

# 선원 행동오류에 대한 최적 확률분포함수 추정에 관한 연구

박득진\* · 양형선\*\* · † 임정빈

\*목포해양대학교 대학원, \*\*목포해양대학교 항해학부, † 한국해양대학교 항해학부

## A Study on the Estimation of Optimal Probability Distribution Function for Seafarers' Behavior Error

Deuk-Jin Park\* · Hyeong-Seon Yang\*\* · † Jeong-Bin Yim

\*Graduate Course of Navigation System Engineering, Mokpo National Maritime University, Korea

\*\*Division of Navigation Science, Mokpo National Maritime University, Korea

† Division of Navigation Science, Korea Maritime and Ocean University, Korea

**요 약** : 해양사고를 야기한 선원의 행동오류를 식별하는 것은 해양사고의 예방 또는 저감에 관한 연구의 기초가 된다. 본 연구의 목적은 선원들의 행동오류를 세 가지 행동(즉, Skill, Rule, Knowledge)으로 모델링하는데 필요한 최적의 확률분포함수를 추정하는데 있다. 본 저자들의 사전 연구에서 획득한 해양사고 종류별 행동오류 데이터를 이용하여 세 가지 행동오류에 최적인 확률분포함수를 추정하고, 확률분포함수에서 도출한 확률 값들 사이의 유의성을 검증하였다. 확률분포함수 추정에는 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 적용하고, 유의성 검증에는 분산분석(ANOVA)를 이용하였다. 실험결과 여덟 가지 해양사고 종류별 세 가지 행동으로 각각에 대해서 최소의 오차를 갖는 확률분포함수를 추정할 수 있었다. 이를 이용하여 계산한 여덟 가지의 해양사고 종류에 대한 세 가지 행동오류들의 확률 값들은 통계적인 유의성이 관측 되었다. 또한, 행동오류가 해양사고에 영향을 미치는 것으로 관측되었다.

**핵심용어** : 해양사고, 행동오류, 해양사고 예방, 확률분포함수, 최우추정법, 분산분석

**Abstract** : Identifying behavioral errors of seafarers that have led to marine accidents is a basis for research into prevention or mitigation of marine accidents. The purpose of this study is to estimate the optimal probability distribution function needed to model behavioral errors of crew members into three behaviors (i.e., Skill-, Rule-, Knowledge-based). Through use of behavioral data obtained from previous accidents, we estimated the optimal probability distribution function for the three behavioral errors and verified the significance between the probability values derived from the probability distribution function. Maximum Likelihood Estimation (MLE) was applied to the probability distribution function estimation and variance analysis (ANOVA) used for the significance test. The obtained experimental results show that the probability distribution function with the smallest error can be estimated for each of the three behavioral errors for eight types of marine accidents. The statistical significance of the three behavioral errors for eight types of marine accidents calculated using the probability distribution function was observed. In addition, behavioral errors were also found to significantly affect marine accidents. The results of this study can be applied to predicting marine accidents caused by behavioral errors.

**Key Words** : Marine Accident, Behavioral Error, Accident Prevention, Probability Distribution Function, Maximum Likelihood Estimation, Analysis of Variance

### 1. 서 론

전 세계에서 발생하는 사고 중 약 70%는 인적 요인에 의한 것으로 보고되어 있고(Reason et al., 1990), 최근 5년간 국내 해양사고 역시 인적오류에 의한 사고가 전체 해양사고의 약 85%로 보고되어 있다(KMST, 2017).

이러한 인적오류를 예방 또는 저감하기 위해서는 무엇보다 우선하여 해양사고를 야기한 해기사의 잘못된 행동(즉, 행동오류)을 식별하는 것이 중요하다(Yim et al., 2014; Park et al.,

2017). 그 이유는, 행동오류는 반복적인 교육과 훈련을 통해서 보정이 가능하기 때문이다(Yim, 2017b). 따라서 해양사고를 야기한 해기사의 행동오류 식별은 인적오류에 의한 해양사고의 예방 또는 저감에 핵심적이다.

본 연구의 목적은 해기사의 행동오류를 식별하기 위한 기초연구로서 해기사의 행동오류를 확률적으로 표현하기 위한 최적의 확률분포함수를 도출하는데 있다. 이러한 최적의 확률분포함수를 이용하면 해기사가 향후 야기할 행동오류를 확률적으로 추정할 수 있고, 이를 통해서 해기사의 행동오류를 보

† 종신회원, jbyim@kmou.ac.kr

\* 정회원, pdj@mmu.ac.kr

\*\* 정회원, epicyang@mmu.ac.kr

정할 수 있기 때문이다.

