

충돌사고에 대한 해기사의 행동오류 분석

† 임정빈

† 한국해양대학교 항해학부 교수

Analysis of Seafarers' Behavioral Error on Collision Accidents

† Jeong-Bin Yim

† Division of Navigation Science, Korea Maritime & Ocean University, Busan 49112, Rep. of Korea

요약 : 해기사의 행동오류는 충돌사고의 주요한 원인 중 하나이고, 교육과 훈련을 통하여 보정이 가능한 것으로 알려져 있다. 이러한 행동오류의 보정을 위해서는 행동오류가 발생하는 구조의 식별이 필요하다. 이를 위하여, 충돌조우상황에 대한 선박조종 시뮬레이션을 통해서 행동관측 데이터를 획득하고, 행동관측에는 Reason이 제안한 9-상태 행동오류 분류 프레임틀을 이용하였으며, 실험에는 50명의 대학생들이 참가하였다. 행동분석에는 충돌회피의 성공과 실패로 구분한 행동 모델을 이용하였는데, 이 모델은 9-상태의 Left-to-Right 구조를 갖는 은닉 마르코프 모델링 기법을 이용하여 개발하였다. 실험결과, 충돌회피의 성공과 실패에 대한 행동들 사이의 차이가 명확하게 식별되었고, 충돌예방에 필요한 9-상태 행동들 사이의 연계관계가 도출되었다.

핵심용어 : 충돌사고, 충돌회피, 해기사, 행동오류, 은닉 마르코프 모델

Abstract : Behavioral errors of the seafarers are one of the major causes of collisions and are usually corrected through education and training. To correct this behavioral error, the structure in which the behavioral error occurs needs to be identified and analyzed. For this purpose, behavior observation data were obtained through ship maneuvering simulation for collision encounters. The 9-state behavior classification frame proposed by Reason was used for the behavior observation and 50 university students were involved in the experiment. Behavioral analysis used the behavioral model of collision avoidance success and failure, which was developed from the 9-state Left-to-Right Hidden Markov modeling technique. As a result of the experiment, the difference between behaviors of success and failure of collision avoidance was clearly identified, and the linkage between 9-state behaviors, required to prevent collision, was derived.

Key words : Collision Accidents, Collision Avoidance, Seafarer, Behavioral Errors, Hidden Markov Models

1. 서 론

해기사의 행동오류 식별은 해양사고 예방의 중요한 해결방안제시에 필요하다. 특히, 충돌사고에 대한 행동오류는 교육과 훈련을 통해서 보정될 수 있는 것으로 알려져 있고(Allianz, 2018), 식별된 행동오류는 행동보정에 주요 정보를 제공할 수 있다(Yim, 2012; Yim et al., 2013).

행동보정을 위해서는 두 가지가 필요한데, 첫째는 충돌사고를 야기한 해기사의 행동을 필요 충분하게 설명할 수 있는 행동오류 분류방법이고, 둘째는 행동오류의 분석방법이다(Yim et al., 2018; Youn et al., 2019). 본 연구에서는 행동분류 프레임틀을 이용하여 행동을 관측한 후 행동 모델을 구축하고 이 모델들을 이용하여 충돌사고를 야기한 선원들의 행동을 식별하고 분석하였다.

행동분류에는 Rasmussen(Rasmussen, 1983; Rasmussen et al., 1989)이 제안한 기술-규칙-지식기반 행동(Skill-, Rule,

Knowledge-Based Behavior, SRKBB) 모델을 이용한 Reason의 행동분류규칙(Reason, 2000)을 적용하였다. 이 행동규칙은 아홉 가지 상태(이하 9-상태)로 분류되어 있는데, 충돌상황을 인지한 후, 충돌회피 계획을 수립하고, 최적 항로를 선정 한 후, 실제 행동을 취하며 다시 행동 결과의 피드백(feedback) 행동 등으로 구분되어 있다. 그래서 충돌회피를 위해 필요 충분한 행동설명이 가능하다.

아울러, 행동의 관측에는 충돌조우상황을 가정한 시나리오 기반의 시뮬레이션을 이용하였다. 시뮬레이션 실험에는 1년간 승선실습 경험이 있는 해양대학 4학년 학생 50명이 참가하였다. 시뮬레이션을 통해 획득된 데이터는 충돌회피에 성공한 경우와 실패한 경우로 구분하여 행동 모델을 구축하였는데, 행동 모델은 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model, HMM) 기반의 9-상태 Left-to-Right 모델을 이용하였다.

