

자연어 처리 기법을 활용한 충돌사고 원인 제공 비율 예측 모델 개발

윤익현* · 박혜인** · 이창희****

* 목포해양대학교 항해정보시스템학부 교수, ** 목포해양대학교 해상운송시스템학부 석사과정,
*** 목포해양대학교 해상운송시스템학부 교수

Collision Cause-Providing Ratio Prediction Model Using Natural Language Processing Analytics

Ik-Hyun Youn* · Hyeinn Park** · Chang-Hee, Lee****

* Professor, Division of Navigation & Information Systems, Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

** Graduate Student, Department of Maritime Transportation System Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

*** Professor, Division of Marine Transportation, Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

요약 : 현대 해양 산업은 기술적 발전을 통해 신속한 발전을 이루고 있다. 이러한 발전을 주도하는 주요 기술 중 하나는 데이터 처리 기술이며, 이 중 자연어 처리 기법은 사람의 언어를 기계가 이해하고 처리할 수 있도록 하는 기술이다. 본 연구는 자연어 처리 기법을 통해 해양안전심판원의 재결서를 분석하여 이미 재결이 이루어진 선박 충돌사고의 원인 제공 비율을 학습한 후, 새로운 재결서를 입력하면 원인 제공 비율을 예측하는 모델을 개발하고자 하였다. 이 모델은 사고 당시 적용되는 항법과 원인 제공 비율에 영향을 주는 핵심 키워드의 가중치를 이용하여 사고의 원인 제공 비율을 계산하는 방식으로 구성하였다. 이 연구는 이러한 방식을 통해 제작한 모델의 정확도를 분석하고, 모델의 실무 적용 가능성을 검토함과 동시에 충돌사고 재발 방지 및 해양사고 당사자들의 분쟁 해결에 기여할 것으로 기대한다.

핵심용어 : 자연어 처리 기법, 재결서, 선박 충돌사고, 원인 제공 비율, 예측 모델

Abstract : As the modern maritime industry rapidly progresses through technological advancements, data processing technology is emphasized as a key driver of this development. Natural language processing is a technology that enables machines to understand and process human language. Through this methodology, we aim to develop a model that predicts the proportions of outcomes when entering new written judgments by analyzing the rulings of the Marine Safety Tribunal and learning the cause-providing ratios of previously adjudicated ship collisions. The model calculated the cause-providing ratios of the accident using the navigation applied at the time of the accident and the weight of key keywords that affect the cause-providing ratios. Through this, the accuracy of the developed model could be analyzed, the practical applicability of the model could be reviewed, and it could be used to prevent the recurrence of collisions and resolve disputes between parties involved in marine accidents.

Key Words : Natural language processing, Written judgments, Ship collision case, Cause-providing ratio, Prediction model

1. 서론

현대 해양 산업은 기술의 발전과 함께 급격한 변화를 겪고 있다. 이 중에서도 스마트 항만 시스템과 자율운항 시스

템은 주요한 발전 분야로 부상하고 있다. 스마트 항만 시스템은 항만 기술 분야에서 미래 항만의 첨단화, 청정화, 고도화를 위해 무인 자동화, 고생산성화, 그린화 등을 적용한 첨단 항만을 지향한다(Choe, 2012). 자율운항 시스템은 수면 상에서 사람의 개입을 최소화하거나 없이 운항하는 선박 및 그 인프라를 의미하며, 지능항해 시스템과 기관 자동화 시스템 등이 그 핵심 구성요소이다(Kim and Jang, 2019).

* First Author : iyoun@mmu.ac.kr, 061-240-7283

† Corresponding Author : chalee@mmu.ac.kr, 061-240-7168

자연어 처리 기법을 활용한 충돌사고 원인 제공 비율 예측 모델 개발

이러한 시스템에서 필요한 다양한 정보를 수집하고 관리하기 위해서는 공통 플랫폼 기술이 필수적이며, 선박의 안전 운항을 위해선 항해 통신장비, 엔진, 기관 등으로부터 데이터를 수집하고 분석하는 기술이 중요하다(Jeong et al., 2018). 이러한 발전 과정에서 핵심 역할을 하는 것이 데이터 분석 기법이며, 스마트 항만 시스템과 자율운항 시스템에는 블록체인, 사이버 보안, 해상 교통 분석 등에 데이터 분석이 활용되고 있다(Lee, 2020; Hwang et al., 2022).

