[1]. 다수 기관 및 다양한 분야

간의 협업으로 프로젝트가 수행됨에 따라 시스템이 복잡해지고 규모가 커지면서, 위험 요소를 식별하고 사전에 대처하기 위한 위험 관리 프로세스는 필수적인 요소가 되었다[2]. 시스템 엔지니어는 위험 관리 프로세스를 시작하기 위해, 가정 먼저 위험 관리 수행 방침을 결정해야 한다. 위험 관리 수행 방침 결정에는 위험 요소를 발생시

*Corresponding Author : Seung-Yup Lee(Agency for Defense Development)

Tel: +82-42-821-0789 email: gomdol2004@add.re.kr

Received April 23, 2018

Revised (1st May 16, 2018, 2nd May 30, 2018)

Accepted June 1, 2018

Published June 30, 2018

킬 수 있는 자원의 식별, 프로젝트 목표 및 자원의 제한성 식별, 위험 요소에 대한 영향도 및 발생 가능성 부여 계획 확립 등의 활동이 포함된다[3]. 영향도 및 발생 가능성 부여 계획을 바탕으로, 식별된 위험 요소에 각각의 영향도와 발생 가능성이 부여되고 이를 바탕으로 위험 요소의 위험도를 나타내는 위험 지수(risk factor)를 도출할 수 있다. 위험 지수의 정확도는 위험 요소 영향도와 발생 가능성의 정확도에 비례하기 때문에, 위험 지수 정확도를 높이기 위해서는 영향도, 발생 가능성에 대한 지속적 추적/관리 및 업데이트가 필요하다.

본 논문에서는 위험 요소 영향도 업데이트의 방안으로서 모수 추정기법(parametric estimation method) 및 과거 데이터를 통해 현재의 데이터를 추정할 수 있는 선형 칼만 필터의 적용을 제시한다. 모수 추정기법에 따라 영향도는 위험 발생 시의 손실 비용/일정에 대한 식으로 표현되며, 프로세스의 단순화를 위해 t 시점에서의 손실 비용/일정과 t+1 시점에서의 손실 비용/일정 사이에는 선형 관계가 성립한다고 가정하였다. 위험 요소 영향도 업데이트 프로세스에 모수 추정기법과 선형 칼만 필터를 적용함으로써 영향도의 참 값(true value)과 추정 값 사이의 오차를 줄일 수 있으며, 결과적으로 추정 위험 지수의 오차 및 위험 관리에 투입되는 자원을 줄일 수 있다.

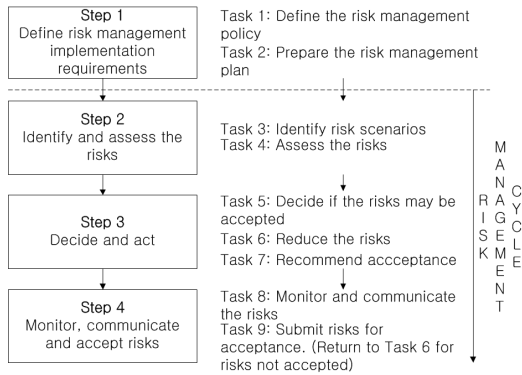


Fig. 1. The Tasks Associated with the Steps of the Risk Management Process[3]

본 논문은 총 다섯 개의 장으로 구성되며 2장에서는 기존의 무기체계개발 프로젝트 위험 관리 방법 및 위험 요소 영향도/발생 가능성 선정 방법을 소개한다. 3장에서는 모수 추정기법에 따른 위험 요소의 영향도 식을 정의하며, 선형 칼만 필터를 소개한다. 4장에서는 3장에서 정의한 위험 요소의 영향도 식에 오차를 인가하여 가상

의 데이터를 생성하고, 여기에 선형 칼만 필터를 적용하여 이를 참 값을 갖는 데이터와 비교/분석한다. 5장에서는 본 연구로부터 도출된 결론 및 향후 과제에 대해 기술한다.

