

진주소방서 구급활동일지 평가소견 텍스트 마이닝 분석 연구

반명준¹, 김원대², 이상구^{3*}

¹진주소방서/소방청 119구급과 구급의학T/F, ²부산보건대학교 응급구조과, ³경일대학교 응급구조학과

A Text Mining Analysis Study of Evaluation Comments in the Ambulance Activity Logs of Jinju Fire Station

Myung Jun Ban¹, Won Dae Kim², Sang Goo Lee^{3*}

¹Jinju Fire Station / NFA 119 EMS Department Pre-Hospital Emergency Medical Research TF

²Department of Paramedicine, Busan Health University

³Department of Paramedicine, Kyungil University

요약 본 연구는 2018년부터 2023년까지 6년 동안 경상남도 진주시 119구급대를 이용하여 병원으로 이송한 응급환자들의 구급활동일지 평가 소견을 텍스트 마이닝을 하였다. COVID-19 이전(Normal, 2018년, 2019년)과 팬데믹 시기(Pandemic, 2020년, 2021년)와 엔데믹 시기(Endemic, 2022년, 2023년)에 작성된 평가 소견에 어떤 변화가 있는지 알아보고자 한다. 연구에서는 MS Excel과 IBM SPSS, R, RHINO 텍스트 마이닝 기법을 활용해 시기별 텍스트 특성 및 평가를 분석하고, 관련성이 낮은 단어와 숫자는 삭제하고, 동시에 의미가 중복된 단어는 통합하는 등 텍스트 정제 과정을 실시하였다. 크루스칼-월리스 검정(Kruskal-Wallis Test)을 통해 통계적 유의미성을 검증하며 세 집단(Normal, Pandemic, Endemic) 간의 구급활동일지 텍스트 수의 중앙값 차이가 유의미하다는 결론을 도출하였다. 상대 빈도수에 따른 주요 키워드 시각화를 통해 각 시기의 주제와 이슈 변화를 분석한 결과, 각 시기의 특징을 키워드로 구분할 수 있었음을 확인하였다. 본 연구의 결과로는 COVID-19 발생 이후 텍스트 수와 내용이 증가하고, 세부화 되었다. 이를 통해 향후 일지 작성 방법의 개선 방향성을 제시하고자 한다.

Abstract This study conducted text mining to assess the evaluations of emergency patients transported to a hospital using a 119 ambulance in Jinju-si, Gyeongsangnam-do, over the 6 years from 2018 to 2023. The study analyzed the text characteristics and evaluations using MS Excel, IBM SPSS, R, and RHINO text mining techniques during Normal (2018 and 2019), Pandemic (2020 and 2021), and Endemic (2022 and 2023) periods. Text refinement processes, such as deleting words and numbers of low relevance, integrating duplicate words, and verifying statistical significance using the Kruskal-Wallis Test were used to derive conclusions about the significance of differences between median numbers of ambulance activity texts in these three periods. By visualizing major keywords based on relative frequencies, we analyzed changes in themes and issues in each period and confirmed that the period characteristics could be distinguished using keywords. Notably, the number and content of texts increased and became more detailed after the occurrence of COVID-19. The study presents a means of improving the method of writing ambulance activity logs.

Keywords : Text Mining, Ambulance Activity Logs, COVID-19, 119, Pandemic, Endemic

*Corresponding Author : Sang Goo Lee(Kyungil Univ.)

email: sglee@kiu.ac.kr

Received February 27, 2024

Accepted May 3, 2024

Revised April 16, 2024

Published May 31, 2024

1. 서론

1.1 연구의 필요성 및 목적

119구급대원은 각종 사건·사고 현장에 출동하여 신속하고 정확한 응급처치 후 적절한 치료를 받을 수 있는 병원으로 응급환자를 이송한다. 이것은 병원 전 단계로서 응급의료체계에서 가장 중요한 역할을 담당하고 있다[1].

응급의료체계에서 충분한 기록이 없을 경우, 환자의 상태, 치료 과정, 의료팀의 결정 등 중요한 정보가 누락될 수 있다. 이는 환자 관리의 품질을 저하시키고, 환자의 안전을 위협할 수 있다. 치료 과정을 정확하게 모니터링하고 평가하는 것이 어려워질 수 있으며, 이는 환자의 결과를 악화시키고 응급상황에서는 생명을 위협할 수 있다[2].

119구급활동일지는 구급대원이 사고가 발생한 구급활동의 내용을 직접 작성하는 것으로 구급 출동의 내용과 환자의 상태와 발생 유형 등을 통하여 출동 당시 구급상황의 전체적인 모습을 알 수 있다. 의료기관으로 응급환자 이송 후 구급대원은 119구조·구급에 관한 법률 제 22조 「구조·구급활동의 기록」 동법 시행규칙 제18조 「구급활동상황의 기록유지」 별지 제5호 구급활동일지에 구급활동 상황을 상세히 기록하여야 한다[3].