이러한 발전 흐름을 따라가며 데이터 분석의 한 영역인 자연어 처리 기법을 활용하고자 한다. 자연어 처리는 사람의 언어를 기계 언어로 분석하여 컴퓨터가 읽고 작동할 수 있는 형태로 만들거나, 그 반대로 기계 언어를 인간이 이해할 수 있는 자연어로 표현하는 기법이다(Hyun et al., 2020; Jeong and Kim, 2016; Lee, 2018). 이미 항공 분야와 재난 안전 분야에서 자연어 처리 기법이 활용되고 있으며(Kim and Lee, 2023, Lee et al., 2015; Kwon et al., 2020), 이 기술을 선박 운항 분야에서의 해양 사고 관련 문서 분석에 적용하면 정확한 텍스트 기반 정보를 도출할 수 있으므로(Noh and Kang, 2021; Weihong et al., 2021) 사고 예방에 기여할 것으로 기대한다.

이를 목적으로 해양 사고 관련 문서 중 본 연구에서는 중앙해양안전심판원의 재결서를 분석하여 선박 사고에 영향을 주는 요인을 식별하고자 하였다. 중앙해양안전심판원은 선박충돌사고 원인의 제공비율 정도를 밝혀 해양사고의 재발방지를 목적으로 1999년 2월 ‘선박충돌사고 원인제공비율 산정제도’를 마련하였으며, 2007년 1월 원인제공비율 산정지침을 제정하여 시행해 오고 있다. 하지만 해양사고에 2인 이상이 관련되어 있고, 원인 제공 비율을 밝혀달라는 해양사고 관련자의 요청이 있을 시 양 선박의 비율을 밝혀주며(Park, 2015) 비율에 표시에 있어서 객관적인 기준과 정량성 및 전문성의 확보가 필요하다는 지적이 있다(Kim, and Hong, 2012; Park, 2016).

따라서 본 연구에서는 자연어 처리 기법을 활용하여 재결서를 분석하고, 선박 충돌사고의 원인 제공 비율을 학습하게 한 후 새로운 재결서 입력 시 결과 비율을 예측하는 모델을 개발하고자 하였다. 본 연구는 이러한 목적을 위해 제작한 모델의 정확도를 분석하고, 모델의 실무 적용 가능성을 검토함과 동시에 충돌사고 재발방지 및 해양사고 당사자들의 분쟁 해결에 기여할 것으로 기대한다.

2. 연구의 방법

선박 충돌사고의 원인 제공 비율을 예측하는 모델 개발을 위해 충돌사고 재결서의 텍스트를 추출하여 원인 제공 비율의 영향을 주는 핵심 키워드를 도출한 후 가중치 부과를 통

해 양 선박의 과실 비율을 계산하였다. 예측모델의 원인제공비율 분석과정은 Fig. 1과 같다.

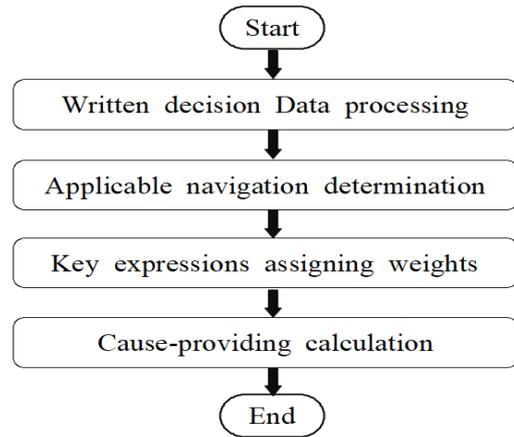


Fig. 1. Analysis Process of Collision Cause-Providing Ratio Prediction Model.