2. 위험 지수

2.1 기존 무기체계개발 프로젝트 위험 관리

기존의 무기체계개발 프로젝트에서는 위험 요소의 위험도를 나타내는 위험 지수를 계산하기 위해 각각의 위험 요소에 대한 영향도와 발생 가능성을 선정/부여하며 [4], 일반적으로 위험 지수는 식 (1)과 같이 영향도와 발생 가능성의 곱으로 계산된다[2]. 여기서 S는 위험 요소 영향도(Severity), L은 위험 요소 발생 가능성(Likelihood)을 의미한다.

$$Risk\ Factor(RF) = S \times L \quad (1)$$

계산된 위험 지수 값을 바탕으로, Fig. 2와 같이 위험 요소 영향도와 발생 확률을 축으로 갖는 위험 매트릭스를 생성하며 여기서 괄호 안의 값은 계산된 위험 지수 값이다. 위험 매트릭스를 이용하여 고위험(High Risk), 중위험(Medium Risk), 저위험(Low Risk)으로 위험의 등급을 분류 및 부여하며[3], 등급의 기준을 어떻게 설정하느냐에 따라 각 영역의 면적은 달라진다. Figure 2에서는 위험 지수 1에서 6까지는 저위험, 8에서 16까지는 중위험, 18에서 36까지는 고위험으로 등급을 설정하였다. 위험 매트릭스로부터 부여된 등급을 바탕으로 위험 요소에 대한 관리의 우선순위 및 방안을 결정하게 된다.

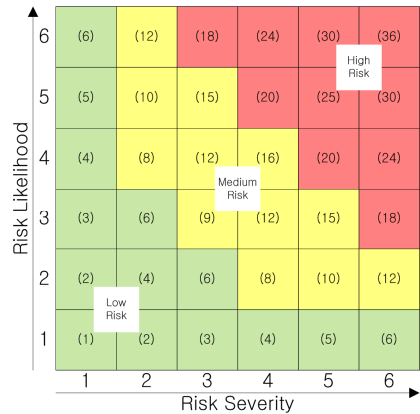


Fig. 2. Risk Matrix

본 논문에서는 일반적인 위험 지수 계산 방법을 따라 식 (1)과 같이 위험 지수를 영향도와 발생 가능성의 곱으로 계산한다.

2.2 위험 요소의 영향도 및 발생 가능성

2.1장에서 언급된 바와 같이 위험 요소의 위험도를 나타내는 위험 지수를 계산하기 위해서는 각각의 위험 요소에 대해 영향도와 발생 가능성이 선정/부여되어야 한다[5-7]. 영향도와 발생 가능성은 정성적(qualitative)인 방법과 정량적(quantitative)인 방법[8]으로 표현할 수 있다. 정성적인 방법은 영향도와 발생 가능성을 높음/중간/낮음과 같은 등급으로 표현하기 때문에 주관적이며, 정량적인 방법은 영향도와 발생 가능성을 구체적인 수치로 나타내기 때문에 객관적이다[9].

위험 요소 영향도와 발생 가능성에 대한 정성적 표현 규격의 예로서 European Cooperation for Space Standardization(ECSS)은 위험 요소 영향도 및 발생 가능성 등급 선정 기준을 Table 1, 2와 같이 제시하였다 [3]. 영향도의 경우 위험 발생 시 증가하는 프로젝트 비용의 비율을 기준으로 1~5의 점수를 부여하며, 발생 가능성은 위험이 발생할 확률을 기준으로 A~E의 점수를 부여한다. 그러나 이와 같은 정성적인 방법은 앞서 언급한 것과 같이 주관적인 기준에 따른 분류이다. 객관적 위험 지수 값 계산을 위해서는 정량적 방법을 통해 위험 요소 영향도와 발생 가능성을 수치적으로 나타내야 한다.

본 논문에서는 위험 요소 영향도와 발생 가능성 중에서 영향도를 다루고자 하며, 영향도를 수치적으로 나타내기 위한 방법으로서 모수 추정기법의 적용을 3장에서 제시하였다.

Table 1. Example of a Severity-of-Consequence Scoring Scheme

Score	Severity	Severity of consequence:
5	Catastrophic	Leads to termination of the project
4	Critical	Project cost increase > tbd%
3	Major	Project cost increase > tbd%
2	Significant	Project cost increase < tbd%
1	Negligible	Minimal or no impact

Table 2. Example of a Likelihood Scoring Scheme

Score	Likelihood	Likelihood of occurrence
E	Maximum	Certain to occur, will occur one or more times per project
D	High	Will occur frequently, about 1 in 10 projects
C	Medium	Will occur sometimes, about 1 in 100 projects
B	Low	Will seldom occur, about 1 in 1,000 projects
A	Minimum	Will almost never occur, 1 of 10,000 or more projects

