

딥러닝 기반 80대·90대 노령자 대상 폐암 진단 후 사망률 예측에 관한 연구

변경근¹, 이덕규², 신용태³

¹승실대학교 IT정책경영학과, ²승실대학교 IT정책경영학과,

³승실대학교 컴퓨터공학부 교수

kkbyun@hanmail.net, leedg317@hira.or.kr, shin@ssu.ac.kr

A Study on the Prediction of Mortality Rate after Lung Cancer Diagnosis for the Elderly in their 80s and 90s Based on Deep Learning

Kyungkeun Byun¹, Deoggyu Lee², Youngtae Shin³

¹Doctoral Degree, IT Policy and Management, Soongsil University

²Doctoral Degree, IT Policy and Management, Soongsil University

³Professor, Dept. of Computer Science, Soongsil University

요 약

4차 산업혁명의 확산으로 의계계에서도 딥러닝 기술을 이용한 질병의 치료결과 예측 연구가 활발하다. 이와 관련, 일부 연구에서 국소적인 환자 데이터의 활용으로 인해 도출된 연구 결과의 일반화가 어려웠으며 예측률 제고를 위해 특정 딥러닝 알고리즘을 중심으로 한 실험이 추진되어 다양한 알고리즘별 예측률의 비교·분석 결과를 제시하는 연구도 미흡하였다. 이에, 건강보험심사평가원의 대규모 진료 정보와 다종의 알고리즘을 제공하는 AutoML을 이용, 사망률이 높은 80대·90대 노령자 대상 폐암 진단 후 84개월간의 사망률을 예측하는 Decision Tree 등 5개 알고리즘별 모델을 생성하고 이를 활용, 사망률의 예측 성능을 비교하고 사망률에 영향을 미치는 요인에 대한 분석 결과를 도출하였다.

1. 서론

최근 4차 산업혁명의 확산으로 의학 분야에서도 딥러닝 기법을 이용한 질병의 진단 또는 치료결과 즉 사망률·생존율의 예측 및 그에 영향을 미치는 요인 분석에 대한 연구가 활발하다. 다만, 치료결과 예측 시 특정 병원의 환자 데이터를 주로 사용하다 보니, 연구 결과가 제한적 범위에서는 의미가 있으나 그 결과의 일반화에는 무리가 따른다. 또한, 예측률 제고를 위해 특정 알고리즘을 중심으로 한 연구가 진행되어 다양한 알고리즘에 대한 비교·평가가 미흡한 것으로 판단된다. 본 연구에서는 연구 결과의 일반화에 지향을 두고, 건강보험심사평가원의 방대한 환자 진료 정보를 기반으로 추진하였다. 사망률이 높은 80대·90대 노령자(36,280명) 대상 사망원인 1위 [1]인 암 중에서도 가장 사망률이 높은 [2] 폐암 환자의 사망률을 Decision Tree 등 5가지 알고리즘을 제공하는 AutoML을 활용하여 예측·비교하고 사망률에 영향을 미치는 요인을 분석하여 제시하고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 국내 사망자 및 암 사망자 현황

통계청에 따르면 2020년 총 사망자 수는 304,948 명으로 '19년에 비해 9,838명(3.3%)이 증가하였고 80세 이상의 사망자가 전체에서 48.6%를 차지, 10년 전에 비해 15.2%가 증가하였다[1]. 한편, 10대 사망 원인을 살펴보면, 암, 심장 질환, 폐렴, 뇌혈관 질환, 자살, 당뇨병, 알츠하이머병, 간 질환, 고혈압성 질환, 패혈증 순이다[1]. 선두를 차지한 암에 대한 2020년 국내 주요 암종별 환자 현황을 확인한 결과, 폐암은 6위로 비교적 발병률이 낮은 편이다[2]. 그러나, (그림 1)·(그림 2)와 같이 폐암 남성 사망자 수는 13,824명, 폐암 여성은 4,849명 등 총 18,673명으로 암 중에서 사망률 1위를 차지하였다[2]. 이와 같이 폐암은 가장 치명적인 암으로 분류된다.