소방청에서는 구급대원의 현장 및 이송단계의 전문성 확보와 법적 보호 장치 마련을 목표로 '119구급대원 현장 응급처치 표준 지침'을 지난 2012년 7월 11일 제정하여, 2023년 12월 현재 11차 개정에 이르게 되었다. 표준지침에서의 구급활동일지 작성 기준은 다음과 같다.

- 환자에 대한 구급대원 종합 평가소견을 형식에 따라 기술하고 필요에 따라 구급대원 판단하에 주변 상황, 목격자 진술 등을 추가로 기록한다. 필요시 구급활동일지의 빈 여백 및 단말기의 메모란 이용한다.
- 주 호소는 구급대원 평가 시 확인한 주된 증상을 반드시 기록한다.
- 증상의 발생 시간(추정 인 경우[]추정에 체크)은 반드시 기록한다.
- 발생 시간이 확인 불가한 경우 마지막 정상 시간 및 신고 시간을 기록한다[4].

구급활동일지의 체크리스트를 통한 환자평가가 중요한 객관적 자료로서의 기능을 하고 있으나, 실제 구급현장에서 발생하는 다양한 현장 상황을 기술하기에는 한계점이 있어, 구급대원 평가소견 항목에 주관적인 텍스트 입력을 통해 기록하고 있다.

구급활동일지의 자료는 구급 행정용 통계자료, 응급처치의 품질 평가 자료, 각종 연구 및 교육 자료로 활용되며, 구급 현장에서 발생하는 민원과 법적 문제 발생 시 중요한 증거자료로 사용된다. 따라서, 객관적인 임상자료뿐만 아니라, 주관적인 현장 상황의 체계적인 입력체계의 표준화는 환자뿐만 아니라, 구급대원의 활동 안정성을 확보하는 데에 도움이 될 것으로 사료된다.

본 연구의 목적은 구급활동일지 구급대원 평가 소견 키워드 분석을 통해 코로나-19 팬데믹 이전의 시기를 COVID-19 노멀(Normal, 2018~2019년), COVID-19 팬데믹 시기(Pandemic, 2020년~2021년), COVID-19 엔데믹 시기(Endemic, 2022년~2023년)에 각각의 구급대원 평가 소견 작성의 변화를 알아보고자 한다. 이를 통해 효과적인 구급활동일지 작성 방식에 대한 방향성 제시하고자 한다.

선행 연구에서는 팬데믹 상황에서의 초기 민원 대응 분석은 향후 발생 가능한 팬데믹에 대비한 사전적 조치를 마련하는데 중요한 목적을 가진다. 이 분석은 종합상황실 인지 관련 논문을 통해 COVID-19 기간 동안 민원 대응에서 주요 단어의 변경이나 추가로 인한 인지 상황 및 대응의 특성을 파악하는 것에 초점을 맞춘다. 이는 팬데믹 이전과 이후의 구분을 넘어서, 민원 대응 체계의 유연성과 효율성을 높이기 위한 방안을 모색하는 데 기여할 수 있다[5].

2. 연구방법 / 분석결과

2.1 구급활동일지 자료

본 연구의 자료 수집은 진주소방서 구급활동 정보공개를 청구하여 획득한 자료를 사용하였다. 공개 요청 자료는 연구 대상 해당 기간인 2018년도부터 2023년까지 총 6년간 구급활동일지 자료 중 개인정보가 포함되지 않도록 추출된 2차 자료이다. 2018년도부터 2022년 5년간 자료는 지난 2023년 9월 15일 청구(접수번호11261590)하여, 정보공개 결정통지서 공문에 의거(진주소방서 119 재난대응과-3514(2023. 9. 25.))하여 제공된 자료이며, 2023년도 자료는 2024년 1월 4일 청구(접수번호 11694315)하여, 정보 공개 결정통지서(진주소방서 119 재난대응과-325(2024. 1. 5.))에 따라 제공된 자료를 사용하였다.

제공된 데이터는 2018년부터 2023년까지 6년 동안 진주소방서 구급대가 현장으로 출동하여 병원으로 이송

한 환자들의 구급활동일지로서 총 116,285건 출동에 61,504건의 이송건수와 62,688명의 환자를 이송하였다. 연도별로는 2018년 17,566건 출동에 9,689건 이송, 이송인원은 9,902명, 2019년 17,595건 출동에 9,856건 이송, 이송인원은 10,061명, 2020년 17,702건 출동에 9,493건 이송, 이송인원은 9,671명이었다. 2021년은 18,986건 출동에 10,201건 이송, 이송인원 10,507명, 2022년 22,663건 출동에 11,061건 이송, 이송인원은 11,200명, 2023년은 21,773건 출동에 11,067건 이송 이송인원은 11,208명이었다.