3. 위험 요소 영향도

3.1 모수 추정기법에 따른 영향도 정의

모수 추정기법이란 과거 프로젝트로부터 축적된 데이터를 바탕으로 새로운 프로젝트의 데이터를 통계적 방법으로 추정하는 기법이다. 통계적 데이터를 이용하고 상대적으로 적은 비용으로 데이터의 예측이 가능하며, 프로젝트 초기 및 계획 단계부터 적용이 가능하다. 본 논문에서는 시뮬레이션 수행을 위해 식 (2)와 같이 위험 요소의 영향도가 위험 발생 시의 손실 비용/일정에 관한 식으로 정의된다고 가정하였다. 여기서 CL 은 위험 발생 시의 손실 비용(Cost Loss), SL 은 위험 발생 시의 손실 일정(Schedule Loss), α 와 β 는 각각 위험 요소 영향도를 계산하는데 있어서 손실 비용과 손실 일정의 비중을 조절하기 위한 계수이다. 또한 CL 의 단위는 억원, SL 의 단위는 근로일(working day)로 임의 설정하였다.

$$Severity = \alpha (CL) + \beta (SL) \tag{2}$$

모수 추정기법을 통해 정의된 영향도의 값에 발생하는 오차를 줄이기 위해서는, α 와 β 에 오차가 발생하지 않는다고 가정했을 때 변수 CL 과 SL 값의 오차를 줄여야 한다. 이를 위해 본 논문에서는, 일정한 분포의 오차가 포함된 CL , SL 값이 지속적으로 관측된다고 가정했을 때 지속적 관측 값을 이용하여 CL , SL 값의 오차를 감소시키기 위한 방법으로서 선형 칼만 필터의 적용을 제시하였다.

3.2 선형 칼만 필터

선형 칼만 필터 알고리즘은 오차가 포함되어 있는 선형 시스템과 값을 예측하고자 하는 변수의 측정 값을 이용하여 대상 시스템의 상태변수 값을 추정하는 방법으로, 실제 상태변수 값과 추정 상태변수 값의 오차 공분산을 최소화하는 과정을 포함한다. 선형 칼만 필터 알고리즘을 적용하기 위한 시스템 모델의 설계 형태는 식 (3), (4)와 같이 정의되며, 선형 칼만 필터의 알고리즘 흐름도는 Fig. 3과 같다. 여기서 x_k 는 상태변수, z_k 는 측정 값, A 는 상태전이행렬, H 는 측정 값과 상태변수의 관계를 나타내는 행렬, ω_k 는 시스템 오차, v_k 는 측정 오차를 의미한다. ω_k 와 v_k 의 값은 표준정규분포를 따른다고 가정한다.

$$x_{k+1} = Ax_k + \omega_k \quad (3)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (4)$$

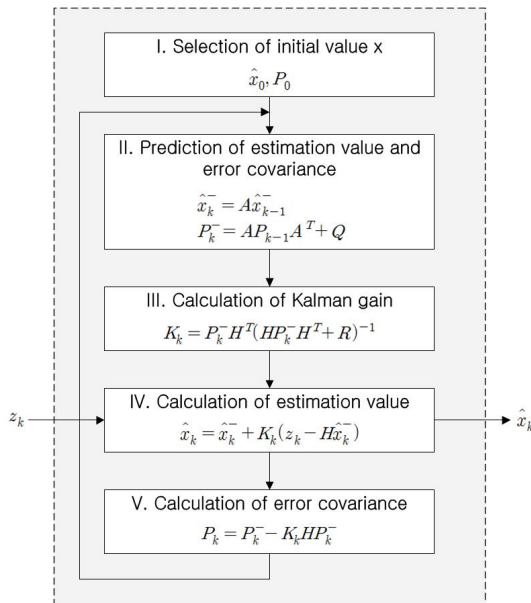


Fig. 3. Linear Kalman Filter Algorithm[10]

선형 칼만 필터 알고리즘은 예측 과정과 추정 과정으로 구분된다. 예측 과정에서는 직전 추정 값(\hat{x}_{k-1})과 오차 공분산(P_{k-1}) 값을 받아 최종적으로 예측 값(\hat{x}_k , P_k^-)을 출력하게 된다. A 와 Q 행렬은 예측 과정에서 사용하는 시스템 모델 변수로 정의된다. 추정 과정에서는

예측 과정의 예측 값(\hat{x}_k^- , P_k^-)과 측정값(z_k)을 받아 최종적으로 추정 값(\hat{x}_k)과 오차 공분산(P_k)을 출력하게 된다. H 와 R 행렬은 추정 과정에서 사용하는 시스템 모델 변수로 정의된다.