현재 전 세계적으로 해양 분야뿐만 아니라(Chauvin et al., 2008), 다양한 학문 분야에서도 인적오류의 예방 또는 저감을 위한 연구가 다수 진행되고 있다. 특히 Rasmussen(1983)이 제안한 SRKBB(Skill-, Rule-, Knowledge-Based Behavior) 이론은 인간의 행동을 세 가지 유형으로 분류하기 위한 이론인데, 사회과학뿐만 아니라 공학 분야에서도 다양한 현장에서 적용되고 있다. 예를 들어, 항공(Imbert et al., 2015), 핵발전소(Lin et al., 2014), 자동차 운전(Stanton and Salmon, 2009), 중전압 전기사용 분야(Drivalou and Marmaras, 2009) 등에서 Rasmussen(1983)의 SRKBB 이론이 적용되고 있으며, 이러한 연구들은 공통적으로 인적오류 식별 및 예방에 관한 연구인 것이 특징이다.

아울러 Reason의 인적오류에 관한 연구 서적(Reason, 1990)에는 Rasmussen(1983)의 SRKBB 이론을 SLMV(Slip, Lapses, Mistake and Violation) 이론과 접목한 행동오류 분류 방법이 소개되어 있다. 여기서, SLMV 이론은 인적오류를 분류하기 위한 하나의 이론으로, 인간 공학 분야에서 오래부터 적용되고 있다(Norman, 1983).

본 저자들은 선행 연구(Park et al., 2018)로서 위에서 기술한 Reason(1990)과 Rasmussen(1983)의 이론을 이용하여 해기사의 부족한 능력에 대한 행동오류를 SBBE(Skill Based Behavioral Error), RBBE(Rule Based Behavioral Error), KBBE(Knowledge Based Behavioral Error) 등 세 가지로 구분한 바 있다. 본 연구에서는 저자들의 선행 연구(Park et al., 2018)에 대한 후속연구로서 해기사의 행동오류를 표현할 수 있는 최적의 확률분포함수를 해양사고 종류별로 도출하였다.

먼저, 다양한 종류의 해양사고에 내포된 인적오류의 빈도에 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 적용하여 다양한 확률분포함수의 파라미터(parameter)를 추정하였다. 그런 후, 다양한 확률분포함수 중에서 오차가 최소인 확률분포함수를 선정하였다. 마지막으로 분산분석(Analysis of Variance, ANOVA)을 이용하여 각각의 사고종류에 대한 확률분포함수로 추정한 해기사의 행동오류에 대한 유의성을 검증하였다.

## 2. 연구 접근 방법

### 2.1 연구 절차

Fig. 1은 연구절차를 나타낸 것으로, 다음과 같이 총 5단계(Steps)로 진행하였다.

- Step 1 : Park et al.,(2018)의 선행 연구를 기반으로 해양 사고 종류별 SRKBB 빈도를 검토한다.
- Step 2 : 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 이용하여 확률분포의 파라미터(parameter)를 추

정한다.

- Step 3 : 파라미터를 이용하여 확률분포함수(Probability Distribution function, PDF)를 모델링한다.
- Step 4 : 분산분석(Analysis of Variance, ANOVA)을 이용하여 최종결과들의 유의 수준을 검증한다.
- Step 5 : 연구 결과를 분석하여 해양사고종류별 선원들의 행동오류에 대한 최적 확률분포함수의 타당성을 검토한다.

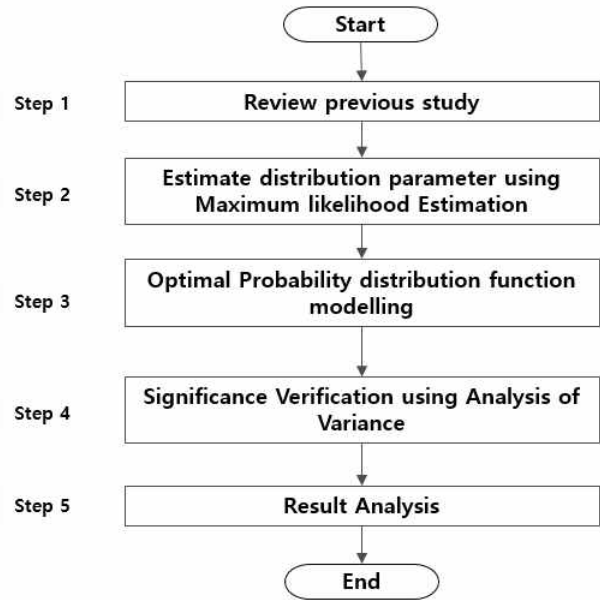


Fig. 1 Procedure of study

### 2.2 연구 방법 및 평가

해양사고에 내포된 해기사의 행동오류에 대한 확률분포함수의 파라미터 추정에는 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 적용하였다. MLE는 관측치가 주어진 경우 관측치를 만들 가능성을 최대화할 수 있는 최적의 파라미터의 값을 추정하기 위한 것으로, 다음과 같이 정의된다(Wiki, 2018).

