

빅데이터를 이용한 기술 시장동향 예측

최미선¹, 조용확¹, 김진화^{2*}

¹서강대학교 경영학과 박사과정, ²서강대학교 경영학과 교수

Forecasting Market trends of technologies using Bigdata

Mi-Seon Choi¹, Yong-Hwack Cho¹, Jin-Hwa Kim^{2*}

¹Dotoral Student, School of Business, Sogang University

²Professor, School of Business, Sogang University

요약 오늘날 빅데이터 활용의 필요성이 증가하면서 개인, 기업, 국가 등에서 SNS 데이터를 포함해 빅데이터를 이용한 다양한 분석 활동들이 이루어지고 있다. 그러나 기존 기술 시장 동향 예측연구는 전문가에 의존적이거나 특허나 문헌 연구 기반 데이터를 이용한 연구가 주로 진행되어 왔으며 빅데이터를 활용한 객관적인 기술 예측이 필요하다. 이에 본 연구는 소셜네트워크서비스(SNS)의 데이터로 의사결정나무 분석, 시각화 분석, 백분율 분석을 통해 미래 기술을 예측하는 모델을 제시하고자 한다. 연구 결과 백분율 분석은 다른 분석 결과에 비해 긍정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었고, 시각화 분석은 다른 분석 결과에 비해 부정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었다. 의사결정나무 분석도 의미 있는 예측은 가능하였다.

키워드 : 기술동향예측, 소셜네트워크서비스(SNS), 의사결정나무, 소셜네트워크분석(SNA), 백분율분석

Abstract As the need for the use of big data increases, various analysis activities using big data, including SNS data, are being carried out in individuals, companies, and countries. However, existing research on predicting technology market trends has been mainly conducted using expert-dependent or patent or literature research-based data, and objective technology prediction using big data is needed. Therefore, this study aims to present a model for predicting future technologies through decision tree analysis, visualization analysis, and percentage analysis with data from social network services (SNS). As a result of the study, percentage analysis was better able to predict positive techniques compared to other analysis results, and visualization analysis was better able to predict negative techniques compared to other analysis results. The decision tree analysis was also able to make meaningful predictions.

Key Words : Forecasting technology, Social network service(SNS), Decision tree, Social network analysis(SNA), Percentage analysis

This research was supported by the MSIT(Ministry of Science and ICT), Korea, under the Graduate School of Metaverse Convergence support program(IITP-2023-RS-2022-00156318) supervised by the IITP(Institute for Information & Communications Technology Planning & Evaluation).

*Corresponding Author : Jinhwa Kim(jinhwakim@sogang.ac.kr)

Received August 9, 2023

Accepted October 20, 2023

Revised September 20, 2023

Published October 28, 2023

1. 서론

일반적으로 미래 기술 예측은 현실화 될 미래를 예견하여 핵심 기술에 대한 미래 추세와 이에 대한 투자 그리고 정치, 사회 경제적인 향후 발전 방향 등도 예측하기 위해 필요하다. 이러한 미래 기술 예측은 전통적으로 시나리오 방법, 델파이 방법 또는 AHP 방법을 주로 사용하였는데 이러한 방법은 비체계적인 프로세스하에 전문가의 주관적인 의견에 달려 있어 객관성을 보장할 수 없다[1]. 이에 객관적인 방법으로 미래 기술을 예측하기 위해 예측 모델을 개발하거나 기계학습 모델(텍스트마이닝, 의사결정나무 등)을 이용한 다양한 시도들이 진행되어 왔다. 그러나 이러한 연구들은 주로 특허나 문헌 연구들을 기반으로 한 연구들이었다.

최근 현대사회가 복잡해지면서 정보시스템에서 발생하는 방대한 빅데이터를 활용하여 새로운 기회를 발견하고자 하는 필요성이 증대되면서 빅데이터를 활용한 미래 예측, 미래 대책 결정 및 미래 계획 수립의 중요성도 커지고 있다. 이에 미래 기술 예측에 대한 기존 연구와 달리 본 연구에서는 다양한 분야에서 활용되는 빅데이터를 이용하여 객관적인 미래 기술 예측을 연구하고자 한다. 이를 위해 트위터, 블로그 등 소셜네트워크서비스(SNS)의 빅데이터를 통해 의사결정나무, 시각화, 백분율 분석으로 미래 기술 동향을 객관적으로 예측할 수 있는 모델을 제시하고자 한다.