2.2 자료처리 방법

시기별 평가 소견에 대한 텍스트 수 산출을 위하여 MS Excel 프로그램을 활용하였고, 텍스트 수 증감에 대한 집단 간 비교 분석을 위하여 IBM SPSS(Win Ver 23)를 사용하였다. 시기별 텍스트 특성을 분석하기 위하여 텍스트마이닝(Text Mining) 기법을 이용하여 비정형의 텍스트 데이터를 자연어 처리와 형태소 분석기술로 수집어를 정제하고, 단어를 추출해 빈도수를 제시하여 순위나 인식의 유사성, 일반성을 찾아내고자 하였다[6].

본 연구에서 구급활동일지 구급대원 평가 소견에 작성된 텍스트 속에서 추출된 단어 중 구급활동과 무관한 단어들과 숫자들을 삭제하였다. 반면, 같은 의미로 사용한 단어들은 통합하였다. 띄어쓰기가 잘못되었거나, 불완전한 단어, 의미가 같은 의학용어 또는 약어들은 관련이 있는 경우 통합하는 등 정제작업을 하였다. 텍스트 정제작업 중 어떠한 키워드에 의하여 텍스트 수가 늘어났는지 확인하기 위하여 동사, 명사만을 단어로 추출하였고, 관습적인 표현으로 사용된 단어는 삭제하였다. 이를 위하여 형태소 분석기인 RHINO를 사용하였다. 정제작업 중 연구자의 주관성을 배제하고, 신뢰성을 확보하기 위해 전문가 집단 3인(교수, 대학원생, 119구급대원이 아닌 소방관)과 함께 정제하였다(Table 1).

Table 1. Data Cleaned by Morpheme

Deleted Words
있, 함, 없, 후, 앞, 의해, 귀소함, 받, 전, 하, 고함, 지, 가, 특이, 사항, 보이, 귀소, 실시, 함, 심하, 누, 못하, 워, 갈, 보, 고, 부, 자, 나, 확인되, 확인하, 보임, 내, 하지, 되, 원하, 쓰, 안, 증, 조, 모르, 오, 위하, 말

2.3 평가소견 자료 검정

시기에 따른 집단 간(Normal, Pandemic, Endemic)

구급활동일지 평가소견 텍스트 수 차이가 통계학적으로 유의미한 차이가 있는지 검증하기 위하여, 세 집단 간 정규성 검정을 실시한 결과 평균 텍스트의 수가 정규성을 따르지 않는 것처럼 보이므로 분산분석(ANOVA)이 아닌 비모수 검정인 크루스칼-월리스 검정(Kruskal-Wallis Test)을 실시하였다. 검정 결과 세 집단 간 텍스트 수의 중앙값에 유의미한 차이가 있었으며, 각 기간의 텍스트 수를 비교한 결과 모든 기간에서 텍스트의 수가 유의미한 차이($\alpha=0.000$, $p\text{-value}=0.05$)가 있음을 확인하였다 <Table 2>.

Table 2. Kruskal-Wallis Test

Sample 1 -Sample 2	Test Statistic	Standard Error	Standard Test Statistic	Significance Level	Adjusted Significance Level
Normal-Pandemic	-20,668.764	252.478	-81.864	.000	.000
Normal-Endemic	33,744.958	241.667	139.634	.000	.000
Pandemic-Endemic	13,076.194	238.817	54.754	.000	.000

구급활동일지 평가 소견에 입력된 텍스트의 양은 Normal 시기의 중앙값이 가장 작았으며, Pandemic, Endemic의 시기순으로 텍스트 양의 중앙값이 점점 높아짐을 확인할 수 있었다. 각 집단 간 순위수는 Normal 67자, Pandemic 140자, Endemic 199자로 나타났다 <Fig. 1>.

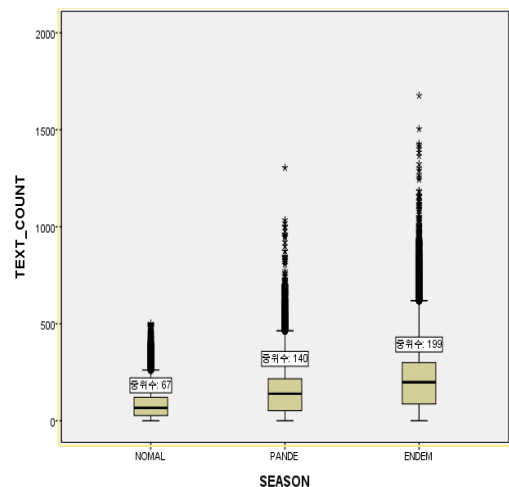


Fig. 1. Number of Text in Evaluation Comments between Normal, Pandemic, Endemic Season.

2.4 키워드 빈도분석

형태소 분석 결과 전체 단어는 4,684,609개 단어들인 분류되었고, 각 집단의 상위 키워드 30개를 추출하였다 (Table 3).