4. 시뮬레이션

4.1 시나리오

무기체계개발 프로젝트 수행 과정에서 한 개의 위험 요소($Risk_1$)가 식별되었다. 관리자는 $Risk_1$ 의 관리 수준/방안을 결정하기 위해 $Risk_1$ 의 위험 지수 참 값을 계산하고자 한다. $Risk_1$ 의 위험 지수 참 값 계산을 위해서는 식 (1)과 같이 $Risk_1$ 의 영향도/발생 가능성 참 값이 필요하다. 관리자는 우선적으로 $Risk_1$ 의 영향도 참 값 ($Severity_True$)을 식 (2)로부터 계산하고자 한다. 본 시나리오에서 식 (2)의 α , β 값은 특정 참 값이 주어졌다고 가정하였다. 그러므로 관리자는 $Severity_True$ 값을 계산하기 위해 CL , SL 의 참 값(CL_True , SL_True)이 필요하지만, 본인이 관측(측정)하는 CL , SL 값(CL_Error , SL_Error)에는 오차가 발생할 것으로 예상하고 있으며 결과적으로 오차가 포함된 영향도 값($Severity_Error$)을 얻을 수밖에 없다. 이에 따라 t 시점에서의 CL , SL 과 $t+1$ 시점에서의 CL , SL 사이에는 선형 관계가 성립한다는 가정을 바탕으로 본인이 지속적으로 관측하고 있는 CL_Error , SL_Error 에 선형 칼만 필터를 적용(CL_Kalman , SL_Kalman)함으로써 CL_True , SL_True 와의 오차를 줄이고 결과적으로 CL_Kalman , SL_Kalman 값과 식 (2)를 통해 $Severity_True$ 와의 오차가 감소한 영향도 값 ($Severity_Kalman$)을 구할 수 있다.

4.2 시뮬레이션 프로세스

본 논문에서 제시한 위험 요소의 영향도 추정 프로세스 검증을 위한 과정은 Fig. 4와 같다. 식 (2)를 통해 가상의 단일 위험 요소 $Risk_1$ 에 대한 영향도의 참 값 ($Severity_True$)을 임의로 선정하였다. 이를 위해 임의의 α , β , CL_True , SL_True 값을 참 값으로 선정

하였으며 식 (2)를 실제 프로젝트 수행 환경에 적용하여 위험 요소 영향도를 계산하는 과정에서 α 와 β 에는 관측 오차가 발생하지 않는다고 가정하였다.

실제 프로젝트 수행 환경에서 관측되는 CL, SL 값 (CL_Error, SL_Error)에는 관측자의 경험, 소속 등과 같은 다양한 요소의 영향으로 인해 오차가 발생하게 된다. 시뮬레이션 상에서 CL_True, SL_True 에 오차를 난수로 발생시켜 얻은 데이터를 CL_Error, SL_Error 로 가정하였다. 여기서 CL_Error, SL_Error 의 오차는 표준정규분포를 따른다고 가정하였다. CL_Error, SL_Error 를 식 (2)에 대입함으로써 실제 현장에서의 관측 오차가 포함된 위험 요소 영향도($Severity_Error$)를 추정하였다.

마지막으로, 시뮬레이션 상에서 오차를 발생시켜 얻은 CL_Error, SL_Error 의 데이터를 설계된 선형 칼만 필터에 통과(CL_Kalman, SL_Kalman)시켜 참값과의 오차를 줄이고 CL_Kalman, SL_Kalman 값을 식 (2)에 대입함으로써 오차가 줄어든 영향도 값 ($Severity_Kalman$)을 구하였다.