2. 선행연구

2.1 데이터마이닝

정보시스템에서 발생하는 데이터양이 방대해지면서 데이터 분석 및 유용한 정보를 추출하기 위해 데이터 마이닝 기법이 이용되고 있다. 데이터 마이닝은 데이터 마이닝(data mining), 텍스트 마이닝(text mining), 웹 마이닝(web mining), 소셜마이닝(social mining) 등이 있으며 이를 통해 현실마이닝(reality mining)에 이르게 된다[2]. 데이터 마이닝의 분류기법 중 하나인 의사결정나무(Decision Tree)는 모델을 구축할 때 해석의 용이함과 빠른 수행으로 많이 활용되고 있다[3]. 의사결정나무는 분류나 예측에 사용되며 교호 효과(Variable Interaction)를 찾거나 의미 있는 변수를 추출하기 위해서도 사용된다[4,5].

2.2 소셜 네트워크 분석

소셜 네트워크 분석(social network analysis, SNA)은 관심 주제의 추체가 되는 개인, 집단, 조직들 간의 관계를 노드(node)와 연결(link)로 이루어진 네트워크 형태로 표현하고 연결 특성, 확산 및 진화과정을 계량적으로 분석하는 기법이다. 네트워크 안에서 중심적 위치를 차지하고 있는 노드는 주변의 다른 노드들과의 관계에 있어서 더 강한 협상력이나 영향력을 가지는 노드이며, 중심성 개념은 지배력(dominance), 영향력(influence) 등으로 해석되기도 한다[6]. 소셜 네트워크 분석은 사회과학, 물리학, 생물학, 의학, 생명과학, 유망 기술 예측 등 많은 분야에서 활발히 이용되고 있다[7-9].

2.3 기술예측 분석

미래사회 변화를 주도하는 기술 혁신을 파악하고, 유망 기술에 대한 지속적인 투자를 위해 미래 예측은 매우 중요하다. 그중 기술 예측은 그 목적, 범위 및 특성에 따라 다양한 형태로 연구, 발전되어 왔다. 기술 예측에 전통적으로 많이 사용되는 델파이 방법[10,11]은 구조화된 의사소통 기술로, 원래 전문가 패널에 의존하는 대화 형 예측 방법으로 개발되었다. 또한 AHP 방법[12,13]은 수학과 심리학을 기반으로 복잡한 결정을 조직하고 분석하기 위한 구조화된 기술이다. 델파이 방법과 AHP 방법은 평가자 또는 전문가 그룹의 견해에 의존적이어서 예측 결과의 객관성을 보장하기 어렵다.

2.4 빅데이터를 이용한 기술 시장 동향

빅데이터를 활용한 기술 시장에 대한 예측은 아직까지 주로 특정 기술 분야의 동향 예측이 주로 이루어지고 있다. 이러한 연구들은 체계적인 프로세스와 객관적인 분석-예측 모델을 연구하거나 빅데이터와 의사결정나무, 텍스트 마이닝 등의 기계학습을 활용한 기술 예측 연구들이 활발히 진행되고 있다. 그러나 이러한 연구도 빅데이터의 기반이 문헌 및 특허정보 기반으로 한 기술 예측연구들이 많으며 기술 예측 분야도 특정 연구 분야로 한정되어 있다.[14-17]

3. 연구방법

3.1 연구모델

본 연구는 웹 사이트에서 기술 시장 동향에 관한 연관

검색어를 추출한 후 긍정 기술과 부정 기술로 구성된 기술 키워드를 설명하는 패턴을 찾아 긍정 기술과 부정 기술을 예측하기 위한 모형을 제시하였다. 본 연구는 다음과 같이 4단계로 수행하였다.