Table 3. Top 30 Keywords Appearance Frequency

Rank	Normal		Pandemic		Endemic	
	Keyword	n	Keyword	n	Keyword	n
1	환자	22,232	환자	42,468	환자	76,613
2	현장	15,552	병원	23,476	병원	41,633
3	병원	12,527	현장	23,023	현장	35,252
4	상대	12,090	상대	22,538	신고	33,532
5	이송	10,844	이송	19,091	상대	31,003
6	도착	9,707	신고	15,645	이송	28,230
7	통증	9,084	도착	15,564	도착	20,461
8	신고	7,836	증상	12,746	보호자	19,984
9	출동	6,291	통증	12,683	진료	17,537
10	증상	6,148	의식	11,148	연락	17,355
11	보호자	5,835	보호자	10,170	증상	17,107
12	의식	5,307	구급	9,568	통증	16,723
13	상기	5,249	출동	9,079	구급	16,647
14	구급	4,399	징후	8,374	의식	15,982
15	금일	4,324	진료	7,696	사전	15,925
16	사고	3,974	상기	7,400	출동	14,602
17	관찰	3,967	이송	7,109	징후	13,801
18	이송	3,676	확인	7,097	활력	12,286
19	호소	3,567	관찰	6,689	확인	10,676
20	우측	3,323	활력	6,253	혈압	10,047
21	거동	3,293	구급차	6,062	이송	10,046
22	확인	3,253	거동	5,630	구급차	9,074
23	좌측	3,173	우측	5,406	우측	8,769
24	차	3,104	금일	5,264	호흡	8,608
25	경찰	3,097	좌측	5,244	코로나	8,496
26	진료	2,866	사고	5,141	좌측	8,256
27	부위	2,839	실시	5,008	실시	8,238
28	호소	2,833	코로나	4,902	관찰	8,052
29	호흡	2,798	경찰	4,838	경찰	7,694
30	조치	2,630	구급대	4,833	금일	7,652

Normal 시기의 상위 키워드는 ‘환자’, ‘현장’, ‘병원’, ‘상태’, ‘이송’, ‘도착’, ‘통증’, ‘신고’, ‘출동’, ‘증상’, ‘보호자’, ‘의식’, ‘상기’, ‘구급’, ‘금일’, ‘사고’, ‘관찰’, ‘이송’, ‘호소’, ‘우측’, ‘거동’, ‘확인’, ‘좌측’, ‘차’, ‘경찰’, ‘진료’, ‘부위’, ‘호소’, ‘호흡’, ‘조치’ 순이었다. Normal 시기에는 신고 단계부터 병원 이송 단계까지 구급일지에 대한 전반적인 내용이 기록되었다.

Pandemic 시기 중에는 ‘환자’, ‘병원’, ‘현장’, ‘상태’, ‘이송’, ‘신고’, ‘도착’, ‘증상’, ‘통증’, ‘의식’, ‘보호자’, ‘구급’, ‘출동’, ‘징후’, ‘진료’, ‘상기’, ‘이송’, ‘확인’, ‘관찰’, ‘활력’, ‘구급차’, ‘거동’, ‘우측’, ‘금일’, ‘좌측’, ‘사고’, ‘실시’, ‘코로나’, ‘경찰’, ‘구급대’ 순이었다. Normal 시기 대비 ‘활력’, ‘구급차’, ‘실시’, ‘코로나’, ‘구급대’가 추가되었다. 이것이 의미하는 것은 기존의 신고 단계에서 병원 이송단계 까지의 내용이 COVID-19로 인하여 구급차 소독 및 보호장비 착용 등에 따른 내용이 추가되어 평가소견을 작성하고 있음을 보여주고 있다.

Endemic 시기는 ‘환자’, ‘병원’, ‘현장’, ‘신고’, ‘상태’, ‘이송’, ‘도착’, ‘보호자’, ‘진료’, ‘연락’, ‘증상’, ‘통증’, ‘구급’, ‘의식’, ‘사전’, ‘출동’, ‘징후’, ‘활력’, ‘확인’, ‘혈압’, ‘이송’, ‘구급차’, ‘우측’, ‘호흡’, ‘코로나’, ‘좌측’, ‘실시’, ‘관찰’, ‘경찰’, ‘금일’ 순이었다. Pandemic 시기 대비 ‘연락’, ‘사전’, ‘혈압’, ‘호흡’이 신규로 추가되었다. 이것이 의미하는 바는 COVID-19 이후 병원에 대한 사전 연락에 대한 내용이 추가되어 평가 소견이 작성되고 있음을 보여주고 있다.