마지막으로, 구축한 두 모델의 성능을 평가하여 모델의 유효성을 검증한 후, 두 모델의 구조를 분석하여 충돌회피에 성

† Corresponding author : 종신회원, jbyim@kmou.ac.kr 051)410-4246

공했을 때와 실패했을 때의 행동들을 식별하였다. 분석 결과, 충돌회피의 성공과 실패에 대한 행동식별이 가능하였고, 충돌 예방을 위한 행동보정에 필요한 행동의 9-상태 사이의 연계관계를 확인할 수 있었다.

2. 실험 준비 및 방법

2.1 시뮬레이션 환경

시뮬레이션 환경은 충돌조우 상황을 가정한 시나리오와 Kongsberg 회사에서 제작한 소형 시뮬레이터(Kongsberg, 2019)를 이용하여 구축하였다.

Fig. 1(a)에 충돌조우상황을 가정한 시나리오를 나타냈다. 시나리오는, 본선(Own Ship)이 0도로 항해할 때, 본선 우측에서 상대선박 1(Target Ship 1)이 항로를 가로질러서 통항하고, 본선과 반대 방향으로 상대선박 2(Target Ship 2)가 통항하며, 본선 선수방향 쪽에는 소형 어선(Fishing ships) 3척이 정지된 것으로 가정하였다. 본 연구에 적용한 시나리오는 충돌사고의 가능성을 높여서 필요 충분한 실험 데이터를 획득하기 위하여 엄격하게 제한된 조건으로 구성하였다. 그림 1(b)은 시뮬레이션의 한 장면을 나타내고, Table 1은 시뮬레이션에 투입한 세 가지 종류의 선박 제원을 나타낸 것으로, 본선은 액체화물 운반선이고 상대선박은 여객선과 컨테이너 선박이다.

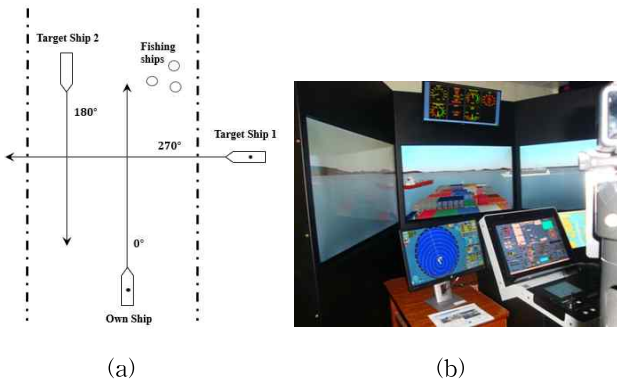


Fig. 1 Simulation scenarios to observe seafarers' behaviors with 9-states(a), and a snapshot of a scene in the simulation(b)

Table 1 Specifications of the ships in the simulation

Classification	Type	Length Over	Breath
		All (m)	(m)
Own Ship	Product Tanker	226.0	36.6
Target Ship 1	Cruise Vessel	260.8	31.5
Target Ship 2	Container Vessel	336.0	45.8

2.2 실험 데이터 구축 방법

실험 데이터를 구축하기 위해서는 어떠한 요소들을 이용하여 충돌회피에 요구되는 행동을 관측할 것인지? 즉, 행동분류 프레임(frame)의 정의가 우선 필요하다. Fig. 2에 본 연구에 적용한 행동 분류 프레임워크(-framework)를 나타냈다.