1단계인 데이터 수집 단계에서는 구글 트렌드(Google Trends)와 소셜 메트릭 인사이트(Social Metric Insight) 웹사이트에서 데이터를 수집하였다. 구글 트렌드는 시간 흐름에 따른 관심도 변화 데이터를 제공하고 있으며 이를 통해 관심도 변화가 증가하는 기술은 긍정 기술, 관심도 변화가 감소하는 기술은 부정 기술로 하여, 긍정 기술 15개와 부정 기술 15개를 선정하였다. 이후 소셜 메트릭 인사이트 웹사이트에서 30개 기술의 연관검색어를 하였다.

2단계인 데이터 변환 단계에서는 1단계에서 도출한 연관검색어를 바로 분석 자료에 사용할 수 없어 전처리로 데이터 변환 작업을 하였다. 상대 빈도수를 구하여 백분율 분석 시 이용하였고, 0과 1의 binary 변수를 두어 의사결정나무 분석에 활용하였다. 또한 시각화 분석을 위해 NodeXL의 데이터로 연관검색어를 이용하였다.

3단계인 데이터 분석 단계에서는 SAS 프로그램으로 의사결정나무 분석을 하여 중요 단어들을 파악하고 의사결정나무의 결과로 긍정과 부정 기술을 분석하였다. 시각화 분석은 NodeXL을 이용해 웹에서 추출된 연관검색어들을 그래프로 시각화하여 긍정과 부정 기술을 분석하였다. 또한 추출한 연관검색어들의 상대 빈도를 계산한 후 백분율을 분석을 하였다.

4단계인 데이터 예측 단계에서는 3단계 분석과정에서 사용하지 않은 기술 키워드 단어 2개에 대해 1단계~3단계의 연구모형을 적용해 긍정 기술인지 부정기술인지를 예측해 보았다.

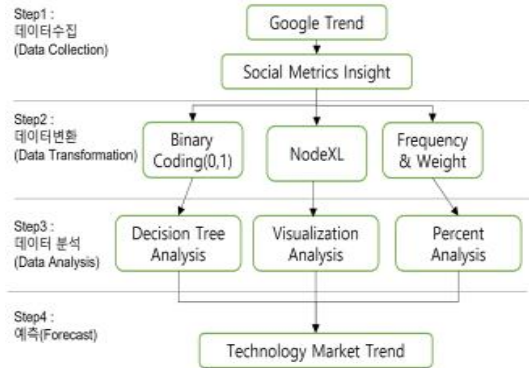


Fig. 1. Research method

3.2 데이터 수집

본 연구는 구글 트렌드(Google Trends)에서 기술 키워드를, 트위터, 블로그 기반의 소셜 메트릭 인사이트(Social Metric Insight)에서 키워드와 관련 있는 연관검색어를 수집하였다. 구글 트렌드는 검색 요청 기간 동안 전체 구글 검색 수 대비 입력된 검색 용어의 검색 수 비율을 분석하여 시간에 따른 추세를 볼 수 있다. 구글 트렌드에서 도출한 관심도가 증가 추세인 긍정 기술 키워드는 hadoop, hybrid cloud, IoT, led, OIS, tablet, wifi, mobile, android, cloud computing, e-pub, HD, mobile wallet, paypal, wearable device 이다. 그리고 관심도가 점차 감소 추세인 부정 기술 키워드는 adsl, laser disc, nanotechnology, cdma, flash memory, television, QR code, wibro, windows vista, netbook, DIVX, computer, virtual reality, segway, GPS 이다. 이렇게 총 30개의 긍정 및 부정 기술 키워드를 추출하였다.