2.1 재결서 데이터 수집 및 전처리

데이터는 해양안전심판원의 2014년부터 2021년까지 8년간 충돌사고 재결서를 수집하였다. Table 1은 수집된 데이터 현황을 보여준다.

Table 1. Data collection status

Year	Number of collision written judgment
2014	41
2015	79
2016	57
2017	68
2018	75
2019	48
2020	45
2021	46
Sum	459

데이터 추출범위는 재결서 “원인” 목차만 추출하여 자연어 처리 기법을 사용하여 전처리하였다. 자연어 처리 기법(Natural Language Processing)이란, 인간이 발화하는 언어 현상을 기계적으로 분석하여 컴퓨터가 이해 가능한 형태로 만들거나 그러한 형태를 다시 인간이 이해할 수 있는 언어로 표현한 기법으로(Lee et al., 2023) 자연어 처리 과정은 Fig. 2와 같이 4단계로 이루어진다.

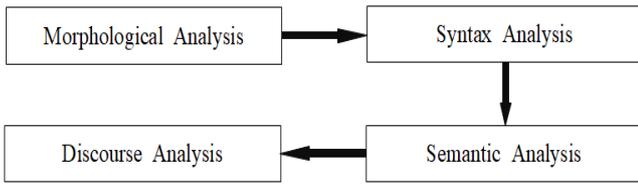


Fig. 2. Natural language text processing procedures.

형태소 분석은 자연어 처리를 위한 첫 단계로, 의미를 가진 최소 단위로 구분한다. 세부 품사 구분 단계에서는 분류한 형태소에 대해 각각 단어의 품사가 무엇인지 결정하는 과정을 거친다. 구문 분석은 품사 태깅이 완료된 문장에 대해 구문 구조를 적용하는 단계로써, 문법에 맞게 단어들을 배치한다. 의미 분석은 구문 분석 단계에서 구조화된 문장을 인식하는 단계로, 의미상 어색한 문장이나 구문의 제거, 생략 단어 추정 등 의미 파악을 통해 처음 입력된 문장을 온전히 인식한다(Lee et al., 2015).

이러한 자연어 처리 기법은 재결서의 텍스트 데이터 중 유의미한 단어만을 추출하여 분석하기에 적합하였다. 재결서에서 추출한 텍스트를 정제하여 모델이 이해하기 쉬운 형태로 가공하고, 영문, 한자, 그리고 숫자를 제거함으로써 명확한 항법 내용을 유지하며, 불필요한 요소들을 배제하여 데이터의 일관성을 확보하였다.

2.2 적용 항법의 결정

데이터의 추출범위는 재결서의 목차 중 원인 제공 비율의 결정을 위해 충돌 사고 당시 적용 항법이 명시되어 있는 “원인” 부분을 특정하였으며, 연구에서는 적용 항법을 중앙해양안전심판원의 해양사고심판사례집에서 충돌사고를 분류한 항법으로 선택하였으며, 그 중 해양수산부의 선박 충돌 원인제공 산정기준에 제시된 항법인 좁은 수로에서의 항법, 통항분리 구역, 정면 상태, 횡단상태, 추월 상태, 선박 간의 책임, 제한 시계로 지정하였다.

모델이 입력된 재결서 데이터에 따라 사고 당시 항법을 결정하기 위해 항법과 관련된 키워드를 기반으로 텍스트를 분류하였다. 항법별 분류된 키워드는 해당 항법과 관련된 법률 용어, 판례 등을 고려한 주요 단어로, 추출된 재결서 데이터에서 지정한 항법과 일치하지 않게 표현된 용어 중에서 가장 빈번하게 등장한 단어들을 기준으로 선정하였다. 이를 기반으로, 적용 항법은 주요 키워드가 추출된 재결서의 ‘원인’에 포함되어 있는지 여부로 결정하였다. Table 2는 주요 항법 및 발췌된 키워드를 보여준다.