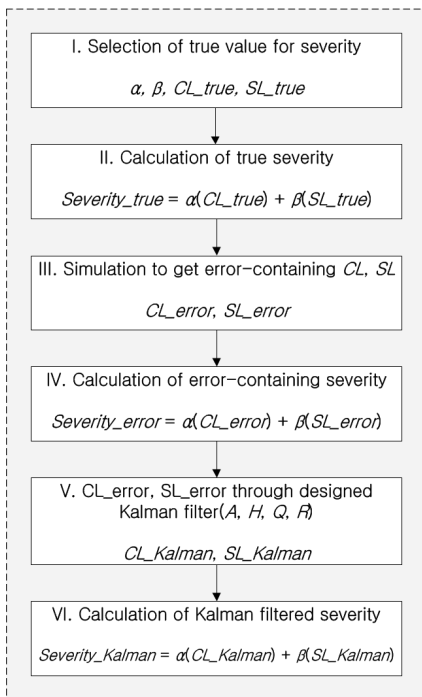


Fig. 4. Simulation Process

4.3 위험 요소 영향도 시뮬레이션

본 논문에서는 위험 요소 영향도에 대한 시뮬레이션 수행을 위해 Table 3, 4와 같이 $Risk_1$ 에 대한 $\alpha, \beta, CL_True, SL_True$ 및 Q, R 값을 선정하였으며 A, H 값은 시스템 모델의 형태에 따라 자동적으로 결정되었다. 여기서 Q, R 값은 일반적으로 실험과 경험을 통해 결정되는 변수이며, 본 연구에서 선정한 Q, R 값에 대한 타당성은 추후 추가적인 연구를 통해 논의하고자 한다. CL 과 SL 을 상태변수로 갖는 선형 칼만 필터 시스템에 유입되는 오차는 작고, 관측(측정) 오차는 상대적으로 크다고 가정하였다.

Table 3. Selection of Variable Values to Calculate True Severity

Variable	Value	$Severity_True$
α	0.8	41
β	0.2	
CL_True	25	
SL_True	105	

Table 4. Variable Values for Linear Kalman Filter System Model

Variable	Value
A	$\begin{bmatrix} 1000 \\ 0000 \\ 0010 \\ 0000 \end{bmatrix}$
H	$\begin{bmatrix} 1000 \\ 0010 \end{bmatrix}$
Q	$\begin{bmatrix} 5000 \\ 0000 \\ 00210 \\ 0000 \end{bmatrix}$
R	$\begin{bmatrix} 5^2 & 0 \\ 0 & 21^2 \end{bmatrix}$

Table 3과 4의 $\alpha, \beta, CL_True, SL_True$ 및 A, H, Q, R 값들을 바탕으로 Fig. 4와 같은 프로세스를 MATLAB에서 100번 반복함으로써 $CL_Error, SL_Error, Severity_Error, CL_Kalman, SL_Kalman, Severity_Kalman$ 값을 구하였으며 그 결과는 Fig. 5, 6과 같다.