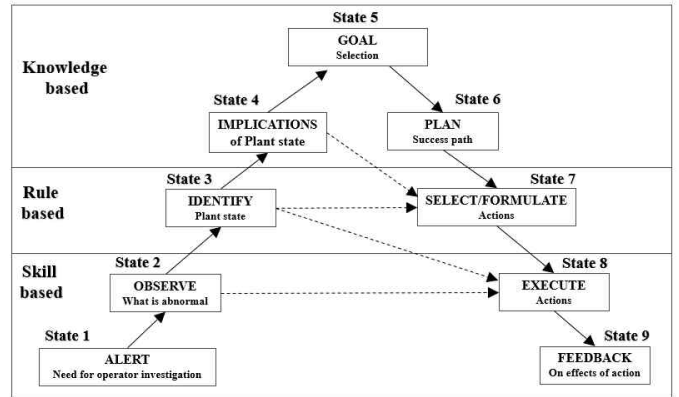


Fig. 2 Framework of behavioral error classification, adopted from Reason(2000)

Fig. 2의 프레임워크는, Rasmussen이 제안한 SRKBB 모델(Rasmussen, 1983)을 이용하여 인적오류를 해석한 Reason(2000)의 오류분류방법을 적용한 것이다. 그리고 이 프레임워크는 스킬기반 행동(Skill-based behavior), 규칙기반 행동(Rule-based behavior) 그리고 지식기반 행동(Knowledge-based behavior)으로 구분된 총 9-상태(state)로 구분되어 있다. 이들 9-상태들과 해기사의 충돌회피에 필요한 동작을 연계하여 설명하면 다음과 같다.

- State 1은 사용자 조사가 요구되는 경보(ALERT) 단계로, 충돌회피의 경우는 상대선박과의 충돌 가능성에 대한 인지행동에 해당된다.
- State 2는 비정상 상태의 관측(OBSERVE) 단계로, 충돌회피의 경우는 상대선박의 동향 관측행동에 해당된다.
- State 3은 상황 식별(IDENTIFY) 단계로, 충돌회피의 경우는 상대선박의 정체과약행동에 해당된다.
- State 4는 상황의 구체화(IMPLICATIONS) 단계로, 충돌회피의 경우는 충돌회피 계획의 수립행동에 해당된다.
- State 5는 목표(GOAL)의 선정 단계로, 충돌회피의 경우는 충돌회피 목표의 선정행동에 해당된다.
- State 6은 목표 달성을 위한 계획(PLAN)의 수립 단계로, 충돌회피의 경우는 최적경로의 선택행동에 해당된다.
- State 7은 계획 실천에 필요한 행위의 선정과 공식화(SELECTION/FOMULATE) 단계로, 충돌회피의 경우는 충돌회피에 필요한 행위의 선정행동에 해당된다.
- State 8은 행위의 실천(EXCUTE) 단계로, 충돌회피의 경우는 충돌회피 행동의 실천행동에 해당된다.

- State 9는 실천한 행동의 피드백(FEEDBACK) 단계로, 충돌회피의 경우는 충돌회피 결과에 대한 피드백 행동이다.

실험 참가자는 50명의 해양대학 4학년 학생(여학생 5명, 남학생 45명)이고, 이들은 모두 1년 이상의 승선실습 경험을 갖고 있기 때문에 선박을 조종할 수 있는 기술과 규칙 및 지식을 갖고 있다. 그리고 행동관측에는 9-상태로 구분된 Table 2의 평가용지를 이용하였다. 평가용지는 Reason(2000)의 9-상태 행동오류분류 항목을 적용한 것으로, 평가용지의 각 항목에 대한 상세한 설명은 본 저자들의 사전연구에 기술되어 있다(Park et al., 2019).

행동관측은 참가자들의 모든 시뮬레이션 과정을 지속적으로 관찰한 행동오류분류 전문가가 하였다. 이 행동오류분류 전문가는 5년의 상선 항해사 경험을 갖고, Reason(2000)의 오류분류방법을 4년간 연구한 자이다.

시뮬레이션이 종료 되면 참가자가 시뮬레이션 과정 중에 행한 9-상태들 각각의 행동을 전문가가 평가하였는데, 9-상태들 중에서 충돌회피 계획의 수립, 목표의 설정 등과 같이 참가자의 인식에 관한 것은 참가자와의 인터뷰를 통해서 평가하였다. 그리고 행동관측 결과는 참가자가 해당 상태의 행동을 했으면 Table 2의 Yes/No 항목에 1을 기입하고 그 반대의 경우에는 0으로 기입하였다. 이러한 시뮬레이션 실험은 통계의 유효성 확보를 위하여 참가자 1인당 3회 반복하여 실시하였다. 시뮬레이션 실험을 통해서 총 1,350 샘플 데이터(평가용지 당 9-상태 × 3회 반복 × 50명의 참가자)를 획득하여 행동 모델을 개발하였다.