Table 2. Keywords by major navigation

Narrow channels	Traffic separation schemes	Head-on situation	Crossing situation	Over-taking	Responsibilities between vessels	Restricted visibility
Narrow channels	Traffic separation schemes	Head-on situation	Crossing situation	Over-taking	Responsibilities	Restricted visibility
Narrow	Traffic separation	Head-on	Crossing	Over-take	Ability to manoeuvre	restricted
		Ahead			Responsibilities between vessels	Fog

2.3 핵심 키워드 도출 및 가중치 부과

각 재결서의 원인 제공 비율에 영향을 미치는 핵심 키워드를 추출하기 위해 재결서의 “원인”, “판시사항”의 내용을 추출하고, 이를 의미를 가진 최소 단위로 구분하였다. 도출된 단위가 결합한 형태를 N-gram이라 하며, N-gram화를 통해 핵심 키워드를 생성하였다. 아래 Fig. 3은 Bi-gram과 Tri-gram으로 생성된 핵심 키워드의 예시를 보여주며, 여기에 각 키워드의 가중치를 부과하기 위해 회귀분석기법을 사용하였다.

Bi-gram	Tri-gram
"look-out negligent"	"look-out negligent do"
"negligent do"	"negligent do course"
"do course"	"do course avoid"
"course avoid"	"course avoid don't"
"avoid don't"	"avoid don't occur"
⋮	⋮

Fig. 3. Bi-gram & Tri-gram samples.

2.4 원인 제공 비율 계산

해양안전심판원의 적용 항법에 따른 원인 제공 비율 기준과 비율 산정 관련 핵심 키워드의 가중치를 종합하여 각 선박의 최종 원인 제공 비율을 도출하였다. 원인 제공 비율의 계산식은 다음과 같다.

$$R = Ratio + trainedModel.predict(V) \quad (1)$$

Ratio는 모델 1로 결정된 원인 제공 비율, V가 특정 선박의 재결서 데이터라고 할 때 원인 제공 핵심 키워드의 가중

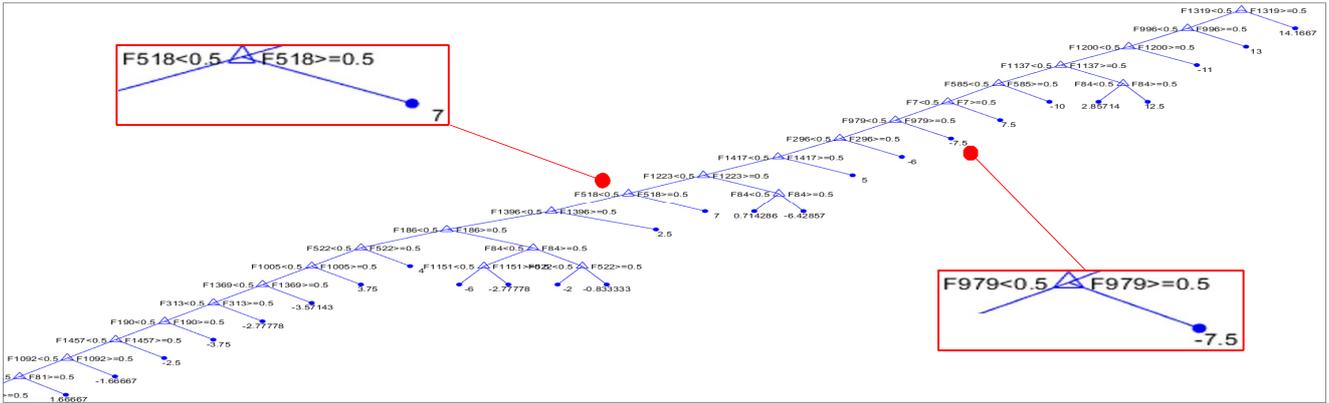


Fig. 6. Sample of regression.

Fig. 6은 회귀분석을 통한 기계학습 결과의 일부를 보여준다. 추출된 Tri-gram 중 518번째 키워드는 F518로 ‘소홀히 레이다 관측’이고, 979번째 키워드는 F979로 ‘저인망 조업 하다’이었는데, 모델에 입력된 재결서에 해당 키워드가 포함되면 기계학습의 결과와 같이 원인 제공 비율에 F518은 +7, F979은 -7.5가 적용되어 계산됨을 확인하였다.