Table 4. Time-based Keyword Weights

Rank	Normal		Pandemic		Endemic	
	Keyword	TF-IDF	Keyword	TF-IDF	Keyword	TF-IDF
1	이송중	0.00016	감염보호복	0.00059	백신	0.00051
2	사고일시경	0.00014	관련증상	0.00023	감염보호장구	0.00040
3	구조대구급	0.00012	확진자	0.00019	구급거부확인	0.00023
4	불연성	0.00009	백신	0.00015	확진이력	0.00023
5	고공농성	0.00008	보호복	0.00014	감염이력	0.00023
6	삼성교통	0.00006	급보호복	0.00014	감염보호복	0.00021
7	상대전문구급	0.00006	호흡기증상	0.00013	신속항원검사	0.00019
8	구조대구급출	0.00005	코로나관련	0.00012	측정시간	0.00017
9	농성장	0.00005	선별진료소	0.00012	최고혈압	0.00016
10	경보기오작	0.00004	진주보건소	0.00012	최저혈압	0.00016
11	호흡양	0.00004	금산구급	0.00010	혈당체크시간	0.00016
12	고공농성장	0.00004	코로나위협지	0.00009	경상국립대학	0.00015
13	시작되었다고	0.00005	이동경로	0.00008	정촌구급	0.00014
14	다중출동체	0.00004	세트	0.00008	특이기자질환	0.00013
15	상대구급출동	0.00004	방문이력	0.00008	확진자	0.00013
16	행사장	0.00003	종세트	0.00008	호흡기증상	0.00012
17	복용중인약	0.00003	확진자로	0.00008	상대일반구급	0.00012
18	있었고	0.00003	해위방문이력	0.00007	일정시간	0.00011
19	가보시길	0.00003	아스트라제네	0.00007	차점종원료자	0.00010
20	개포회출	0.00003	구조대구급	0.00007	추가외상	0.00010

2.5 키워드 상대빈도수 분석

본 연구에서는 각 시기별 어떤 키워드가 비중 있게 등장하는지 탐색하기 위해 통계 프로그래밍 언어인 'R'을 사용하여 TF-IDF 알고리즘을 활용하여 시기별 중요한 단어를 파악하였다[7]. TF-IDF 알고리즘은 널리 사용되는 상대빈도 지표로 특정 데이터 내에서 단어 빈도가 높을수록, 전체 데이터 중 그 단어를 포함하는 데이터가 적을수록 TF-IDF 값이 높아진다. TF-IDF 계산식은 (1)과 같다.

$$fidf(t, d, D) = tf(t, d) \times idf(t, D) \quad (1)$$

가중치(TF-IDF) 기준으로 <Table 4>과 같이 시기별로 나열하였다. 단순 빈도 분석의 경우 많이 등장하는 단어를 알 수 있다면, TF-IDF의 경우 시기별 중요도를 갖는 단어를 알 수 있다. Normal 시기에는 '이송 중', '사고일시경', '구조대 구급' 순으로 중요도를 갖는 것으로 나타났고, Pandemic 시기에는 '감염 보호복', '관련 증상', '확진자', Endemic 시기에는 '백신', '감염 보호구', '구급거부확인' 순으로 나타났다.

Normal 시기에는 일반적인 구급 출동 관련 단어들이 중요하게 나타났다면, Pandemic 시기에는 COVID-19에 따른 코로나 관련 처치 및 진료소에 대한 단어들이 중요하게 나타났다. Endemic 시기에는 확진 및 감염 이력 등과 같은 단어들이 중요하게 나타났다. 해당 키워드 가중치를 WordCloud 패키지를 사용하여<Fig. 2>와 같이 시각화하였다.



Fig. 2. Periodic Ambulance Activity Journal WordCloud (a)Normal (b)Pandemic (c)Endemic

2.6 시기별 토픽모델링(Topic Modeling)

토픽 모델링(Topic Modeling)은 텍스트 데이터에서 사용된 주제어들의 동시 사용 패턴을 바탕으로, 해당 텍스트들을 대표하는 특정 주제나 이슈, 주제 그룹들을 자동으로 추출하는 통계적 모델을 의미한다. 그 중 LDA기법(Latent Dirichlet Allocation, 잠재 디리클레 할당)은 문서 내에 특정 토픽이 존재할 확률과 단어가 특정 토픽에 존재할 확률의 결합확률을 추정하여 토픽을 추출하는 것으로 분석이 확률모형을 기반으로 하여 군집분석 방법에서 요구하는 거리를 정의하지 않아도 된다는 점과 하나의 문서에 여러 개의 토픽을 포함할 수 있다는 점으로 단어를 토픽화할 때 활용할 수 있는 기법이다[8,9]. 이를 통해 각 시기별 어떠한 주제나 이슈들로 변화되어 있는지 확인하였다. 토픽 분석 도구로 Voyant Tools[10]를 활용하였다. 반복 시행 횟수는 1,000회로 지정, 대표 키워드 20개를 포함한 3개의 토픽 모델로 분류하였다 <Table 5><Fig. 3>.