Table 2 Behavior evaluation sheet with 9-states

State	Category	Description	Yes/No
1	Skill	Alert	
2	Skill	Observe	
3	Rule	Identify	
4	Knowledge	Implications	
5	Knowledge	Goal	
6	Knowledge	Plan	
7	Rule	Select/Formulate	
8	Skill	Execute	
9	Skill	Feedback	

2.3 행동 모델 구축

Fig. 3은 좌측에서 우측으로 전이되는 모델(Left-to-Right model)의 구조를 갖는 3-상태의 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model, HMM)(Rabiner, 1989)의 개념을 예로 나타낸 것이다.

HMM은 어떠한 상태(S_1, S_2, S_3)로부터 출력되는 수열(O)에 대한 확률($P(O|S_1), P(O|S_2), P(O|S_3)$)을 계산한 후, 상태들의 방출확률(emission probability)과 전이확률(transition probability)을 추정하여 은닉 상태를 예측하기 위

한 모델이다. 한편, Fig. 2의 행동분류 프레임워크에서 설명한 바와 같이, 인간의 행동은 복잡하고 다양한 요소들 사이의 인과관계를 통해서 형성되기 때문에 간단한 모델을 통해서 분석하기 곤란하다. 이에 대해서, HMM은 다양한 은닉된 상태들의 연계관계를 체계적으로 해석하기 때문에 행동 모델링에 적합한 장점이 있다.

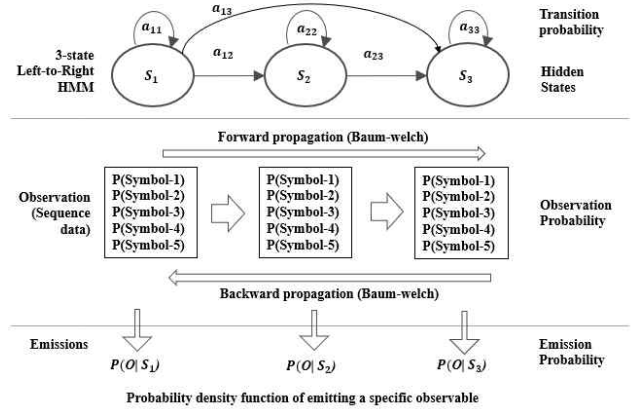


Fig. 3 Graphical explanation of the hidden Markov model with 3-state Left-to-Right structure

이러한 HMM은 다음으로 정의된 다섯 가지 요소(N, M, A, B, π)을 이용하여 특징을 나타낼 수 있다(Rabiner et al., 1986).

- N : 상태의 수
- M : 관측 심벌(symbol)의 수
- A : 상태전이 확률분포를 나타낸 것으로, $A = \{a_{ij}\}$ 이고, a_{ij} 는 상태 S_i 에서 상태 S_j 로의 전이 확률을 나타낸 것으로 다음의 구속조건을 갖는다.

$$\sum_j^N a_{ij} = 1, a_{ij} \geq 0 \quad (1)$$

- B : 관측 심벌 확률분포를 나타낸 것으로, $B = \{b_j(k)\}$ 이고, $b_j(k)$ 는 k 의 관측 심벌이 상태 j 에서 나타날 확률로서 다음의 구속조건을 갖는다.

$$\sum_k^M b_j(k) = 1, b_j(k) \geq 0 \quad (2)$$

- π : 초기상태 확률분포를 나타낸 것으로, $\pi = \{\pi_i\}$ 이고, π_i 는 S_i 가 초기상태일 때의 확률

위에서 설명한 HMM의 모델 파라미터는 $\lambda = (A, B, \pi)$ 로 간단하게 나타낼 수 있고, HMM의 구현을 위해서는, 평가(evaluation), 디코딩(decoding), 학습(learning) 등의 세 가지 문제에 대한 해법 필요하다. 이러한 문제에 대한 해법은 이미 다양한 기존 문헌(Rabiner et al., 1986; Rabiner, 1989; Vitervi, 1967; Forney, 1973; McCallum, 2004; Phan et al., 2015)에 상

세히 소개되어 있기 때문에 설명을 생략한다.