$$L(\theta) = \prod_i^n f_{\theta}(x_i) \quad (1)$$

여기서,  $L(\theta)$ 는 파라미터  $\theta$ 로 결정되는 확률변수들에서 각각  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 을 얻었을 경우의 우도(Likelihood)를 의미하고,  $f$ 는  $D_{\theta}$ 의 확률밀도함수를 나타낸 것으로,  $D_{\theta} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 는 파라미터  $\theta$ 로 결정되는 확률변수들의 모임을 나타낸다.

해양사고 데이터에서 도출한 해기사의 행동오류에 대한 MLE의 적용에는 상용 도구인 MATLAB(Version 8.6)을 이용

하였다(Matlab, 2008). 본 연구에서는 다음과 같은 여섯 가지 확률분포함수를 평가하여 해양사고종류별 최적인 확률분포함수를 선정하였다. 즉, 극치분포(Extreme Value Distribution, EV), 감마분포(Gamma Distribution), 일반화극치분포(Generalized Extreme Value Distribution, GEV), 로그정규분포(Log-Normal Distribution), 정규분포(Normal Distribution), 와이블 분포(Weibull Distribution) 등이다.

이러한 여섯 가지 분포함수 이외에 더 많은 종류의 분포함수가 있으나, 이를 모두 고려하는 것은 곤란하기 때문에 본 연구에서는 공학에서 대표적으로 사용되고 있는 위의 여섯 가지 분포함수만을 이용하였다. 또한, 선원의 행동오류에 대하여 SRKBB로 구분하고 이를 확률분포함수로 추정이 가능한지가 본 논문의 목적이기 때문이다.

한편, 선정된 확률분포함수를 이용하여 추정된 해양사고 종류별로 해기사의 행동오류 결과에 대한 유의성 검증에는 분산분석(Analysis of Variance, ANOVA)를 이용하였다. ANOVA는 F 통계 값을 이용한 가설 검정을 통해서 두 개 이상 다수의 집단 내의 유의성 비교 또는 집단 사이의 유의성을 검증하기 위한 통계적 기법이다(Wiki, 2017).

### 3. 행동오류 모델링

#### 3.1 적용한 데이터

본 연구에는 2008년부터 2016년까지 해양안전심판원에서 제공한 재결서 또는 재결요약서에 수록되어 있는 총 1,744건의 사고내용에서 발췌한 선원의 행동오류 데이터를 적용하였다.

이 행동오류 데이터는 총 여덟 가지 사고종류에 대해서 선원들의 행동오류를 SBBE(Skill Based Behavioral Error), RBBE(Rule Based Behavioral Error), KBBE(Knowledge Based Behavioral Error) 등 세 가지 유형으로 구분한 것으로, Park et al.(2018)의 연구에 상세하게 수록되어 있다.

Table 1은 선행연구(Park et al., 2018)에 소개된 해양사고 종류별 세 가지 행동오류(SBBE, RBBE, KBBE)의 빈도와 빈도의 퍼센트를 나타낸다. 한편, 이와 같은 빈도만을 이용해서는 세 가지 행동오류 사이의 연속적인 관계를 나타낼 수 없다.

예를 들어 Table 1에서 충돌(Collision)의 경우, SBBE 56.12%, RBBE 36.63%, KBBE 5.25% 등으로 나타나 있는데, 상황에 따라서 이와는 다른 값들이 나타날 수 있다. 즉, 다양한 상황을 고려한 확률적인 관계로 세 가지 행동오류를 설명할 수 있어야 한다. 이를 위해서는 연속된 값을 나타낼 수 있는 확률분포함수로 세 가지 행동오류를 설명할 수 있어야 한다. 그래서 본 연구에서 확률분포함수를 이용하여 세 가지 행동오류를 모델링하려는 것이다.

Table 1 Frequency calculation results for the three types of behavioral errors (Park et al., 2018)

B \ A	SBBE		RBBE		KBBE		Sum (%)
	n	%	n	%	n	%	
Collision	1,293	56.12	890	38.63	121	5.25	100.00
Grounding	59	38.06	68	43.87	28	18.06	100.00
Contact	140	52.83	78	29.43	47	17.74	100.00
Capsizing	26	27.66	50	53.19	18	19.15	100.00
Fire/Explosion	131	74.43	26	14.77	19	10.80	100.00
Sinking	42	35.90	52	44.44	23	19.66	100.00
Machine Failure	54	60.67	26	29.21	9	10.11	100.00
Casualty	137	53.73	98	38.43	20	7.84	100.00
Sum (%)	1,882	54.47	1,288	37.28	285	8.25	100.00

A, Type of behavioral error; B, Type of accidents; n, Number of data; %, Percentile.