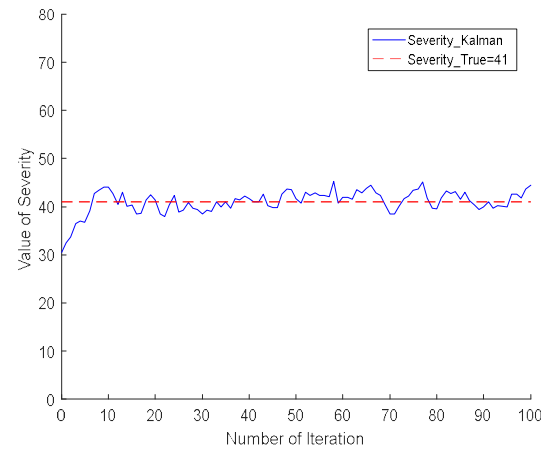
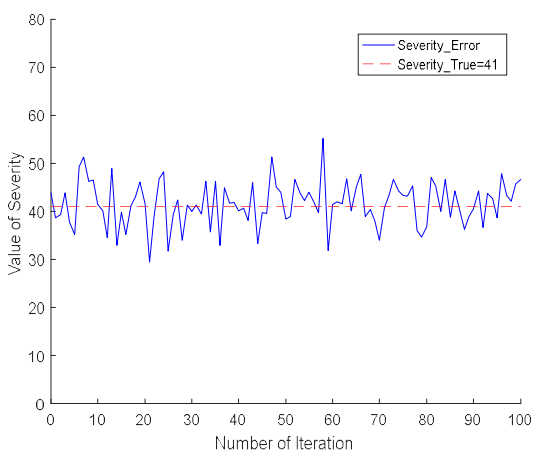
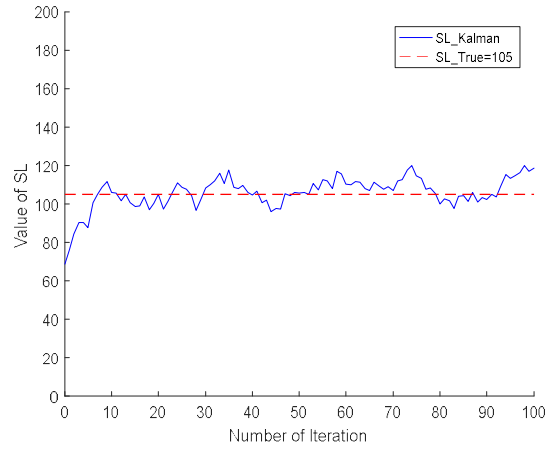
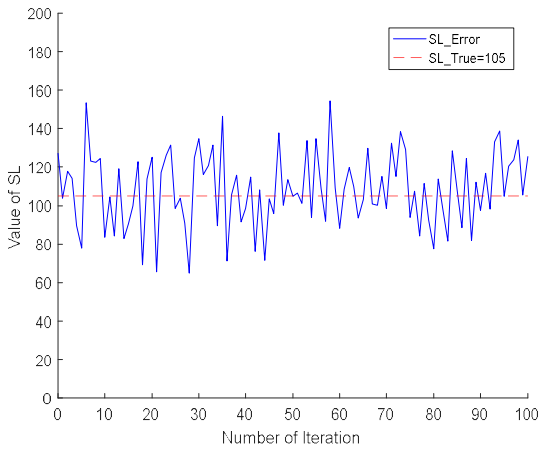
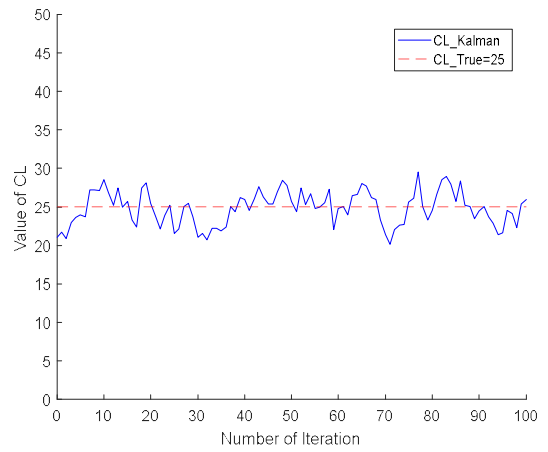
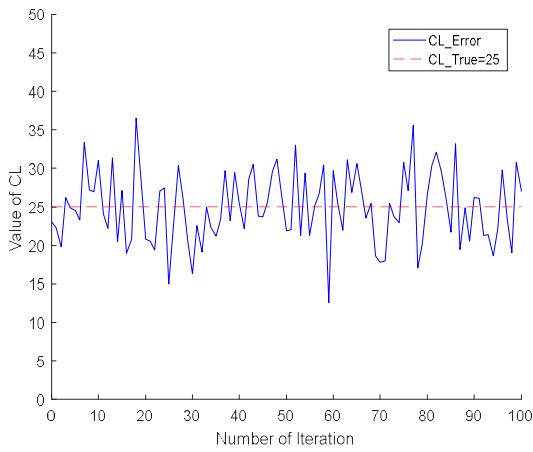


Fig. 5. Simulation for *CL_Error*, *SL_Error*, *Severity_Error*

Fig. 6. Simulation for *CL_Kalman*, *SL_Kalman*, *Severity_Kalman*

Figure 5와 6의 결과로부터 선형 칼만 필터가 적용된 $Severity_Kalman$ 값이 $Severity_Error$ 값보다 작은 오차율을 보이며 $Severity_True$ 에 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 모수 추정기법과 선형 칼만 필터를 위험 요소 영향도 추정에 사용함으로써 영향도 값 추정 시점과 관계없이 오차가 작은 영향도 값 $Severity_Kalman$ 을 구할 수 있음을 알 수 있다.