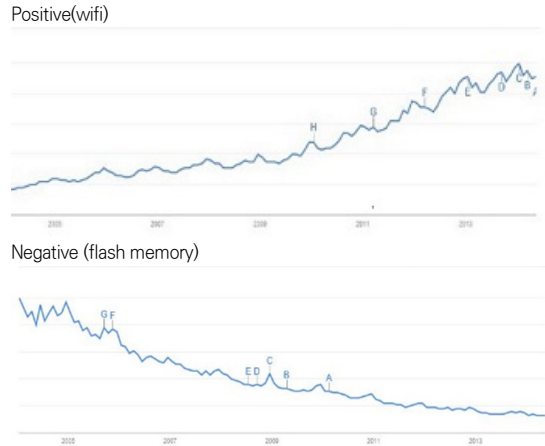


Fig. 2. Trend of technology in google trends

이렇게 추출된 30개의 긍정, 부정 기술 키워드를 가지고 트위터, 블로그 기반의 소셜 메트릭 인사이트에서 연관어 검색을 하였다. 트위터나 블로그의 데이터이다 보니 검색된 연관 단어는 나라나 특정 정치인 명 등 기술 예측 분석에 적합하지 않은 단어들도 존재하였다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기술 키워드 관련 연관 단어들을 소셜 메트릭 인사이트에서 추출한 후 단어 출현 빈도수 기준으로 10개의 연관검색어를 추출하였다. 이후 10개의 단어에 대한 누적 빈도수를 구하여 60% 미만인 단어만을 선택하

였다. 이러한 작업을 하나의 기술 키워드마다 3회 반복 실시하였다.

위와 같은 방법으로 추출한 각 긍정과 부정 기술 키워드와 관련된 연관검색어 수는 23개에서 90개이다. 긍정 기술은 평균 47.9개, 부정 기술은 평균 64.5개의 연관검색어가 추출되었다.

3.3 데이터변환(Transformation)

30개 기술 키워드에 대한 연관검색어 데이터를 그대로 분석데이터로 사용하긴 어려워 데이터 전처리 과정으로 변환 작업을 하였다. 먼저 추출된 30개 기술 키워드에 대해 연관검색어의 빈도를 계산하였다. 긍정 기술의 연관검색어 총 빈도수는 291개, 부정 기술의 연관검색어 총 빈도수는 346개였고 이를 통해 아래 표와 같이 긍정 기술 연관검색어의 상대 빈도수, 부정 기술 연관검색어의 상대 빈도수를 도출하였다. Table1에서 보듯이 같은 연관검색어라도 긍정 기술, 부정 기술이냐에 따라 상대 빈도의 가중치는 다를 수 있다.

이렇게 가중치가 부여된 상대 빈도로 데이터를 변환하여 의사결정나무, 시각화, 백분율 분석 연구의 데이터로 활용하였다. 의사결정나무 분석 시 데이터로 사용하기 위해 최대 빈도수 순으로 25개 연관검색어(Facebook, Price, Personal information, match, new, Naver 등)를 긍정 기술, 부정 기술 별로 추출하였다. 그리고 각 긍정 기술 키워드 15개, 부정 기술 키워드 15개 별로 최대 빈도수 순서로 추출한 25개의 연관검색어가 있으면 1, 없으면 0으로 하는 독립변수를 두어 분석하였다. 시각화 분석 시는 위의 연관검색어들은 연관검색어 간 관계를 설명하는 노드(nodes)와 엣지(edges)의 그래프로 표현할 때 이용되었다. 백분율 분석에선 위의 연관검색어의 상대 빈도수를 합하여 긍정 기술인지 분석기술 인지 분석하는데 사용하였다.

4. 연구결과

4.1 의사결정나무 분석

의사결정나무 기법은 해석의 용이함과 빠른 수행으로 분류나 예측에 사용되며 의미 있는 변수를 추출하기 위해서도 사용된다. 또한 분석 결과로 의사결정 규칙(Decision Rule)을 알 수 있다[18]. 본 연구에서는 먼저, 긍정 기술 키워드 중 10개로 의사결정나무를 훈련(training)하고 나

머지 5개로 의사결정나무의 성능을 예측(testing)해 보았다. 부정 기술도 같은 방식으로 진행하였다.