행동 모델은 위에서 설명한 HMM을 이용하여 9-상태를 갖는 Left-to-Right 구조로 구축하였고, 모델의 초기 상태확률 분포는 9-상태들 사이의 관계를 파악하기 위하여 Table 3과 같이 정하였다. 아울러 행동 모델은 시뮬레이션 결과 충돌회피의 성공과 실패로 구분하여 다음과 같이 구축하였다.

- $\lambda_{Success}$: 충돌회피에 성공한 참가자들로부터 관측된 수열 데이터를 이용하여 비감독학습(unsupervised learning)을 이용하여 훈련된 모델
- λ_{Fail} : 충돌회피에 실패한 참가자들로부터 관측된 수열 데이터를 이용하여 비감독학습을 이용하여 훈련된 모델

Table 3 Designed initial state probability distribution

		State j								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
State i	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	1	1	0	0	0	0	1	0
	3	0	0	1	1	0	0	1	1	0
	4	0	0	0	1	1	0	1	0	0
	5	0	0	0	0	1	1	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	1	1	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	1	1	0
	8	0	0	0	0	0	0	0	1	1
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1

개발한 두 모델의 유용성은 식(3)과 식(4)로 나타낸 모델의 정답률(Rabiner, 1989)로 평가하였는데, 식(3)과 식(4)은 각각 식(5)과 식(6)과 같이 주어진 수열에 대한 모델의 로그우도(Log-likelihood)의 평가결과를 이용하여 계산한 것이다.

$$C_{Success} = \sum_{t=1}^T I_t(I=1, \text{if } D_{Success} > 0) \quad (3)$$

$$C_{Fail} = \sum_{t=1}^T I_t(I=1, \text{if } D_{Fail} > 0) \quad (4)$$

$$D_{Success} = \frac{1}{T} [\log P(O_{Success} | \lambda_{Fail}) - \log P(O_{Success} | \lambda_{Success})] \quad (5)$$

$$D_{Fail} = \frac{1}{T} [\log P(O_{Fail} | \lambda_{Success}) - \log P(O_{Fail} | \lambda_{Fail})] \quad (6)$$

3. 실험 및 결과

3.1 관측 데이터 획득 결과

Fig. 4는 9-상태의 관측 데이터 평균값을 막대그래프로 나타낸 것으로, x-축은 9-상태를 그리고 y-축은 평균값을 나타낸다. 9-상태들을 보면, 충돌회피에 성공(Success)한 평균값은 실패(Failure)한 평균값과 비교하여 전반적으로 크게 나타났

다. 이들 9-상태들 평균의 평균은 성공이 83.63%, 실패가 47.27%로 계산되었다. 그래서 충돌회피에 성공한 참가자들은 실패한 참가자들과 비교하여 약 1.8배 더 많이 충돌회피에 요구되는 행동에 반응함을 나타냈다.

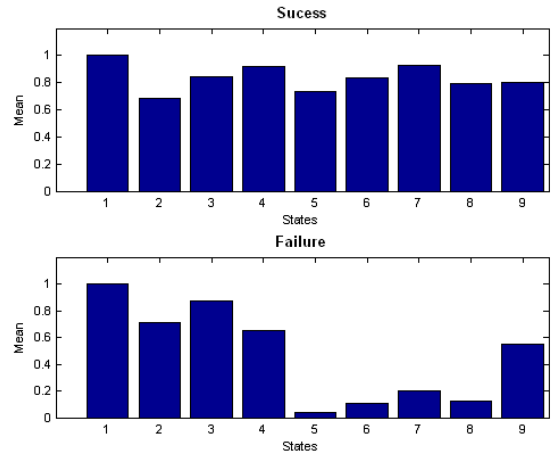


Fig. 4 Means of observations for the success (upper box) and the failure (lower box) of collision avoidance

3.2 모델 파라미터의 추정 결과

위의 식(3)과 식(4)으로 계산한 두 행동 모델 $\lambda_{Success}$, λ_{Fail} 의 정답률 $C_{Success}$ 는 83.34%, C_{Fail} 은 90.87%로 계산되었다. 그래서 두 행동 모델은 충돌회피의 성공과 실패의 행동관측 데이터를 80% 이상 분리하여 식별할 수 있음을 확인하였다. Fig. 5는 행동 모델의 방출확률 추정 결과를 나타낸 것으로, x-축은 9-상태, y-축은 확률을 나타낸다.