(그림 1) 2020년 암종별 남성 사망자 수



(그림 2) 2020년 암종별 여성 사망자 수

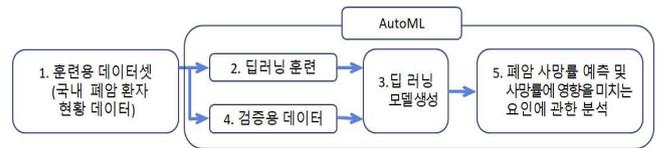
2.2 기존 연구

딥러닝 기술을 이용한 암 진단이나 예후 예측 관련 기존 연구를 살펴보면, 서울대 의과대학에서 폐암 수술을 받은 809명의 생존자 대상 5년 폐암 생존을 예측하고 그에 미치는 주요 영향을 평가하였다[3]. 한편, 이화여대에서 순환종양세포를 이용한 폐암 재발을 예측한 연구도 진행되었고[4], 라디오믹스(Radiomics, 개인에 특화된 의료서비스 제공을 위해 의료영상 으로부터 추출된 정량적인 특징 정보를 통합하여 진단·예후 예측 모델을 만드는 것을 목표로 하는 학문[5]) 관련 전통방식과 딥러닝을 이용한 환자의 생존과 재발 예측 연구의 최신동향이 소개되기도 하였다[5]. 폐암 중 선암종과 편평세포암종의 구별은 숙련된 병리학자의 육안검사가 필요하나, ‘암 게놈 지도(Cancer Genome Atlas)’에서 얻은 전체 슬라이드 이미지를 대상으로 CNN기법(Inception v3)을 활용하여 선암종, 편평세포암종 또는 정상 폐 조직을 정확하게 분류한 연구도 말레이시아 푸트라대에서 진행되었다[6]. 폐암 외 다른 암의 예후 판단 관련 사례를 소개하면, 미국 메릴랜드대, 미주리대 등 4개 기관에서 공동 추진된 구강편평세포암 환자의 생존 및 국소 재발에 대한 예측 모델 개발에 중점을 둔 연구에서 구강암의 예후 향상을 위해 설계된 머신러닝 및 딥러닝 모델을 제안 하였다[7]. 또한, 마카오대에서 암 진단 및 예후 판단에 종양학의 일반통계 적용보다 훨씬 높은 정확도를 머신러닝이 어떻게 지원하는지 탐구한 사례도 있었다[8]. 그리고 가천대에서 수술 전 초음파 검사에서 갑상선 종양의 재발을 예측할 수 있는 딥러닝 학습 모델도 개발되었으며[9], 하버드 의과대 등 3개 기관에서 비소 세포폐암 환자의 표준 치료 CT 이미지를 기반으로 사망 위험 분류에 딥러닝 기술이 적용될 수 있다는 실증을 제공하였다[10]. 본 연구에서는 암 진단 및 예후 예측 관련 이미지 분류 방식을 제외한 연구를 진행하되 대규모 환자 정보와 다양한 알고리즘을 기반으로 노령자의 폐암 사망률과 그에 영향을 미치는 요인을 비교하고 분석하고자 한다.

3. 연구모형 및 연구방법

3.1 연구모형

(그림 3)과 같이 국내 폐암 환자 현황 데이터와 딥러닝 기술을 제공하는 AutoML을 활용, 훈련용 데이터(데이터 전량의 80%)로 딥러닝 모델을 생성하고 검증용 데이터(데이터 전량의 20%)로 폐암 진단 후 84개월 동안의 사망률을 예측하고 사망률에 영향을 미치는 요인을 분석하는 연구모형을 설계하였다.



(그림 3) 연구모형

3.2 연구방법

건강보험심사평가원에서 2015년에 폐암 진단 후 2021년까지 84개월간의 국내 폐암 환자 현황 데이터 (102,951명)를 획득하였다. 그 중 80대:90대 환자 (36,280명) 데이터를 선별하여 <표 1>과 같이 △환자식별번호 △치료결과 △성별 △나이 △주병상 △수술여부 △치료기간 등 사망률 요인 분석에 필요한 변수를 정의·분류하고 그에 따라, 데이터를 정리하였다. 이와 관련, 주병상 코드의 종류와 관련 설명은 <표 2>와 같다.

<표 1> 환자정보 데이터 구조

변수명	구분
환자식별번호	13자리 숫자
치료결과	사망, 생존
성별	남성, 여성
나이	80대, 90대(2021년 기준)
주병상	C34, C340, C341, C342, C343, C348, C349
수술여부	수술, 미수술
치료기간	12개월내, 24개월내, 36개월내, 48개월내, 60개월내, 72개월내, 84개월내

<표 2> 주병상 코드 설명

코드명	설명
C34	기관지 및 폐의 악성 신생물
C340	주기관지의 악성 신생물
C341	상엽, 기관지 또는 폐의 악성 신생물
C342	중엽, 기관지 또는 폐의 악성 신생물
C343	하엽, 기관지 또는 폐의 악성 신생물
C348	기관지 및 폐의 중복병변의 악성 신생물
C349	상세불명의 기관지 또는 폐의 악성 신생물

한편, 사망률 예측 및 폐암 진단 후 사망률에 영향을 미치는 요인 분석을 신속하고 효율적으로 수행하기

위해 딥러닝 기반의 AutoML(WiseProphet)을 활용하였다. <표 3>과 같이 WiseProphet(<http://prophet.wise.co.kr/>)에서 제공하는 △Decision Tree △Random Forest △Gradient Boosting △XGBoost △Logistic Regression 등 5개의 알고리즘별로 입력된 파라미터 값을 이용하여 사망률을 예측·비교하였다. 그리고 사망률 예측 성능평가 지표는 <표 4>와 같이 정밀도와 재현율을 사용하였다. 한편, 사망률에 영향을 미치는 요인 분석은 WiseProphet에서 제공되는 변수 간 상관관계 분석 기능을 이용하였다.