Table 4. Sample of prediction calculation results

No.	Applicable navigation	“No. 307 Sangjin” cause-providing ratio (Give-way vessel)	“Bow mate” cause-providing ratio (Stand on vessel)
1	“Crossing situation”	64.0696 (%)	35.9314 (%)

3.3 원인 제공 비율 계산

모델이 학습한 재결서 중 임의로 부산해심의 제 2013-006호 재결서를 지정해 적용 항법에 따른 원인 제공 비율을 계산하였다. Fig. 7은 재결서에서 명시한 양 선박의 원인 제공 비율을 보여주며, 제 307 상진호의 선박의 원인 제공 비율이 65%, 보우메이트 선박을 35%로 재결하였다.

3.4 모델의 검증

제작한 모델의 정확도를 검증하기 위해 10 반복 교차 검증(10-fold cross validation) 방법을 사용하였다. MATLAB을 통한 회귀학습과정에서 데이터들을 전체 재결서의 90%인 413개는 모델 학습용, 10%인 46개는 검증용 데이터 세트로 분류하였으며 1~10까지 모든 세트에 대해 테스트 데이터를 바꿔가며 검증하였다. 검증 결과 모델은 약 1~3%의 차이를 보였음을 확인하였다.

2) Cause-providing ratio
 In this collision, Person A requested to clarify the cause of accident, and according to the provisions of Article 4, Paragraph 2 of the Act On The Investigation Of And Inquiry Into Marine Accidents, the ratio of causation of the maritime accident of both vessels is apportioned as 65% to the No.307 Sangjin which was navigating without keeping a lookout due to falling asleep and not being vigilant, and 35% to the bow mate, who neglected to keep a lookout as a standby vessel and did not take sufficient avoidance cooperation actions.

Fig. 7. Sample of the Written Judgment No. 2013-006 by the Busan Maritime Tribunal.

개발한 예측 모델이 예측한 결과값은 Table 4과 같이 제 307 상진호가 약 64%, 보우메이트호가 약 36%로 재결서와 1%의 오차가 있음을 알 수 있다.

2) Cause-providing ratio
 Since more than two persons were concerned in this collision, and the person involved in the maritime accident requested to clarify the cause of the accident, according to the provisions of Article 4, Paragraph 2 of the Act On The Investigation Of And Inquiry Into Marine Accidents, we will examine the cause of the collision between the two ships.
 The main cause of the collision was that the Daejin was negligently look-out as a give-way vessel while the two vessels were crossing each other and did not detect the No.11 Daemyung, a stand-on vessel, until the collision, and did not avoid the course of the No.11 Daemyung. Considering that the No.11 Daemyung detected the Daejin about three minutes before the collision and gave a warning signal, but did not take appropriate avoidance actions afterward, it is judged that the Daejin provided 70% of the cause of the collision and the No.11 Daemyung provided 30% of the cause of the collision.

Fig. 8. Sample of the Written Judgment No. 2022-022 by the Mokpo Maritime Tribunal.

자연어 처리 기법을 활용한 충돌사고 원인 제공 비율 예측 모델 개발

이후 분석 및 검증하지 않은 2022년도의 새로운 재결서를 모델을 통해 계산하였다. Fig. 8은 목포해심 제 2022-022호 재결서를 발췌한 것이며, 대진호의 원인 제공 비율이 70%, 대명 11호가 30%로 재결되었다. Table 5는 원인 제공 비율 예측 모델에 목포해심 제 2022-022호 재결서를 입력하여 계산한 결과이다. 모델의 결과값은 대진호가 약 67%, 대명11호가 약 33%로 약 3%의 오차가 있음을 의미한다.

Table 5. Sample of model validation

No.	Applicable navigation	“Daejin” cause-providing ratio (Give-way vessel)	“No.11 Daemyung” cause-providing ratio (Stand on vessel)
1	“Crossing situation”	67.4669 (%)	32.5331(%)

3.5 모델의 효용성

해양안전심판원의 충돌사건 재결에서 명시되는 원인 제공 비율은 해당 사고의 전반적인 상황을 고려하여 심판관이 결정하고 있으며 이러한 심판관의 직무권한에 관하여는 어떠한 외적 요인도 개입할 수 없다. 따라서 본 연구에서 제시한 모델은 이러한 심판관의 직무에 관한 개입의 개념일 수는 없으며, 단지 보조의 개념으로 이해하여야 할 것이다.