#### 3.2 확률분포함수의 파라미터 추정

선행연구(Park et al., 2018)에서 획득한 여덟 가지 사고종류에 대한 세 가지 행동오류 데이터에 MLE를 적용하여 여섯 가지 종류의 확률분포함수에 대한 파라미터를 95%의 신뢰구간에서 추정하였다.

Table 2는 충돌사고에 대한 세 가지 행동오류 데이터에 대한 여섯 가지 확률분포함수의 파라미터 추정 결과를 샘플로 나타낸다. 일반화극치분포(Generalized Extreme Value)만 3개의 파라미터를 갖고 다른 다섯 가지 분포함수는 2개의 파라미터로 구성되어 있다. Table 2와 마찬가지로 다른 사고종류에 대한 여섯 가지 확률분포함수의 파라미터를 추정하였다.

Table 2 Example for the parameter estimation results of six probability distribution functions in the case of Collision

Parameter	Skill	Rule	Knowledge
Extreme Value: $\mu$	1.9280	2.1884	2.5921
Extreme Value: $\sigma$	0.4785	0.4028	0.3067
Gamma: $a$	13.6738	23.7159	50.610
Gamma: $b$	0.1234	0.0837	0.0479
Generalized Extreme Value : $\xi$	-0.0393	-0.2468	-0.3946
Generalized Extreme Value : $\sigma$	0.3821	0.3934	0.3497
Generalized Extreme Value : $\mu$	1.4765	1.8390	2.3270
Log-normal: $\mu$	0.4860	0.6653	0.8767
Log-normal: $\sigma$	0.2719	0.2094	0.1423
Normal: $\mu$	1.6870	1.9868	2.4269
Normal: $\sigma$	0.4626	0.4000	0.3353
Weibull: $a$	1.8637	2.1500	2.5722
Weibull: $b$	3.9142	5.4141	8.2282

3.3 최적 확률분포함수 선정

최적 확률분포함수는 위의 Table 2와 같이 추정된 여덟 가지 사고종류에 대한 여섯 가지 확률분포함수에 대해서 오차를 평가하여 선정하였다. 오차는 행동오류 데이터에 대한 실험적인 누적분포함수(empirical cumulative distribution function, ecdf)와 여섯 가지 종류의 누적분포함수(ev, gamma, gev, lognorm, normal, weibull) 사이의 절대 값으로 구하였다. 그리고 오차가 최소가 되는 확률분포함수를 최적분포함수로 선택하였다.

Fig. 2는 오차 계산에 적용한 ecdf와 여섯 가지 cdf에 대한 그래프를 나타낸 것으로, 충돌사고를 예로 들어 나타낸 것이다. Fig. 2의 (a)부터 (c)까지는 각각 는 Skill, Rule, Knowledge 등의 세 가지 행동오류에 대한 ecdf와 cdf를 겹쳐서 도시한 것이다.

Fig. 2에서 중요한 변수는 x-축에 나타낸 평균트랙점수(Mean track scores)인데, 이 점수는 행동오류를 분류하기 위하여 적용한 것으로, 점수 1에 근접할수록 Skill 기반의 행동에 가까움을 나타내고, 점수 2에 근접할수록 Rule 기반의 행동에 가까움, 점수 3에 근접할수록 Knowledge 기반의 행동에 가까움 등을 나타낸다. 즉, SRK(Skill, Rule, Knowledge)의 조합에 대한 누적분포를 나타내기 위한 표준 데이터이다.

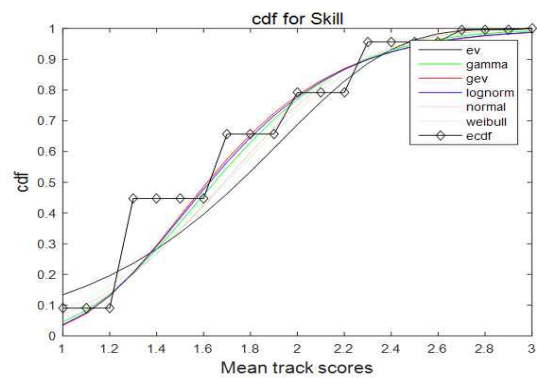
예를 들어, 평균트랙점수가 2.2라면 그림 (a)의 분포함수를 이용하여 Knowledge 기반의 행동오류에 대한 확률을 구할 수 있고, 그림 (b)에서는 Rule 기반의 행동오류에 대해서, 그리고 그림 (c)을 통해서는 Skill 기반의 행동오류에 대한 확률을 구

할 수 있다. 이러한 평균트랙점수에 대한 의미는 Park et al.(2018)의 논문에 상세하게 설명되어 있다.