Table 1. Relative frequency table

	Related Search	Freq.	Rel.Freq.
Positive Technology	Facebook	6	0.0206186
	Price	5	0.0171821
	Personal information	6	0.0206186
	Personal information leakage	6	0.0206186
	Match	4	0.0137457
...			
Negative Technology	Facebook	4	0.0115607
	Price	6	0.0173410
	Personal information	5	0.0144509
	Personal information leakage	5	0.0144509
	Game	6	0.0173410
...			

아래 그림과 같이 'game'은 긍정 기술과 부정 기술을 구분하는 핵심 연관검색어이다. 'game' 연관검색어가 포함(1)된 기술 키워드는 부정 기술(F)일 확률이 75%이고 포함되지 않을 경우(0) 긍정 기술(S)일 확률이 66.7%임을 알 수 있다.

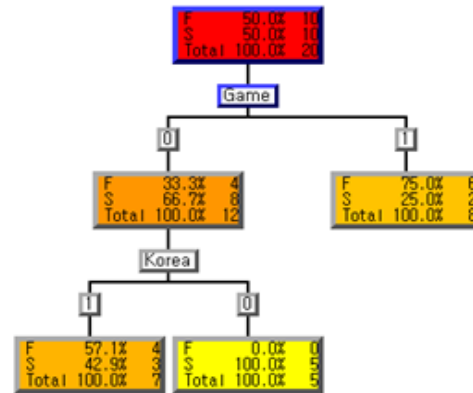


Fig. 3. Decision Tree diagram

Table 2. Result from decision tree analysis

	Technology	Forecast	Rate of forecast
Positive Technology	wearable device	X	70%
	paypal	O	
	mobile wallet	O	
	HD	O	
	e-pub	X	
Negative Technology	computer	O	
	GPS	X	
	segway	O	
	DIVX	O	
	virtual reality	O	

의사결정나무 기법으로 훈련한 모델을 대상으로 긍정 기술, 부정 기술 5개를 예측한 결과는 Table 2와 같고 약 70%의 예측성능이 나왔다.

4.2 시각화 분석

아래 시각화분석 결과는 긍정 기술, 부정 기술 각 10개의 기술 키워드의 연관검색어를 기반으로 하였다.

그래프의 중심에 가까운 노드일수록 더 의미가 있고 각 노드의 연결 링크(degree) 수는 모두 다르다. 본 연구에서는 노드에 연결되는 링크(degree) 수가 1이면 외부 노드(Ext), 1 이상이면 내부노드(Int)로 정의하였다. 그리고 긍정 기술과 부정 기술의 비율이 작을 수록 예측 가능성이 높다. Fig. 4는 긍정 기술과 부정기술을 시각화한 그래프를 보여준다.

이를 ‘wearable device’ 기술 키워드에 적용하여 예측한 결과는 Table 3과 같고 긍정 기술로 예측하였다.

Table 3. Wearable device visualization analysis

	Positive	Negative	Forecast
Internal	59	48	O
External	12	5	X
Ratio	0.203	0.104	X

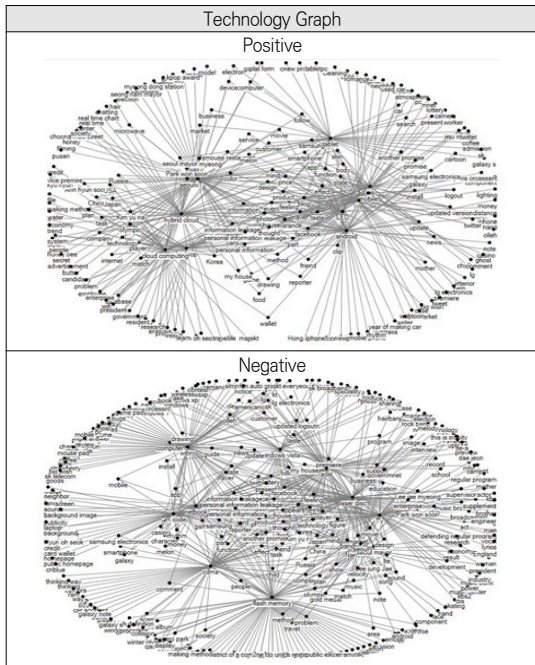


Fig. 4. Graph of positive, negative technology

또한 ‘wearable device’ 시각화 그래프는 Fig. 5와 같다.