위험 요소 $Risk_1$ 의 발생 가능성 참 값 ($Likelihood_True$)이 제시된다면, 식 (1)과 $Severity_True$, $Severity_Error$, $Severity_Kalman$ 을 이용하여 각각의 경우에 대한 위험 지수 값을 계산할 수 있다. 계산된 위험 지수 값을 바탕으로 영향도의 오차가 $Risk_1$ 위험 등급을 부여하는 과정에 어떤 영향을 주는지 확인할 수 있다. 설명을 위한 하나의 예시로서, $Risk_1$ 의 발생 가능성 참 값과 저위험 및 중위험을 구분하는 경계 위험 지수 값을 Table 5와 같이 선정하였으며, 선정된 값을 바탕으로 Fig. 7에서 $Severity_True$, $Severity_Error$, $Severity_Kalman$ 을 이용하여 계산한 위험 지수 값이 어떤 위험 등급에 포함되는지 확인하였다. $Risk_1$ 발생 가능성에 $Severity_True$ 를 곱해 계산된 위험 지수는 참 값 28.7을 일정하게 나타내기 때문에 저위험의 영역에만 포함된다. $Risk_1$ 발생 가능성에 $Severity_Error$ 를 곱해 계산된 위험 지수는 $Severity_Error$ 가 포함하는 상대적으로 큰 오차로 인해 위험 지수 참 값과 달리 중위험의 영역에 포함되는 경우가 다수 있었다. 마지막으로, $Risk_1$ 발생 가능성에 $Severity_Kalman$ 를 곱해 계산된 위험 지수는 $Severity_Kalman$ 이 포함하는 오차로 인해 중위험의 영역에 포함되는 경우가 있었으나, 선형 칼만 필터를 적용함으로써 $Severity_Error$ 에 비해 오차의 크기를 감소시켰기 때문에 대부분의 경우 위험 지수 참 값과 마찬가지로 저위험의 영역에 포함되어 있는 것을 확인하였다.

시뮬레이션을 통해, 위험 지수를 계산하고 위험 등급을 부여하는 과정에서 영향도의 오차 크기에 따라 실제로 부여되어야 하는 위험 등급보다 낮거나 높은 등급을 받는 경우가 존재할 수 있음을 확인하였다. 이로부터 선형 칼만 필터를 영향도 관측 데이터에 적용함으로써 영향도의 오차를 감소시켜 위험 요소에 잘못된 위험 등급이 부여되는 경우를 줄여나가는 것이 필요함을 확인할

수 있었다.

Table 5. Values to Calculate Risk Factor and Analyze Effect of Severity Error during Risk Level Classification