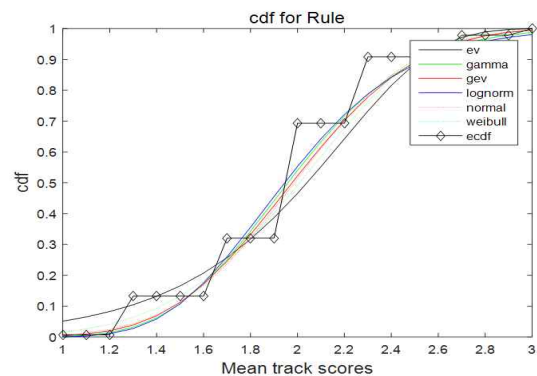
Fig. 2의 y-축은  $cdf(0 \leq P \leq 1.0)$ (여기서  $P$ 는 누적확률)를 나타내고, ecdf와 여섯 가지 cdf는 각각 다른 색으로 표시하였다.

Table 3은 Fig. 2에 나타낸 충돌사고의 세 가지 행동오류에 대한 ecdf와 여섯 가지의 cdf 사이의 오차를 나타낸다. 충돌사고에 대한 세 가지 행동오류의 평균오차(Mean(SRK))는, GEV 함수가 가장 작은 0.2159로 나타났다. 그래서 충돌사고에 대한 세 가지 행동오류는 GEV 함수로 모델링하였다.

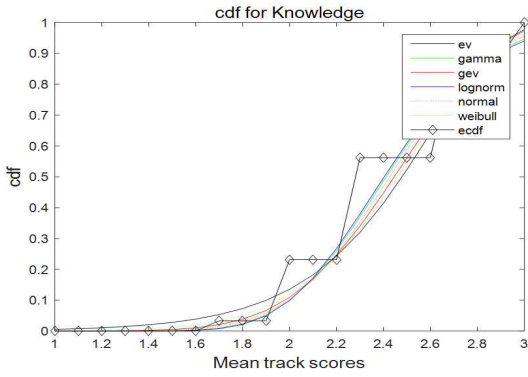
Table 3과 같은 방법을 적용하여 다른 일곱 가지 해양사고에 대해서 선정된 최적 확률분포함수를 Table 4에 요약하여 나타냈다.



(a) for the Skill-based behavior



(b) for the Rule-based behavior



(c) for the Knowledge-based behavior

Fig. 2 Example for the selection of optimum distribution function by the comparison of six cumulative distribution functions (ev, gamma, gev, lognorm, normal, weibull) to empirical cumulative distribution function (ecdf)

Table 3 Example of error and variance in case of Collision

Items		Skill	Rule	Know-ledge	Mean (SRK)
Distribution Function					
EV	Error	0.2609	0.2414	0.2338	0.2454
	Variance ( $\times 10^{-2}$ )	0.7286	0.6738	0.6202	-
Gamma	Error	0.2240	0.2149	0.2109	0.2166
	Variance ( $\times 10^{-2}$ )	0.5301	0.3642	0.4684	-
GEV	<b>Error</b>	<b>0.2244</b>	<b>0.2134</b>	<b>0.2100</b>	<b>0.2159</b>
	<b>Variance (<math>\times 10^{-2}</math>)</b>	<b>0.5125</b>	<b>0.3818</b>	<b>0.5039</b>	-
Log-normal	Error	0.2250	0.2196	0.2111	0.2186
	Variance ( $\times 10^{-2}$ )	0.5076	0.3742	0.4617	-
Normal	Error	0.2301	0.2107	0.2106	0.2172
	Variance ( $\times 10^{-2}$ )	0.6032	0.3793	0.4905	-
Weibull	Error	0.2294	0.2181	0.2168	0.2215
	Variance ( $\times 10^{-2}$ )	0.5709	0.4532	0.5420	-

EV, Extreme Value; GEV, Generalized Extreme Value.