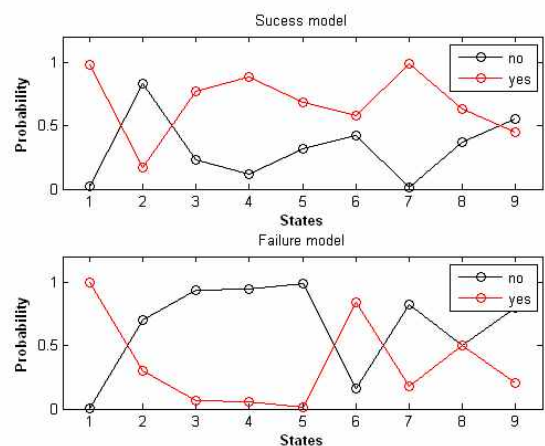


Fig. 5 Emission probability for the $\lambda_{Success}$ and the λ_{Fail}

Fig. 5의 방출확률은 9-상태들이 나타난 확률(즉, 사전확률)을 의미한다. 이 그림에서, 9-상태들에 대해서 반응했음을 의미하는 'yes'의 방출확률을 보면, 전반적으로 성공 모델이 실패

패 모델과 비교하여 크게 나타나고 있다. 여기서 ‘yes’는 충돌 회피에 요구되는 행동에 반응하였을 의미하고 ‘no’는 반응하지 않았음을 의미한다. 특히, State 5와 6을 기준으로 두 모델의 확률 값이 크게 변동하고 있는데, 이러한 방출확률을 갖는 9-상태들 사이의 전이특징은 다음에 설명하는 모델 해석을 통해서 알 수 있다.

3.3 모델의 해석 결과

Fig. 6과 Fig. 7은 두 모델에 대한 9-상태 특징들의 해석 결과를 나타낸다. 이 그림에서, 상태들의 설명박스 좌측 또는 우측에 나타난 확률 값은 자기전이(self-transition) 확률을 나타내고, 전이확률 값은 설명박스들 사이에 나타났으며, 위에서 설명한 방출확률(Emission Probability, EP)은 설명박스 내부에 퍼센트(%)로 나타냈다. 여기서, 전이확률은 방출확률과 달리 행동들이 상태들 사이에서 전이될 가능성(확률)을 추정한 것이다. 그리고 자기전이 확률은 자기 상태에서 다른 상태로 전이되지 않고 자기 상태로 전이된 확률을 의미한다.

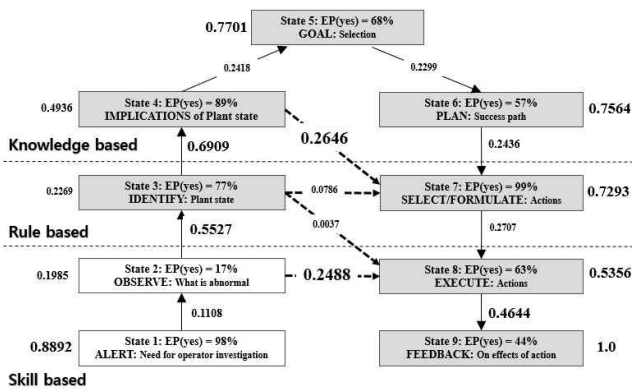


Fig. 6 Structure interpretation results of the $\lambda_{Success}$

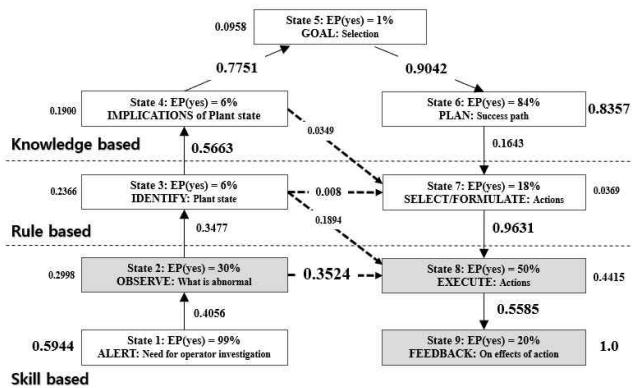


Fig. 7 Structure interpretation results of the λ_{Fail}

먼저, 현저한 전이 상태를 해석하면 다음과 같다.