또한, 인공지능(AI)의 학습정도와 판단 능력에 대하여 사회구성원 모두가 수용할 수 있는 객관적인 기준이 존재하기 전까지는 본 연구에서 제시한 모델은 심판관의 업무를 보조할 수 있는 방안의 하나로 받아들여져야 할 것으로 보인다. 그리고 이러한 데이터가 장기적으로 축적되면 선박 충돌 사고의 원인이 되는 선박 내적 요인 및 외적 요인의 식별에 기여할 수 있다는 것이며, 이는 선박 충돌사고의 방지에 크게 기여할 수 있을 것이다.

4. 결론

스마트 항만 시스템과 자율운항 시스템이 현대 해양 산업에서 주목받는 발전 분야로 떠오르고 있는 가운데, 데이터 분석 기술의 중요성이 강조되고 있다. 이에 따라 다양한 기법들이 활용되고 있었으며, 특히 이러한 스마트 기술 중 자연어 처리 기법의 활용에 집중하고자 하였다. 연구 목표는 이러한 기법을 활용하여 선박 충돌 사고의 원인 제공 비율을 예측하는 모델을 개발하는 것이었다.

구체적인 연구 내용은, 2014년부터 2021년까지의 충돌 사고 재결서 데이터를 수집하고, 각 재결서에서 사고 당시의 항법을 결정하고 관련 핵심 키워드를 추출하여 이를 통해 원인 제공 비율에 영향을 미치는 키워드와 가중치를 도출하였

다. 이를 기반으로 모델은 적용 항법과 핵심 키워드의 가중치를 이용하여 사고의 원인 제공 비율을 계산하였다. 연구에서는 모델에서의 적용 항법을 국제 해상 충돌 예방 규칙에서 정의된 7개의 항법으로 제한하여 계산을 수행하였다.

본 연구의 한계점으로는, 충돌 사고에 한정된 내용을 다뤘기 때문에, 좌초, 전복, 침몰, 화재 등과 같은 다양한 사고 유형에 대한 재결서의 자연어 분석에 대한 추가적인 연구가 필요하다는 점이 있다. 이러한 다양한 사고 유형은 선박 관련 사고 중에서도 각기 다른 상황을 다루고 있으며, 따라서 각 사고 유형에 특화된 모델이 필요할 것으로 예상된다.

본 연구의 후속 연구 방향으로는 모델의 정교성을 향상하기 위해 더 많은 데이터 수집과 다양한 변수 고려를 통한 심화 연구를 진행할 예정이다. 또한, 재결서의 문장 구조나 언어적 특성을 고려하여 모델을 개선하고, 결과의 보완을 위해 재결서의 원인 비율과 자연어 분석 결과의 차이를 고려하는 방향으로 발전시킬 것이다. 이를 통해 제작한 모델의 성능 향상과 모델의 실무 적용 가능성을 높여 나갈 수 있을 것이다.

본 연구에서 제시한 모델을 활용한 충돌사고의 원인 제공 비율 산정에서는 실제로 심판관들이 사고의 모든 상황을 고려하여 산정한 원인 제공 비율과 약 1~3%의 근소한 차이를 보였다. 이는 이 모델에서 산정하는 원인 제공 비율이 유의미한 가치를 가진다는 것을 증명하고 있다고 판단된다.

심판관의 직무권한에 관하여는 어떠한 외적 요인도 개입할 수 없으므로, 본 연구에서 제시한 모델은 심판관의 업무를 보조할 수 있는 방안의 하나로 받아들여져야 할 것이지만, 이러한 데이터가 장기적으로 축적되면 선박 충돌 사고의 원인이 되는 선박의 내적 요인 및 외적 요인의 식별에 기여할 수 있을 것이며, 이는 선박 충돌사고의 방지에 크게 기여할 수 있을 것이다.