Table 4 Summarized calculation results of error and variance for the type of marine accidents

Type of accident	Items		Skill	Rule	Know-ledge	Mean (SRK)
	Distribution Function					
Collision	GEV	Err	0.2244	0.2134	0.2100	0.2159
		Var	0.5125	0.3818	0.5039	-
Contact	Log-normal	Err	0.2148	0.2055	0.2136	0.2113
		Var	0.0045	0.0027	0.0052	-
Grounding	GEV	Err	0.2201	0.2108	0.2177	0.2162
		Var	0.0043	0.0034	0.0047	-
Capsizing	GEV	Err	0.2506	0.2211	0.2312	0.2343
		Var	0.0065	0.0031	0.0088	-
Fire / Explosion	Weibull	Err	0.2616	0.2299	0.2624	0.2513
		Var	0.0114	0.0050	0.0069	-
Sinking	Normal	Err	0.2072	0.2438	0.2090	0.2200
		Var	0.0040	0.0050	0.0043	-
Machine Failure	GEV	Err	0.2096	0.2219	0.2529	0.2281
		Var	0.0055	0.0044	0.0076	-
Casualty	Log-normal	Err	0.2131	0.2172	0.2176	0.2160
		Var	0.0041	0.0035	0.0056	-

GEV, Generalized Extreme Value; Err, Error; Var, Variance( $\times 10^{-2}$ ).

Table 5는 여덟 가지 해양사고 각각에 대한 세 가지 행동오류(SBBE, RBBE, KBBE)에 대해서 추정된 최적 확률분포함수의 종류와 함수들의 파라미터 그리고 파라미터의 값을 나타낸다. Table 5에 대해서 충돌(Collision) 사고의 경우를 예로 들어 설명하면 다음과 같다.

- 최적 확률분포함수의 종류는 일반화극치분포(Generalized Extreme Value Distribution, GEV)이다.
- GEV 함수의 파라미터는 형상 파라미터(shape parameter)  $\xi$ , 척도 파라미터(scale parameter)  $\sigma$ , 위치 파라미터(location parameter)  $\mu$  등으로 구성된다.
- SBBE의 경우,  $\xi = -0.0393$ ,  $\sigma = 0.3821$ ,  $\mu = 1.4765$  등으로 추정되었다.
- RBBE의 경우,  $\xi = -0.2468$ ,  $\sigma = 0.3934$ ,  $\mu = 1.839$  등으로 추정되었다.
- KBBE의 경우,  $\xi = -0.3946$ ,  $\sigma = 0.3497$ ,  $\mu = 2.327$  등으로 추정되었다.

이러한 Table 5에 나타낸 함수와 파라미터를 이용하면 행동오류에 의한 해양사고 예측 모델을 구성할 수 있는데, 적용하는 방법을 예로 설명하면 다음과 같다.

1. 위의 Fig. 2의 (a)부터 (c)까지의 세 가지 그림은 충돌에 대한 세 가지 행동오류(SBBE, RBBE, KBBE)의 누적분포함수를 나타내는데, 이 그림들의 x-축은 모두 1부터 3까지로 나

타낸 평균트랙점수(Mean track scores)이다.

2. 만약 평균트랙점수가 2로 주어진 경우 세 가지 그림을 통해서 세 가지 행동오류(SBBE, RBBE, KBBE)에 대한 누적 확률 값을 구할 수 있다.

3. 위의 1과 2의 설명과 마찬가지로 Table 5의 확률분포함수와 파라미터를 이용하면 주어진 하나의 평균트랙점수에 대해서 여덟 가지 종류의 해양사고 각각에 대한 세 가지 행동오류들의 연속된 확률 값( $0 \leq p \leq 1.0$ )을 구할 수 있다.

4. 이러한 확률 값을 이용하면 주어진 평균트랙점수에 대한 세 가지 행동오류 사이의 확률적인 관계를 알 수 있고, 더 나아가서 여덟 가지 해양사고 종류별 세 가지 행동오류 사이의 확률적인 관계를 알 수 있다. 즉, 행동오류에 의해서 발생 가능한 해양사고를 평가할 수 있다.

5. 이러한 평가를 통해서 어떠한 행동오류가 어떠한 해양사고에 영향을 미치는지를 평가할 수 있다. 따라서 Table 5에 나타낸 함수와 파라미터를 이용하면 행동오류에 의한 해양사고 예측 모델을 구성할 수 있다.

여기서 다음과 같은 문제가 제기될 수 있다.

첫째, 평균트랙점수를 어떻게 구할 것인가? 여기서 평균트랙점수는 행동오류가 발생할 수 있는 경로(path)의 평균점수를 의미하는데, 예를 들면 다음과 같다. 만약 어떠한 선원이 기상이 양호한 날에 실수로 밸브를 열어서 기름유출사고가 발생했다면, 이러한 행동은 Skill, Rule, Knowledge 등 세 가지 유형의 행동이 순차적으로 또는 복합적인 시퀀스(sequence)로 나타난다.