<표 3> 5개 알고리즘 및 입력 파라미터 값

알고리즘 종류	파라미터(값)
Decision Tree	△criterion(gini) △max_depth(5) △min_samples(leaf 1)
Random Forest	△criterion(gini) △max_depth(5) △min_samples_leaf(1) △n_estimators(10) △random_state(None)
Gradient Boosting	△learning_rate(0.1) △max_depth(3) △subsample(1.0)
XGBoost	△eta(0.3) △gamma(0) △max_depth(3)
Logistic Regression	△C(1.0) △random_state(None)

<표 4> 성능평가 지표

측정 산식			
△ 정밀도(Precision) = $\frac{TP}{(TP+FP)}$			
* 예측 값 중 실제 값이 발생하는 비율			
△ 재현율(Recall) = $\frac{TP}{(TP+FN)}$			
* 모델에서 분류한 값이 정확하게 탐지한 정답 비율			
	구분	예측	
		Positive	Negative
실제	Positive	True Positive(TP)	False Negative(FN)
	Negative	False Positive(FP)	True Negative(TN)

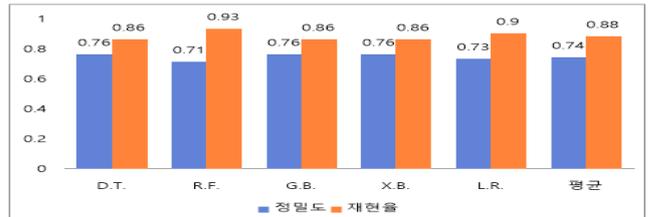
4. 성능 분석 결과

4.1 80대 노령자(30,765명) 분석 결과

<표 5>·(그림 4)와 같이 5개 알고리즘에서 예측한 정밀도의 평균값은 0.74이며 재현율의 평균값은 0.88이었다. 정밀도는 D.T·G.B·X.B. 알고리즘이 우수했고 재현율은 L.R. 알고리즘이 우수했다. 한편 <표 6>과 같이 사망률에 영향을 미치는 요인 분석 결과, 치료기간이 가장 큰 영향을 미쳤으며 성별 관련 남성이 여성보다 사망률에 더 중요한 요인이었다. 그리고 수술을 받지 않은 것이 수술을 받은 것보다 사망률에 영향력이 더 큰 것으로 나타났다. 한편, 주병상 중에는 C340(주기관지의 악성 신생물)이 가장 영향력이 큰 것으로 확인되었다.

<표 5> 80대 사망률 예측 결과

알고리즘 종류		정밀도	재현율
Decision Tree	D.T.	0.76	0.86
Random Forest	R.F.	0.71	0.93
Gradient Boosting	G.B.	0.76	0.86
XGBoost	X.B.	0.76	0.86
Logistic Regression	L.R.	0.73	0.90
평균		0.74	0.88



(그림 4) 80대 사망률 예측 결과

<표 6> 80대 사망률에 영향을 미치는 요인 분석 결과

순위	변수	중요도
1	치료기간	0.86177
2	성별_남성	0.05529
3	성별_여성	0.03116
4	수술구분_수술	0.02319
5	수술구분_비수술	0.0191
6	주상병코드_C340	0.00354
7	주상병코드_C348	0.00215
8	주상병코드_C343	0.0015
9	주상병코드_C349	0.00142
10	주상병코드_C34	0.00042
11	주상병코드_C341	0.00028
12	주상병코드_C342	0.00018

4.2 90대 노령자(5,515명) 분석 결과

<표 7>·(그림 5)와 같이 5개 알고리즘에서 예측한 정밀도의 평균값은 0.87이며 재현율의 평균값은 1.00이었다. 정밀도는 R.F.를 제외한 모든 알고리즘 우수했고 재현율은 D.T·R.F·X.B. 알고리즘이 우수했다. 한편, <표 8>과 같이 사망률에 영향을 미치는 요인 분석 결과, 치료기간이 가장 큰 영향을 미쳤으며 주병상 C341(상엽, 기관지 또는 폐의 악성 신생물)이 두 번째로 중요한 요인이었으며, 성별 남성이 세 번째로 영향이 컸다.