첫째, Fig. 6에 나타난 성공 모델의 경우, State 3부터 State 8까지 방출확률 EP(yes)이 50% 이상인 상태들인데, 이들 상

태들 사이의 전이는 실패 모델과 비교하여 현저하게 전이되었다. 한편, State 4와 State 5 사이의 전이확률(0.2418)과 State 5와 State 6사이의 전이확률(0.2299)은 State 4에서 State 7로의 전이확률(0.2646)과 비교하여 작다. 그래서 충돌회피 성공의 경우, 충돌회피에 요구되는 행동들의 전이는 State 3에서 State 4로 전이된 후, State 5를 거치지 않고, State 7로 건너뛰어서 State 8과 State 9로 전이되는 것으로 해석되었다.

둘째, Fig. 7에 나타난 실패 모델의 경우는 성공 모델과 달리, EP(yes)가 30% 이상인 State 2에서 State 8로의 전이만 현저하게 나타났다. 한편, State 3부터 State 6까지의 전이확률도 각각 0.5663, 0.7751, 0.9042 등으로 현저하게 나타나고 있으나 이들의 EP(yes)는 각각 6%, 6%, 1%로 충돌회피에 요구되는 행동을 대부분 하지 않았고, 다만 State 6에서만 84%의 행동을 한 것으로 나타났다. 달리 해석하면, State 3부터 State 6까지의 현저한 전이확률은 주로 행동하지 않은 결과들이 전이된 것이다. 그래서 충돌회피 실패의 경우, 충돌회피에 요구되는 행동을 한 전이는 State 2에서 State 8로 전이되고, 행동하지 않은 전이는 State 3에서 State 4, 5, 6으로 현저하게 전이되는 것으로 해석되었다.

위의 두 가지 해석결과로부터 다음과 같은 결론이 도출되었다.

첫째, 충돌회피에 성공한 참가자들은 충돌회피에 요구되는 행동을 State 2만 제외하고 모두 실시한 것으로 나타났는데, State 4(충돌회피 계획의 수립) 이후에 State 7(충돌회피에 필요한 행위의 선정 또는 공식화)로 건너뛰는 특징을 나타냈다. 이러한 특징은 비록 충돌회피에 성공했다 하더라도 위의 Fig. 3에 나타난 행동분류규칙을 위반한 것이기 때문에 충돌회피에 성공한 참가자들에게는 State 4에서 State 5(충돌회피 목표 선정) 그리고 State 6(최적 경로 선택)에 대한 교육이 더 필요한 것으로 고려된다.

둘째, 충돌회피에 실패한 참가자들은 State 2에서 State 8로의 전이를 제외하고 충돌회피에 요구되는 행동을 주로 하지 않았다. 즉, 충돌회피에 실패한 참가자들은 구체적인 계획의 수립과 목표 설정 없이 즉시 충돌회피 동작을 취하는 것으로 나타났다. 그래서 이들에게는 9-상태들에 대한 훈련을 통한 충돌예방 능력의 향상이 필요한 것으로 고려되었다.

위의 모델 해석 결과로부터, 충돌회피의 성공과 실패에 대한 9-상태들의 행동식별이 가능하였고, 이러한 결과를 통해서 본 연구에서 제안한 행동 모델의 유용성이 입증되었다.

4. 결 론

본 연구에서는 해기사의 행동유류 발생구조 식별을 위한 행동 모델을 개발하였는데, 모델 개발에는 9-상태의 Left-to-Right 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model)을 이용하였다. 행동 모델은 충돌회피에 성공한 모델과 실패한 모델로 구분하여 개발하였고, 연구결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 충돌회피 성공에 대한 9-상태 행동은 충돌회피에 요구되는 상태들의 행동이 서로 연계되어 나타났으나, 실패에 대한 9-상태 행동들은 충돌회피에 요구되는 상태들의 행동이 서로 연계되어 나타나지 않았다. 따라서 충돌회피를 위해서는 9-상태 행동들을 서로 연계시킬 수 있는 교육과 훈련이 필요함을 확인하였다.