이러한 시퀀스에 나타나는 세 가지 행동 사이의 평균적인 경로를 평균트랙점수라고 한다. 특히, 선원 개인의 평균트랙점수 추정에 관한 문제가 중요하다. 이에 대해서는 현재 연구가 진행 중이기 때문에 향후 과제로 둔다.

둘째, Table 5로 계산한 여덟 가지 해양사고 종류별 세 가지 행동오류의 확률 값 사이에 차이가 발생해야 한다. 즉, 계산한 확률 값은 서로 식별이 가능해야만 해양사고 예측 모델에 적용할 수 있다. 식별이 불가능하다면 모델에 적용할 수 없다.

이에 대해서는 다음절과 같이 ANOVA를 이용하여 계산한 확률 값들 사이의 유의성 검증을 통해서 검토하였다.

Table 5 Estimated optimal distribution functions with parameters by each type of accidents

Type of accident	Parameter	SBBE	RBBE	KBBE
Collision	GEV: $\xi$	-0.0393	-0.2468	-0.3946
	GEV: $\sigma$	0.3821	0.3934	0.3497
	GEV: $\mu$	1.4765	1.8390	2.3270
Contact	Log-normal: $\mu$	0.4447	0.6723	0.8521
	Log-normal: $\sigma$	0.3215	0.2407	0.1450
Grounding	GEV: $\xi$	0.1034	-0.3725	-0.4661
	GEV: $\sigma$	0.3807	0.4327	0.3964
	GEV: $\mu$	1.3558	1.8106	2.2859
Capsizing	GEV: $\xi$	-0.1754	-0.4953	0.0444
	GEV: $\sigma$	0.4871	0.5578	0.2418
	GEV: $\mu$	1.6373	2.0120	2.2374
Fire / Explosion	Weibull: $a$	1.3444	2.0894	2.7250
	Weibull: $b$	3.1827	5.2505	6.5692
Sinking	Normal: $\mu$	1.6666	2.0833	2.4927
	Normal: $\sigma$	0.3917	0.5425	0.3790
Machine Failure	GEV: $\xi$	-0.0567	-0.1063	-1.0717
	GEV: $\sigma$	0.2565	0.4302	0.6531
	GEV: $\mu$	1.2531	1.5046	2.3905
Casualty	Log-normal: $\mu$	0.4139	0.5971	0.8902
	Log-normal: $\sigma$	0.2537	0.2507	0.1607

EV, Extreme Value; GEV, Generalized Extreme Value;  $\xi$ , shape parameter;  $\sigma$ , scale parameter;  $\mu$ , location parameter

### 3.4 추정된 확률 값들의 유의성 검증

분산분석(ANOVA)을 이용하여 이러한 여덟 가지 해양사고 종류별 세 가지 행동오류 확률 값들의 유의성과 해양사고에 행동오류가 영향을 미치는 의미하는 간섭(Interaction)을 검증하였다. Table 6에 ANOVA 검증결과를 나타냈고, 검증 결과를 요약하면 다음과 같다.

먼저, 세 가지 행동오류(Behavior Error) 사이는 95% 신뢰수준 ( $p < 0.05$ )에서  $F = 10.06$ 으로 나타나서 통계적인 유의성이 관측되었다. 또한, 여덟 가지 해양사고(Accidents)의 경우에도 95% 신뢰수준에서  $F = 36.23$ 으로 나타나서 통계적인 유의성이 관측되었다.

다음으로, 행동오류와 해양사고 사이의 간섭(Interaction) 역시, 95% 신뢰수준에서  $F = 5.1$ 로 관측되어 서로 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉, 세 가지 행동오류가 해양사고에 영향을 미침을 나타냈다.

Table 6 ANOVA for the three types of behaviors and eight types of accidents

Source	Sum Sq.	d.f.	Mean Sq.	F	p-Value
Behavior Error (X1)	427170.10	2	213585.00	10.06	<0.001 **
Accidents (X2)	5382647.00	7	768949.50	36.23	<0.001 **
Interaction (X1×X2)	1515686.00	14	108263.30	5.10	<0.001 **
Error	891326.70	42	21222.07		
Total	8454076.00	95			

Sum Sq., sum of squared error; d.f., degree of freedom; Mean Sq., Mean of squared error; F, F statistics.  
\* $P < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$ .

#### 4. 결 론

해양사고를 야기하는 선원의 행동오류를 식별하는 것은 해양사고 예방 또는 저감에 중요한 단서이다. 본 연구에서는 행동오류에 의한 해양사고 예측 모델을 개발하기 위한 사전 연구로서, 해양사고 종류별 행동오류를 최적으로 설명할 수 있는 확률분포함수 선정에 관해서 연구하였다.