Table 5. LDA Topic Modeling by Period

Rank	Normal			Pandemic			Endemic		
	Topic 1 (36%)	Topic 2 (29%)	Topic 3 (35%)	Topic 1 (35%)	Topic 2 (29%)	Topic 3 (36%)	Topic 1 (37%)	Topic 2 (35%)	Topic 3 (28%)
1	신고	활력	현장	현장	병원	환자	신고	이송	상태
2	병원	이송	증상	처치	이송	상태	병원	증상	상기
3	통증	측정	상태	경찰	통증	도착	환자	현장	징후
4	징후	환자	의식	의식	신고	보호자	거동	우측	산소
5	호흡	좌측	좌측	모습	구급	응급	허리	생체	진료
6	금일	독감	도착	양측	의료	본인	부위	통증	도착
7	우측	음주	집	이후	구조대	상대	포화도	평소	보호자
8	부위	오후	평소	반응	측정	사고	진단	당일	호흡
9	상기	소생술	열상	상황	목	증상	일	신고	차량
10	직전	맥박	통증	외상	수축	상기	복용	사전	집
11	복통	출혈	한일병원	열상	적용	말	내과	연락	진주
12	가슴	얼굴	만취	거동	계속	어제	근관	관련	사고
13	오른쪽	환	보호자	버스	자극	리듬	어제	방	의식
14	찰과상	혈뇨	경상대학	대화	우측	진료	좌측	무릎	저
15	기력	거동	사고	진주	집	부위	다리	가슴	출혈
16	자전거	상태	복용	선착	호흡	확인	정상	활력	어지러움
17	소견	계단	진료	차량	활력	저하	이후	정도	뒤
18	진단	허리	정상	징후	특별구	찰과상	검사	발목	경상
19	오토바이	뇌경색	어제	로	화상	교통	배우자	수축	거실
20	압박	당시	오심	영상	눈	코	치료	순환기	약물

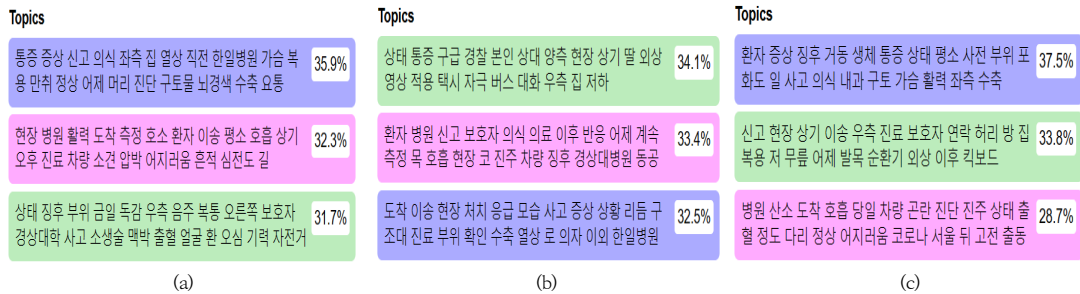


Fig. 3. Visualization of Period-based LDA Topic Modeling
(a)Normal (b)Pandemic (c)Endemic

분석 결과를 통해, Normal, Pandemic, Endemic 세 가지 시기에 따라 토픽별 키워드를 분류하였다. Normal 시기에서는 Topic 1의 키워드가 '신고', '오토바이', '찰과상' 등으로 분석되어 '신고 단계에서의 사고 원인 및 환자상태'와 관련된 토픽으로 유추할 수 있으며, Topic 2의 키워드는 '이송', '뇌경색', '당시' 등으로 분석되어 '이송 단계에서의 사고 원인 및 환자 상태'와 관련된 토픽으로 해석할 수 있다. Topic 3의 키워드는 '경상대학', '한일병원', '의식' 등으로 분석되어 '병원선정 단계에서의 사고 원인 및 환자 상태'로 해석할 수 있다.

Pandemic 시기에서는 Topic 1의 키워드가 '선착', '경찰', '열상' 등으로 분석되어 '경찰 협조 및 선착 시 환자 상태'와 관련된 토픽으로 유추할 수 있다. Topic 2의 키워드가 '활력', '구조대', '병원' 등으로 분석되어 '구조

대 처치 및 병원 이송 단계에서의 환자 상태'와 관련된 토픽으로 해석된다. Topic 3의 키워드가 '상태', '보호자', '말', '도착' 등으로 분석되어 '보호자 진술 및 현장 도착 단계에서의 환자 상태'와 관련된 토픽으로 해석된다.

Endemic 시기에서는 Topic 1의 키워드가 '신고', '구토', '포화도' 등으로 분석되어 '신고 단계에서 환자 상태'와 관련된 토픽으로 유추할 수 있다. Topic 2의 키워드가 '사전', '연락', '이송' 등으로 분석되어 '이송 단계에서의 사전 연락 및 환자상태'와 관련된 토픽으로 해석된다. Topic 3의 키워드가 '도착', '어지러움', '의식' 등으로 분석되어 '현장 도착 단계에서의 환자 상태'로 해석할 수 있다. 이러한 분석 결과를 통해 각 시기별로 토픽과 관련된 키워드를 확인할 수 있었다.