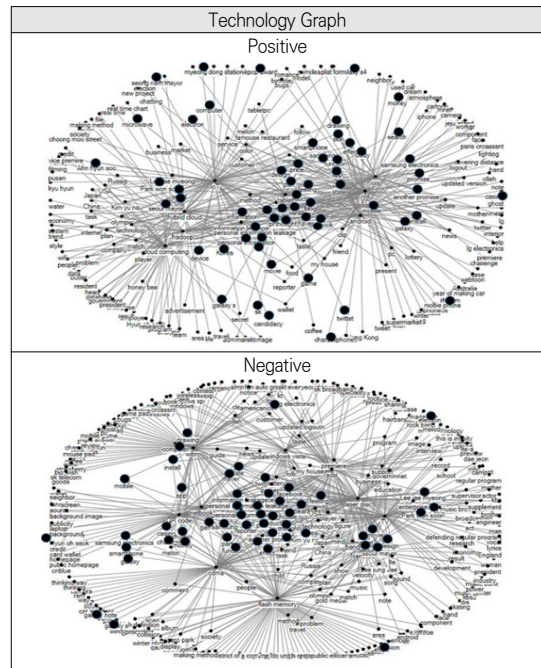


Fig. 5. Wearable device graph

긍정 기술 5개와 부정 기술 5개에 대한 시각화 분석 결과는 아래와 같다. 긍정 기술의 성능이 이상적이지는 않았지만 데이터 시각화 분석을 사용하여 기술 추세를 확인할 수 있었다.

Table 4. Result from visualization analysis

	Technology	Int.	Ext.	Ratio
Positive Technology	wearable device	O	X	X
	paypal	X	O	O
	mobile wallet	O	O	O
	HD	O	O	O
Negative Technology	e-pub	X	X	X
	computer	O	O	O
	GPS	O	O	O
	segway	O	O	O
	DIVX	O	O	O
	virtual reality	O	O	O
Rate of Prediction(%)		80	80	80

4.3 백분율 분석

긍정 기술과 부정 기술의 연관검색어 관련 상대 빈도 수 데이터를 활용하여 백분율 분석 시 각 기술 키워드의 연관검색어와 일치하면 긍정과 부정의 상대 빈도수를 가

져왔다. 각 기술 키워드 내 긍정 상대 빈도수의 합과 부정 상대 빈도수의 합을 비교하여 최종적으로 각 기술 키워드가 긍정 기술인지 부정 기술인지 분석하였다. ‘virtual reality’를 예로 백분율 분석한 표는 Table 5와 같다.

Table 5. Percentage analysis of virtual reality

	Related Terms	Positive	Negative
1	price	0.02062	0.01734
2	supervision	null	null
3	development	null	null
4	release	null	null
5	game	null	0.01734
	...		
54	effort	0.01375	0.01156

이러한 백분율 분석을 5개 긍정 기술, 5개 부정 기술 키워드에 적용하여 예측해 보았다. 백분율 분석의 예측율은 80%였으며, GPS와 DIVX 두 기술 키워드는 부정 기술로 예측되지 못했다. 백분율 분석은 부정 기술 예측보다 긍정 기술 예측에 더 정확도가 높은 것도 확인할 수 있다.

Table 6. Result from percentage analysis

	Technology	Forecast	Rate of Forecast
Positive Technology	wearable device	O	80%
	paypal	O	
	mobile wallet	O	
	HD	O	
	e-pub	O	
Negative Technology	computer	O	
	GPS	X	
	segway	O	
	DIVX	X	
	virtual reality	O	

의사결정나무, 시각화분석, 백분율 분석의 긍정 기술, 부정 기술 5개 기술 키워드로 실행했던 예측(test) 성능을 종합하면 Table 7과 같다. 백분율 분석은 다른 분석 결과에 비해 긍정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었고, 시각화 분석은 다른 분석 결과에 비해 부정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었다. 상대적으로 예측률은 낮지만 의사결정나무 분석도 긍정적인 기술과 부정적인 기술을 예측할 수

Table 7. Result of all analysis

Analysis Type		Positive	Negative	Ratio(%)
Decision Tree		3/5	4/5	70
Visualization	Internal	3/5	5/5	80
	External	3/5	5/5	80
	Ratio	3/5	5/5	80
Percentage		5/5	3/5	80

있었다.