연구결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation, MLE)을 이용하여 실험 데이터에 대해서 오차가 최소가 되는 해양사고종류별 최적 확률분포함수를 선정할 수 있었다.

둘째, 분산분석(Analysis of Variance, ANOVA)을 이용한 유의성 검증을 통해서 세 가지 행동오류와 여덟 가지 해양사고는 95% 신뢰수준 ( $p < 0.05$ )에서 유의한 것으로 관측되었다. 그리고 행동오류는 해양사고에 간섭을 미치는 것으로 관측되었다.

셋째, 본 연구를 통해서 행동오류에 의한 해양사고 예측 모델 구축이 가능함을 알았다.

향후에는 본 논문에서는 사전에 발생한 해양사고 데이터를 사용하여 명확한 해기사의 행동오류를 SRKBB로 구분하였기 때문에 본 연구에서 제기된 선원들의 평균트랙점수 획득방법에 대한 연구와 해양사고 추정 모델의 구현에 관한 연구를 진행할 예정이다.

#### 후 기

본 논문은 해양수산부의 “해양안전사고 예방시스템 기반연구(2단계)”과제의 연구결과임을 밝힌다.

#### References

- [1] Chauvin C., Clostermann, J. P. and Jean-Michel Hoc(2008), "Situation Awareness and the Decision-Making Process in a Dynamic situation: Avoiding collisions at sea", Journal of cognitive engineering and decision making, Vol. 2, pp. 1-23.
- [2] Drivalou, S. and Marmaras, N.(2009). "Supporting skill-, rule-, and knowledge-based behaviour through an ecological interface: An industry-scale application", International Journal of Industrial Ergonomics, Vol. 39(6), pp. 947-965.
- [3] Imbert, J. P., Granger, G., Benhacene, R., Golfetti, A., Bonelli, S. and Pozzi, S.(2015), "Skill, Rule and Knowledge-based Behaviors Detection during Realistic ATM Simulations by Means of ATCOs' Brain Activity", SESARWPE.
- [4] KMST(2017), Written Verdict. [Online], Retrieved from <https://data.kmst.go.kr/kmst/verdict/writtenverdict/select/writtenverdict.do>.
- [5] Lin, C. J., Shiang, W. J., Chuang, C. Y. and Liou, J. L.(2014), "Applying the Skill-Rule-Knowledge Framework to Understanding Operator's Behaviors and Workload in Advanced Main Control Rooms", Nuclear Engineering and Design, Vol. 270, pp. 176-184.
- [6] MATLAB, 2008. MATLAB and Statistical Toolbox Release 2015b. The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States.
- [7] Norman, D. A.(1983), "Some observations on mental models", Mental models, Vol. 7(112), pp. 7-14.
- [9] Park, D. J., Cho, C. Y. and Yim, J. B.(2017), "A Research on the method of mariner's SRK Behaviors", Joint Conference 2017, KOSOMES, Mokpo, Korea, April 27-28, p. 59.
- [10] Park, D. J., Yang, H. S. and Yim, J. B.(2018), "Identifying Seafarer's Behavioral Error by Marine Accident Types", Korean Institute of Navigation and Port Research, Vol. 42(3), pp. 159-166.
- [11] Park, J. S., Yun, Y. S. and Park, R. S.(2014), "Modern Statistics", Seoul, Dasan publishing company.
- [12] Rasmussen, J.(1983), "Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, Vol. 3, pp. 257-266.
- [13] Reason, J.(1990), "Human Error", Cambridge University, New York, USA.

- [14] Stanton, N. A., Salmon, P. M.(2009), "Human error taxonomies applied to driving: A generic driver error taxonomy and its implications for intelligent transport systems", *Safety Science*, Vol. 47(2), pp. 227-237.
- [15] Wikipedia, 2017. Analysis of Variance. [Online], Available at: <https://en.wikipedia.org>, [Accessed at 9th Nov. 2017].
- [16] Wikipedia, 2017. Maximum Likelihood Estimation. [Online], Available at: <https://en.wikipedia.org>, [Accessed at 5th Mar. 2018].
- [17] Yim, J. B., Yang, W. J. and Kim, H. T.(2014), "Marine Accident Analysis", *Je-II-Gi-Hwik*, pp. 1-392.
- [18] Yim, J. B.(2017b), "A Study on the Reduction of Common Words to Classify causes of Marine Accidents", *Korean Institute of Navigation and Port Research*, Vol. 41(3), pp. 109-117.

---

Received 31 July 2018

Revised 7 November 2018

Accepted 12 November 2018