3. 결론

본 연구는 COVID-19 발생 시점으로 전·후 구급활동 일지를 활용하여, 시기별 평가 소견 특성을 보고 작성 시 효율적인 작성이 이루어질 수 있도록 기초자료를 제공하기 위한 연구로서 결과는 다음과 같다.

첫째, 시기별 텍스트 수 비교 분석(크러스컬-월리스 검정)을 실시한 결과 Normal, Pandemic, Endemic 시기를 지나면서 평가 소견 텍스트 수 중앙값이 3배가량 증가한 것으로 나타났다. 이는 평가 소견 작성 시 기존의 작성 내용에서 시기가 지남에 따라 기존의 내용에서 추가적인 항목들이 늘어난다는 것을 확인하였다.

둘째, 텍스트 마이닝 기법을 통해 시기별 단어 수에 따라 빈도 분석을 실시한 결과, Normal 시기 동안 신고 단계에서 병원 이송 단계까지 기본적인 환자 상태 및 사고 원인에 대하여 작성되었다.

Pandemic 시기에는 기존 작성 내용에서 COVID-19로 인한 구급대원의 구급차 소독 및 보호장비 착용 등에 따른 내용이 추가되어 텍스트 수가 늘어난다는 것을 확인하였다. Endemic 시기에는 COVID-19 이후 이송 병원에 사전 연락 내용이 추가되어 작성되고 있는 것을 확인하였다.

셋째, 토픽 모델링은 LDA기법을 활용하여 시기별 각각 3개의 토픽으로 분류하였다. 토픽의 핵심 키워드를 분석하여 Normal 시기에는 '신고 단계에서의 사고 원인 및 환자 상태', '이송 단계에서의 사고 원인 및 환자 상태', '병원 선정 단계에서의 사고 원인 및 환자 상태'로 명명하였으며, 이를 바탕으로 Normal 시기에 사고 원인 및 환자 상태에 관한 작성이 주요 내용이었음을 알 수 있었다. Pandemic 시기의 토픽은 '경찰 협조 및 선착 시 환자상태', '구조대 처치 및 병원이송 단계에서의 환자 상태', '보호자 진술 및 현장 도착 단계에서의 환자 상태'로 명명하였으며, 이를 바탕으로 Pandemic 시기에는 사고 원인 및 환자 상태에서 구조대의 처치 사항과 경찰 협조에 관한 내용이 추가되었다는 것을 알 수 있었다. Endemic 시기에는 '신고 단계에서의 환자 상태', '이송 단계에서의 사전 연락 및 환자 상태', '현장 도착 단계에서의 환자 상태'로 명명하였으며, 이를 바탕으로 Endemic 시기 동안에는 사고 원인 및 환자 상태에서 병원에 사전 연락에 대한 내용이 추가되었다는 것을 알 수 있었다.

연구 결과를 종합적으로 분석한 결과, 구급활동일지 기술 되어지는 구급대원 평가소견 작성이 COVID-19 전 보다는 COVID-19 이후 환자에 대한 세부적인 기록

이 증가하였음을 확인할 수 있었다. 특히, COVID-19 의심 환자 이송 후 구급차 소독, 이송 병원 사전 연락과 같은 내용이 추가로 작성되었다. 텍스트마이닝 기법을 활용하여 COVID-19 전·후 구급활동일지 평가소견 대상으로 한 선행연구는 없었으나, 향후 COVID-19과 유사한 감염병과 같은 특별한 상황에 대비하여 구체적인 상황에 대한 새로운 데이터 입력 방식이 제시하고, 그룹화된 선택 목록을 활용한다면, 향후 구급상황 분석 및 출동 구급대원의 업무 저감 효과로, 구급활동일지 작성의 효율성을 높이는 데에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

4. 한계점 및 제언

본 연구는 경상남도 진주소방서의 최근 6년간(2018년~2023년) 구급활동일지 구급대원 평가소견을 분석한 것으로, 일반화하기에는 어려움이 있을 수 있다. 따라서 후속 연구에서는 전국, 도시와 농촌, 응급의료취약지 등 특정 지역에서의 환자 이송 거리의 변화를 분석한다면 차이가 나타날 가능성이 있을 것이다.