둘째, 충돌회피에 성공한 경우라도 충돌회피를 위한 계획의 수립과 목표설정 그리고 최적의 경로 계획 등에 관해서는 결합된 행동들이 나타났다. 그래서 충돌예방에 대한 능력 향상을 위해서는 이에 대한 보정이 추가로 필요함을 확인하였다.

셋째, 충돌회피에 실패한 경우, 상태 관측행동이 충돌회피를 위한 계획의 수립과 경로설정 등으로 연계되지 않고 즉시 충돌회피 동작의 실행으로 전이되는 특징을 나타냈다. 그래서 충돌회피에 실패한 참가자들에게는 9-상태 행동들에 대한 교육과 훈련이 충돌예방 능력 배양에 필요함을 확인하였다.

본 연구에서는 제한된 시뮬레이션 조건을 이용하여 행동을 평가했는데, 현장적용을 위해서는 충돌상황에서 선박을 직접 제어한 행동의 평가가 필요하다. 이에 관해서는 추후 충돌회피를 위한 선박의 타(rudder)와 엔진(engine)의 제어행동을 이용한 충돌회피 행동 모델을 개발하여 현장적용 가능성을 증가시킬 예정이다.

후 기

이 논문은 2018학년도 한국해양대학교 신진교수정착연구사업 신진교수정착연구비의 지원을 받아 수행된 연구임.

References

- [1] Allianz(2018), Safety and Shipping Review 2018, Allianz Global Corporate & Specialty(AGCS), 10.
- [2] Forney, G. D.(1973), The viterbi algorithm, Proceedings of the IEEE, 61(3), 268-278.
- [3] Kongsberg(2019), K-SIM NAVIGATION, <https://www.kongsberg.com/digital/products/maritime-simulation/k-sim-navigation>(accessed on 27 May 2019).
- [4] McCallum, A.(2004), Hidden Markov Models Baum Welch Algorithm.
- [5] Park, D. J., Yang, H. S. and Yim, J. B.(2019), A Study on the Estimation of Optimal Probability Distribution Function for Seafarers' Behavior Error, Journal of Korean Navigation and Port Research, Vol. 49, No. 1, pp. 1-8.
- [6] Phan, M. T., Fremont, V., Thouvenin, I., Sallak, M. and Cherfaoui, V.(2015), Estimation of driver awareness of pedestrian based on Hidden Markov Model. IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV), pp. 970-975.
- [7] 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, (3), pp. 257-266.
- [8] Rasmussen, J. and Vicente, K. J.(1989), Coping with human errors through system design: implications for ecological interface design, International Journal of Man-Machine Studies, 31(5), pp. 517-534.
- [9] Rabiner, L. R. and Juang, B. H.(1986), An introduction to hidden Markov models. IEEE ASSP Magazine, 3(1), pp. 4-16.
- [10] Rabiner, L. R.(1989), A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition, Proceedings of the IEEE, 77(2), pp. 257-286.
- [11] Reason, J.(2000), Human error: Models and management, BMJ, 320, pp. 768-770.
- [12] Viterbi, A.(1967), Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. IEEE transactions on Information Theory, 13(2), pp. 260-269.
- [13] Yim, J. B.(2012), Probability Based Risk Evaluation Techniques for the Small-Sizes Sea Floater, Journal of Korean Navigation and Port Research, Vol. 36, No. 10, pp. 795-801.
- [14] Yim, J. B. and Yang, Y. J.(2013), Estimating Cumulative Distribution Functions with Maximum Likelihood to Sample Data Sets of a Sea Floater Model, Journal of Korean Navigation and Port Research, Vol. 37, No. 5, pp. 453-462.
- [15] Yim, J. B., Kim, D. S. and Park, D. J.(2018), Modeling perceived collision risk in vessel encounter situations, Ocean Engineering, 166, pp. 64-75.
- [16] Youn, I. H., Park, D. J. and Yim, J. B.(2019), Analysis of Lookout Activity in a Simulated Environment to Investigate Maritime Accidents Caused by Human Error, Applied Sciences, 9(1), 4, pp. 1-10.

Received 31 May 2019

Revised 24 June 2019

Accepted 26 June 2019