References

- [1] Choe, S. H.(2012), Smart port logistics technology leading the future, The Magazine of the IEIE, Vol. 39, No. 5, pp. 39-46.
- [2] Hyun, Y. G., J. H. Han, U.R. Chae, G. H. Lee and J. Y. Lee(2020), A Study On Technical Trend Analysis Related to Semantic Analysis of NLP Through Domestic/Foreign Patent Data, Journal of Digital Convergence, Vol. 18, No. 1, pp. 137-146.
- [3] Hwang, T. W., T. M. Hwang, and I. H. Yoon(2022), A Study on Improvement of Maritime Traffic Analysis Using Shape Format Data for Maritime Autonomous Surface Ships, Journal of the Korean Society of Marine Environment & Safety, Vol.

- 28, No. 6, pp. 992-1001.
- [4] Jeong, H. M. and G. S. Kim(2016), Artificial intelligence technology trends using language processing, Weekly Technology Trends, Vol. 1741, pp. 12-24.
- [5] Jeong, S. H., J. H. Shim, and K. S. Choi(2018), The Common Platform Technology of Smart Maritime Autonomous Surface Ships, Proceedings of KIIT Conference.
- [6] Kim, J. and H. S. Jang(2019), Technology trends and preparations for autonomous ships, Journal of the Society of Naval Architects of Korea, Vol. 56, No. 4, pp. 4-7.
- [7] Kim, T. G. and S. H. Hong(2012), A Study on the System for Calculating the Proportion of Causes of Ship Collisions, Journal of Korean Navigation and Port Reserch, pp. 180-182.
- [8] Kim, Y. G. and D. H. Lee(2023), Method for evaluating interoperability of weapon systems applying natural language processing techniques, Journal of the Korean Society of Defense Technology, Vol. 5, No. 3, pp. 8-17.
- [9] Kwon, S. J., Y. H. Kang, Y. H. Lee, M. H. Lee, S. H. Park and M. J. Kang(2020), Analysis of disaster and safety situation classification algorithm based on natural language processing using 119 report data, KIPS Transactions on Software and Data Engineering, Vol. 9, No. 10, pp. 317-322.
- [10] Lee, D. Y.(2018), Natural Language Processing Research, Korea Information Science Society, pp. 771-1773
- [11] Lee, J. W., S. Y. Kim, Y. G. Park, and C. J. Park(2023), An Approach to Defense Information Analysis Utilizing Natural Language Processing Technology, Defense and Technology, Vol. 536, pp. 132-137.
- [12] Lee, S. H., S. G. Baek, and J. S. Park(2015), A Study on Natural Language Process Methods for Unmanned Air Vehicle Control, The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences conference abstracts, pp. 2086-2089.
- [13] Lee, T. H.(2020), Analysis of overseas cases of smart ports and policy implications: Focusing on Europe and Singapore, Journal of Korean Port Economics, Vol. 36, No. 1, pp. 77-89.
- [14] Noh, B. S. and S. Y. Kang(2021), A Statistical Analysis of the Causes of Marine Incidents occurring during Berthing, Journal of Korean Navigation and Port Reserch, Vol. 45, No. 3, pp. 95-101.
- [15] Park, Y. S.(2015), A Comparative Study on the Contributory Ratios of Fault in Civil Courts and the Causation Ratios in Maritime Safety Tribunal in Ship Collision Accidents, Korean Journal of Maritime Law, Vol. 37, No. 2, pp. 207-246
- [16] Park, Y. S.(2016), A Study on Improvement Measures for Contributory Ratios in Collision Accidents between Navigating and Moored Vessels, Maritime Law Research, Vol. 28, No. 2, pp. 173-204.
- [17] Weihong, Y. U., F. U. Piaoyun, R. E. N. Yue, and W. A. N. G. Qingwu(2021), Text Mining for Causes of Ship Accidents Based on PMI and BTM., Journal of Transport Information and Safety, Vol. 39, No. 1, pp. 35-44.

Received : 2024. 01. 04.

Revised : 2024. 02. 09.

Accepted : 2024. 02. 23.