다양한 구급 현장에서 환자의 정보와 환자의 상태를 파악한 후 응급처치를 수행하고, 환자를 치료가 가능한 의료기관으로 이송하기 전 사전에 연락하여 환자 수용 여부를 확인한 후 병원으로의 환자 이송이 완료되고, 동 시간대에 구급활동일지도 작성되어 진다. 따라서, 응급 환자의 전체 처치 과정을 구조화 및 객관화된 문진표를 통해 관리한다면, 효율적인 구급일지 작성이 가능할 것이며, 그로 인한 구급대원의 업무효율 개선과 의료기관에서의 응급환자 인계 시 명확한 정보 전달이 될 것으로 기대된다.

References

- [1] J. E. Park, S. H. Choi, Y. H. Yoon, J. Y. Kim, Y. D. Jo, "The effect of COVID-19 epidemic on 119 transportation time for severely ill patients", *Korean Society of Emergency Medicine*, Vol.33, No.5, pp.497-505. Nov. 2022.
<https://www.iksem.org/journal/view.php?year=2022&vol=33&spage=497>
- [2] Dann J Laudermlch 1, Melissa A Schiff, Avery B Nathens, Matthew R Rosengart, "Lack of emergency medical services documentation is associated with

poor patient outcomes: a validation of audit filters for prehospital trauma care”, *Journal of the American College of Surgeons*, Vol. 210, Issue 2, pp.220-227. Feb. 2010.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1072751509014902>

- [3] Act on 119 Rescue and Emergency Medical Service, Article 22 (Keeping of Records of Rescue Operations and Emergency Medical Services)
[https://www.law.go.kr/법령/119구조·구급에관한법률/\(20240703,19871,20240102\)/제22조](https://www.law.go.kr/법령/119구조·구급에관한법률/(20240703,19871,20240102)/제22조)
- [4] Emergency competency development team, “The Standard Protocols for 119 Emergency Medical Services Providers”, p.788, The National Fire Service, 2023, pp.80-81.
https://www.nfa.go.kr/nfa/publicrelations/legalinformation/archives/?boardId=bbs_000000000000018&mode=view&cntId=50&category=&pageIdx=&searchCondition=&searchKeyword=
- [5] Han Sol Hong, “Analysis of Civil Complaints at Local Government Call Centers Using Text Mining”, Master’s thesis Soongsil University of IT Convergence, Seoul, Korea, pp.11-13. 2023.
www.riss.kr/link?id=T16784774
- [6] D. W. Roh, P. K. Hwang, Y. S. Song, “Exploration of Coaching Research Trends through Keyword Network Analysis”, *The Korean Society of Human Resource Development*, Vol.23, No.2, pp.91-121. May. 2021.
<https://kiss.kstudy.com/Detail/Ar?key=3888895>
- [7] M. Y. Jeong, K. W. Choi, “Analysis of Major Topics for Platform Services for Delivery Orders before and after Covid19 with the Use of Text Mining Techniques”, *Regional industry review*, Vol.44, No3, pp.283-305. Aug. 2021.
<https://kiss.kstudy.com/Detail/Ar?key=3902940>
- [8] Chae Yeon Han, Woo Sik Kim, Dong Keun Yoon, “A comparative analysis of disaster research trends using topic modeling and network analysis.” *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation* 21.5. pp79-88. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.9798/KOSHAM.2021.21.5.79>
- [9] H. R. Kim, L. K. Jeon. “Analysis of Leisure Activity Keywords Using Text Mining”, *Korean Journal of Leisure, Recreation & Park*, Vol.42, No3, pp.59-69. 2018.
<https://kiss.kstudy.com/Detail/Ar?key=3633146>
- [10] Voyant Tools
<https://voyant-tools.org/>

반 명 준(Myung Jun Ban)

[정회원]



- 2018년 2월 : 경일대학교 응급구조학과 (응급구조학석사)
- 2023년 8월 : 경일대학교 응급구조학과 (박사수료)
- 2008년 1월 ~ 현재 : 경남소방 구급대원(합천, 의령, 진주소방서) 소방청 119구급과 구급의학 T/F

<관심분야>

응급구조학, 구급의학

김 원 대(Won Dae Kim)

[정회원]



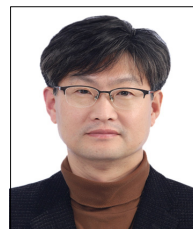
- 2024년 2월 : 경일대학교 응급구조학과 (응급구조학석사)
- 2024년 3월 ~ 현재 : 부산보건대학교 응급구조과 교수

<관심분야>

응급구조학, 응급의료서비스

이 상 구(Sang Goo Lee)

[정회원]



- 1995년 2월 : 서울대학교 분자생물학과 (이학석사)
- 2002년 2월 : 서울대학교 분자생물학과 (이학박사)
- 2002년 3월 ~ 2011년 1월 : 하버드 의과대학, MGH, MEEI
- 2011년 4월 ~ 2015년 7월 : 피닉스 비즈니스컴퓨팅, 수석컨설턴트
- 2016년 3월 ~ 현재 : 경일대학교 응급구조학과 교수

<관심분야>

응급구조학, 데이터분석