5. 논의

위의 연구방법에 따라 ‘Google glass’와 ‘3d printer’를 예측해 보았다. ‘Google glass’의 연관검색어는 63개, ‘3d printer’의 연관검색어는 39개가 도출되었다. 연관검색어의 상대 빈도수 등 변환된 전처리 과정을 거친 데이터를 가지고 의사결정나무, 시각화 분석, 백분율 분석을 통해 위 2가지 기술을 예측하였다. 아래표와 같이 3D프린터의 시장 동향 예측은 구글글래스 시장 동향 예측보다 더 긍정적인 것을 확인할 수 있다.

Table 8. Forecasting result of Google glass, 3d printer

Analysis Type	Google glass	3d printer
Decision Tree	X	O
Visualization	Internal	X
	External	X
	Ratio	X
Percentage	O	O

또한, ‘3d printer’에 비해 ‘Google glass’의 연관검색어가 더 많다는 것을 알 수 있다. 이 결과는 제시된 두 제품에 대한 사람들의 관심도가 다르고 두 기술에 대한 추출된 연관검색어가 동일한 단어를 가지고 있지만 의미가 다르다는 것을 시사한다.

6. 결론

사회현상에서 발생한 방대한 양의 데이터와 다양한 종류의 데이터를 활용하고자 하는 필요성이 증가하면서 사회, 기업, 국가 등에서도 소셜네트워크서비스(SNS) 데이터를 이용한 다양한 분석 활동들이 이루어지고 있다. 이러한 변화에 따라 미래 기술 예측 분야에서도 객관적이면서 사회현상에서 발생한 데이터를 활용한 예측이 필요하다. 그러나 기존의 기술 시장 동향 예측연구는 전문가에 의존적이거나 특어나 문헌 연구를 기반으로 연구가 주로 진행됐다. 이에 본 연구는 소셜 네트워크 서비스(트위터, 블로그 등)의 데이터로 미래 기술 예측을 연구해 보았다.

본 연구는 의사결정나무 분석, 시각화 분석, 백분율 분석의 3가지 방법으로 기술의 동향을 예측하였다. 본 연구의 연구모델에 따라 3가지 분석을 수행한 결과 백분율 분

석은 다른 분석 결과에 비해 긍정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었고, 시각화 분석은 다른 분석 결과에 비해 부정적인 기술을 더 잘 예측할 수 있었다. 상대적으로 시각화 분석이나 백분율 분석보다 예측률은 낮지만 의사결정나무 분석도 긍정적인 기술과 부정적인 기술을 예측할 수 있었다.

본 연구의 결과 기술 예측에서 기존 연구와 같은 전문가의 의견이 아닌 빅데이터인 소셜네트워크서비스 데이터를 이용하여 기술 동향을 객관적으로 파악할 수 있는 가능성을 확인하였다. 또한 실무적으로도 본 연구를 통해 중소기업이나 개인이 기술 동향을 예측하고자 할 시 소셜네트워크서비스 데이터를 기반으로 객관성을 확보한 예측을 할 수 있다는 시사점이 있다.

그러나 본 연구의 한계점은 첫째, 연구의 표본이 30개 기술로 일반화하기에 충분하지 않은 것이다. 30개의 기술 기반으로 긍정 기술의 연관검색어는 약 705개, 부정 기술의 연관검색어는 약 960개를 데이터로 사용했지만, 일반화하기엔 충분치 않다. 둘째, 의사결정나무 분석 시 다른 어떤 요인이 결과에 더 영향을 미쳤을 수 있는지 충분히 고려되어야 한다.