<표 7> 90대 사망률 예측 결과

알고리즘 종류		정밀도	재현율
Decision Tree	D.T.	0.87	1.00
Random Forest	R.F.	0.86	1.00
Gradient Boosting	G.B.	0.87	0.99
XGBoost	X.B.	0.87	1.00
Logistic Regression	L.R.	0.87	0.99
평균		0.87	1.00



(그림 5) 90대 사망률 예측 결과

<표 8> 90대 사망률에 영향을 미치는 요인 분석 결과

순위	변수	중요도
1	치료기간	0.86564
2	주상병코드_C341	0.03236
3	성별_남성	0.02574
4	성별_여성	0.01909
5	주상병코드_C343	0.01435
6	수술구분_비수술	0.01396
7	수술구분_수술	0.01128
8	주상병코드_C349	0.00928
9	주상병코드_C340	0.00663
10	주상병코드_C342	0.00123
11	주상병코드_C348	0.00044

5. 결론 및 향후 연구

본 연구를 통해 딥러닝 기법을 활용하여 2015년 진단 후 2021년까지 84개월 동안의 80대·90대 폐암 환자 데이터를 분석하여 5개 알고리즘별로 사망률을 예측·비교하고 사망률에 영향을 주는 요인을 확인해 보았다. 80대보다는 90대 노령자에서 예측이 더 정확하게 나타났으며 사망률에 영향을 미치는 요인은 연령대별로 치료기간이 공통적으로 핵심 요소였으나 그 외의 요인에 있어서는 80대와 90대에서 서로 차이가 있는 것으로 나타났다. 이에, 향후 과제로는 100대 등 노령자 연령대를 더 추가하고 노령자의 나이대별, 성별 등 분석 대상을 세분화하여 사망률을 예측하고 그에 영향을 미치는 요인의 분석도 진행할 예정이다. 한편, 정밀도와 재현율을 높이기 위해 알고리즘별 입력 파라미터 값의 최적화도 추진할 계획이다.

학문적으로는 방대한 환자 정보 활용을 통해 연구 결과의 일반화를 추구하였으며 다양한 딥러닝 알고리즘을 제공하는 AutoML을 활용한 연구방법을 제시함으로써 다른 질병 연구 분야에도 결과의 예측·비교 및 요인 분석의 효율적 연구방법을 실증하였다. 한편, 본 연구 결과가 노령자 생명 연장 등 보건의료 당국의 정책 수립과 민간의 노령자 대상 건강·생명보험 설계에 활용되기를 기대한다.

참고문헌

[1] 2020년 사망원인통계 결과, 통계청, 2021

[2] 주요암 사망분율, 국가암정보센터, 2021

[3] Jin-ah Sim., Young Ae Kim., Ju Han Kim., Jong Mog Lee., Moon Soo Kim., Young Mog Shim., Jae Ill Zo., Young Ho Yun., The major effects of health-related quality of life on 5-year survival prediction among lung cancer survivors: applications of machine learning, Scientific Reports volume 10, Article number: 10693 (2020)

[4] 문세화, 최장환, 딥 러닝 기반 순환종양세포를 이용한 폐암 재발 예측, 대한기계학회 2020년도 춘계학술대회 논문집, 2020.08, 54-54(1 pages).

[5] 최다힘, 홍성은, 최장환, 의료영상 기반 암 예후 예측 AI 기술 최신동향 폐암을 중심으로, 한국통신학회지(정보와통신). 2019-03. 36(4): pp.10-18.

[6] Nicolas Coudray., Paolo Santiago Ocampo., Theodore Sakellaropoulos., Navneet Narula., Matija Snuderl., David Fenyö., Andre L Moreira., Narges Razavian., Aristotelis Tsigos., Hyperparameter Tuning and Pipeline Optimization via Grid Search Method and Tree-Based AutoML in Breast Cancer Prediction, Nat. Med. 2018 Oct;24(10):1559-1567.

[7] Ahmed S Sultan., Mohamed A Elgharib., Tiffany Tavares., Maryam Jessri., John R Basile., The use of artificial intelligence, machine learning and deep learning in oncologic histopathology, Journal Oral Pathol Med. 2020 Oct;49(9):849-856.

[8] Shigao Huang., Jie Yang., Simon Fong., Qi Zhao., Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges, Cancer Lett. 2020 Feb 28;471:61-71.

[9] Jieun Kil., Kwang Gi Kim., Young Jae Kim., Hye Ryoung Koo., Jeong Seon Park., Deep Learning in Thyroid Ultrasonography to Predict Tumor Recurrence in Thyroid Cancers, Journal Korean Soc Radiol 2020;81(5):1164-1174.

[10] Ahmed Hosny., Chintan Parmar., Thibaud P Coroller., Patrick Grossmann., Roman Zeleznik., Avnish Kumar., Johan Bussink., Robert J Gillies., Raymond H Mak., Hugo J W L Aerts., Deep learning for lung cancer prognostication: A retrospective multi-cohort radiomics study, PLoS Med. 2018 Nov 30;15(11):e1002711.