$Likelihood_True$	Boundary Value between Low Risk & Medium Risk
0.7	31

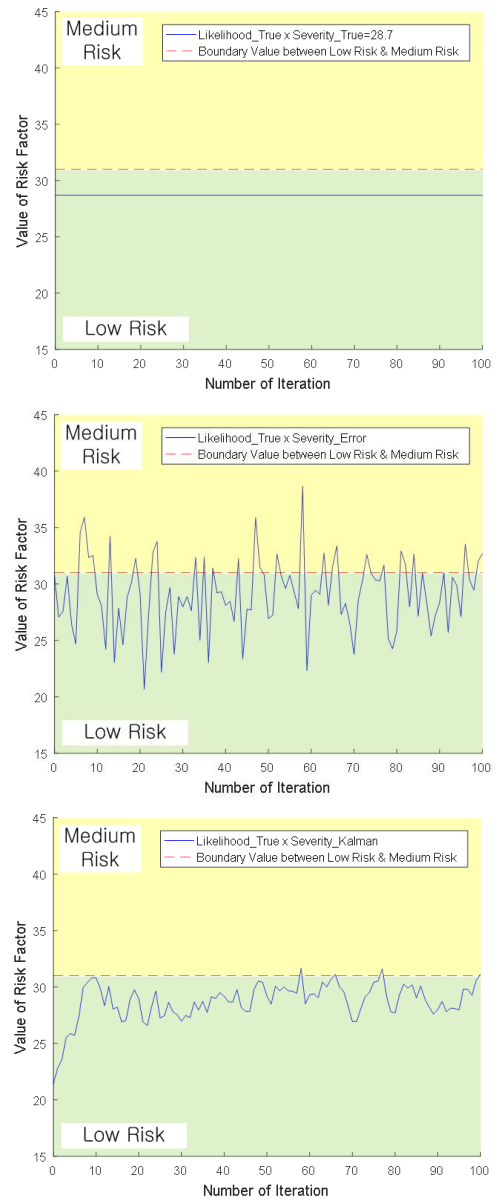


Fig. 7. Simulation for Risk Factor and Risk Level

5. 결론

식별된 무기체계개발 프로젝트 위험 요소의 위험도, 즉 위험 지수를 선정하기 위해서는 해당 위험 요소에 대한 신뢰도 높은 영향도와 발생 가능성 값이 부여되어야 한다. 본 논문에서는 이 중 영향도 값에 대한 신뢰도를 높이기 위해 모수 추정기법과 선형 칼만 필터의 적용 방안을 제시하였다. 제시한 방안을 통해 손실 비용/일정의 관측 데이터에 포함된 오차를 줄일 수 있음을 확인하였으며, 위험 요소에 필요 이상/이하의 위험 등급이 부여되는 것을 방지할 수 있는 가능성도 확인하였다. 이를 통해 무기체계개발 프로젝트 진행 과정에서 위험 관리에 자원이 과도하거나 부족하게 투입되는 것을 방지함으로써, 프로젝트의 예산과 일정을 보다 더 현실성 있게 책정할 수 있을 것으로 판단된다.

본 논문에서 사용된 몇 가지 가정에 대해서는 향후 추가적인 연구를 통해 수정 및 보완이 필요할 것으로 판단된다. 3.1장에서 위험 발생 시의 손실 비용/일정으로 표현된 영향도 식은 과거 데이터를 기반으로 도출된 식이 아닌, 본 논문에서 시뮬레이션 수행을 위해 임의로 가정한 것이기 때문에 향후 추가적인 연구를 통해 식의 구성에 대한 수정/보완이 필요하다. 또한 t 시점에서의 손실 비용/일정과 $t+1$ 시점에서의 손실 비용/일정 사이에는 선형 관계가 성립한다고 가정하였는데, 현실에서의 비선형성을 반영하기 위해서는 향후 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter), 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter) 등의 적용 방안에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다.

References

- [1] C. H. Han, "A Study on the Process of NASA Technical Risk Management for System Development", Current Industrial and Technological Trends in Aerospace, vol. 13, no. 2, pp. 92-106, Dec. 2015.
- [2] H. K. Cho and Y. W. Park, "Risk Management and Assessment Methodology in System Design", Journal of the KIMST, vol. 2, no. 2, pp. 197-208, Dec. 1999.
- [3] ECSS Standard, "Space Project Management - Risk Management(ECSS-M-ST-80C)", Jul. 2008.
- [4] J. H. Seo, I. H. Chung, and H. B. Kim, "Development of Effective Risk Management for Improving Quality and Reliability of Weapon systems : Focusing on Case Study of K-series Weapon System", Korean Journal of

Military Art and Science, vol. 70, no. 2, pp. 211-229, Jun. 2014.

DOI: <http://dx.doi.org/10.31066/kjmas.2014.70.2.008>

- [5] A. Benedetti-Doumic, "Galileo Risk Management Process", AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2001.
DOI: <https://doi.org/10.2514/6.2001-4172>
- [6] J. Won, "Management Approach Based on Quantitative Risk Assessment", Journal of Applied Reliability, vol. 8, no. 4, pp. 167-179, Dec. 2008.
- [7] R. M. Perez, "Application of MBSE to Risk-Informed Design Methods for Space Mission Applications", AIAA Space 2014 Conference and Exposition, 2014.
- [8] J. Won, "Procedure of Quantitative Safety Assessment for Risk Management System", Journal of Applied Reliability, vol. 9, no. 3, pp. 165-176, Sep. 2009.
- [9] H. B. Kim, H. J. Ahn, S. G. Lee, and J. H. Lee, "A case study of development process and risk management of Satellite program by using Risk Informed Decision Making", 2015 KSAS Fall Conference, pp. 632-635, Nov. 2015.
- [10] S. P. Kim, "Essential Kalman Filter", A-Jin, 2010.

이 승 업(Seung-Yup Lee)

[정회원]



- 2011년 2월 : 고려대학교 기계공학과 (공학사)
- 2013년 2월 : 고려대학교 기계공학과 (공학석사)
- 2013년 4월 ~ 현재 : 국방과학연구소 연구원

<관심분야>

위험 관리, 위험 평가