REFERENCES

- [1] J. H. Kim, M. G. Hwang, D. H. Jeong & H. M. Jung. (2012). Technology trends analysis and forecasting application based on decision tree and statistical feature analysis. *Expert Systems with Applications*, 3, 12618-12625.
- [2] J. S. Jeong. (2012). 3 components for application of successful Big data : source, technology. *IT & Future Strategy*, 3.
- [3] S. Sestito & T.S. Dillon. (1994). *Automated knowledge acquisition*. Prentice Hall. Englewood Cliffs. NJ.
- [4] J.R.Quinlan. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, 1(1), 81-106.
- [5] J. A. Shin, J. H. Kim & J. Y. Lee. (2017). An Approach to Predict Outcomes in Sports Games with Bigdata Techniques and Data Mash-Up. *International Journal of Engineering & Technolog*, 5, 1-7.
- [6] L. C. Freeman. (1979). Centrality in social networks conceptual clarification. *Social networks*, 1(3), 215-239.
- [7] J. S. Rha. (2020). Analysis on Issues Related to Supply Chain Management in the Era of Covid19 using Network Text Analysis. *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 25(6), 109-123.
- [8] J. B. Pyun & E. B. Jeong. (2018). A Study on Recent Research Trend in New Product Development Using Keyword Network Analysis. *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 23(5), 119-134.
- [9] Y. H. Kim. & Y. J. Kim. (2016). *Social Network Analysis*. Seoul: Parkyoung Book.
- [10] P. Hanafizadeh. & M. Mirzazadeh. (2011). Visualizing market segmentation using self-organizing maps and fuzzy Delphi method-ADSL market of a telecommunication company. *Expert Systems with Applications*, 38(1), 198-205.
- [11] C. Okoli. & S. Pawlowski. (2004). The Delphi method as a research tool: an example, design considerations and applications. *Information and Management*, 42(1), 15-29.
- [12] G. Liu, Y. Jin, & F. Li. (2011). The application of AHP method in well control risk evaluation by controllable factor analysis. *Journal of Southwest Petroleum University*, 33(2), 137-141.
- [13] O. Duran. (2011). Computer-aided maintenance management systems selection based on a fuzzy AHP approach. *Advances in Engineering Software*, 42(10), 821-829.
- [14] K. G. Song, K. G. Bong & J. M. Park. (2022). A Study on the Process of Identifying Emerging Technology Using Patent Data - A Joint Approach of Factor Analysis and Text Mining Methods. *The Journal of Intellectual Property*, 17(1), 169-204.
- [15] H. C. Choi, K. Y. Kwahk & N. G. Kim. (2018). Discovering Promising Convergence Technologies Using Network Analysis of Maturity and Dependency of Technology. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 24(1), 101-124.
- [16] M. G. Song. (2022). Development of Demand Prediction Model for Video Contents Using Digital Big Data. *Journal of Industrial Convergence*, 20(4), 31-37

[17] J. H. Joo, & K. D. Park. (2023). Futures Price Prediction based on News Articles using LDA and LSTM. *Journal of Industrial Convergence*, 21(1), 167-173

[18] A. Joaquín, G. López, & J. D. OñA. (2013). Analysis of traffic accident severity using Decision Rules via Decision Trees. *Expert Systems with Applications*, 40(15), 6047-6054.

최 미 선(Mi-Seon Choi)

[정회원]



• 2022년 3월~현재 : 서강대 경영학과 재학중 (경영박사)

- 관심분야 : AI, BigData, 미래예측
- E-Mail : violetsml@naver.com

김 진 화(Jin-Hwa Kim)

[정회원]



• 2003년 3월~현재 : 서강대학교 경영학과 교수

- 관심분야 : AI, BigData
- E-Mail : jinhwakim@sogang.ac.kr

조 용 확(Yong-Hwack Cho)

[정회원]



• 2014년 8월 : 서강대 글로벌서비스 경영학과(경영석사)

- 관심분야 : Big Data, Data Mining, 미래예측
- E-Mail : jinhwakim@sogang.ac.kr