

딥러닝 연구동향에 대한 계량서지적 분석

A bibliometric analysis on deep learning research trends

이재윤, 명지대학교 문헌정보학과, memexlee@mju.ac.kr

Jae Yun Lee, Dept. of Library and Information Science, Myongji University

딥러닝 연구동향에 대한 계량서지적 분석을 자아 중심 주제 인용분석 기법을 활용하여 시도하였다. 이를 위해서 Web of Science에서 'deep learning'으로 검색된 인용빈도 상위 15건의 논문을 핵심 논문으로 삼고, 이들 핵심 논문 15편을 인용한 논문 집합을 자아 문헌집합으로 삼았으며, 자아 문헌집합들이 인용한 주요 문헌들을 인용 정체성 문헌집합으로 설정하였다. 인용 정체성 문헌집합에 대해 동시인용분석을 실시하여 주요 문헌, 주요 연구 주제를 파악하고, 영향을 끼친 주요 선행 연구를 파악해보았다.

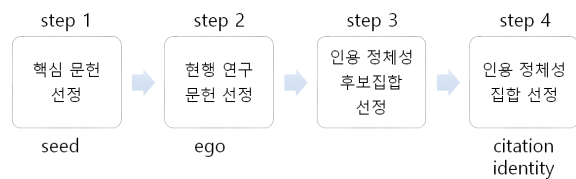
1. 서론

이 연구에서는 자아 중심 주제 인용분석(이재윤, 2012)의 개념을 활용하여 딥러닝 관련 최근 연구 문헌에 대한 계량서지적 분석을 시도해보았다. 자아 중심 주제 인용분석은 연구자를 대상으로 하는 자아 중심 인용분석 기법을 특정 주제 분야에 적용하도록 응용한 기법이다. 특정한 주제와 관련된 연구문헌들을 자아 문헌집합(ego documents)으로 설정하고 이들이 인용한 주요 문헌들로 주제 인용 정체성(topic citation identity)을 구성한다.

이 연구에서는 딥러닝과 같이 현재 연구가 활발한 분야에 대한 자아 문헌집합을 설정하는 새로운 접근을 시도해보았다. 딥러닝 연구 인용 정체성 문헌 집합에 대한 동시인용 분석을 실시하고 차별 인용 키워드를 분석해보았다. 분석 도구로는 WNet과 CitNetExplorer (Van Eck & Waltman, 2014)을 활용하였고, 클러스터링 기반 네트워크 CBNet 알고리즘(이재윤, 2007)을 사용하였다.

2. 딥러닝 연구문헌 검색

이 연구에서 딥러닝 분야의 현행 연구를 반영한 자아 문헌집합과 이들이 주로 참고한 인용 정체성 문헌집합을 선정하는 절차는 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 문헌집합 추출 과정

1차적으로 Web of Science에서 core collection을 대상으로 "deep learning"으로 topic 검색을 시도해보았으나, 결과에는 전혀 다른 주제인 교육학 분야의 '심층 학습'에 해당하는 논문이 상당수 포함되어 있었다. 이들을 일괄 제거하기는 어려우므로 50회 이상 인용된 논문 중 인공지능의 딥러닝에 해당하는 논문 15건을 핵심 문헌으로 일단 선정하였다.

이들 인공지능 분야 딥러닝 핵심 문헌 15건

<표 1> Deep learning 핵심 문헌 15건

인용	제목	저자	학술지	연도
900	Deep learning	LeCun, Yann; Bengio, Yoshua; Hinton, Geoffrey	NATURE	2015
707	Representation Learning: A Review and New Perspectives	Bengio, Yoshua; Courville, Aaron; Vincent, Pascal	IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE	2013
649	Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting	Srivastava, Nitish; Hinton, Geoffrey; Krizhevsky, Alex; Sutskever, Ilya; Salakhutdinov, Ruslan	JOURNAL OF MACHINE LEARNING RESEARCH	2014
621	Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion	Vincent, Pascal; Larochelle, Hugo; Lajoie, Isabelle; Bengio, Yoshua; Manzagol, Pierre-Antoine	JOURNAL OF MACHINE LEARNING RESEARCH	2010
445	Deep learning in neural networks: An overview	Schmidhuber, Juergen	NEURAL NETWORKS	2015
341	Learning Hierarchical Features for Scene Labeling	Farabet, Clement; Couprie, Camille; Najman, Laurent; LeCun, Yann	IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE	2013
341	Why Does Unsupervised Pre-training Help Deep Learning?	Erhan, Dumitru; Bengio, Yoshua; Courville, Aaron; Manzagol, Pierre-Antoine; Vincent, Pascal; Bengio, Samy	JOURNAL OF MACHINE LEARNING RESEARCH	2010
310	3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition	Ji, Shuiwang; Xu, Wei; Yang, Ming; Yu, Kai	IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE	2013
258	Random Search for Hyper-Parameter Optimization	Bergstra, James; Bengio, Yoshua	JOURNAL OF MACHINE LEARNING RESEARCH	2012
100	Deep Learning-Based Classification of Hyperspectral Data	Chen, Yushi; Lin, Zhouhan; Zhao, Xing; Wang, Gang; Gu, Yanfeng	IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN APPLIED EARTH OBSERVATIONS AND REMOTE SENSING	2014
87	Deep Learning and Its Applications to Signal and Information Processing	Yu, Dong; Deng, Li	IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE	2011
75	Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks	Dong, Chao; Loy, Chen Change; He, Kaiming; Tang, Xiaoou	IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE	2016
67	Predicting the sequence specificities of DNA- and RNA-binding proteins by deep learning	Alipanahi, Babak; Delong, Andrew; Weirauch, Matthew T.; Frey, Brendan J.	NATURE BIOTECHNOLOGY	2015
61	Traffic Flow Prediction with Big Data: A Deep Learning Approach	Lv, Yisheng; Duan, Yanjie; Kang, Wenwen; Li, Zhengxi; Wang, Fei-Yue	IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS	2015
61	A review of unsupervised feature learning and deep learning for time-series modeling	Langkvist, Martin; Karlsson, Lars; Loutfi, Amy	PATTERN RECOGNITION LETTERS	2014

을 인용한 문헌을 파악해본 결과 2,007건이었고 이들을 딥러닝 분야 현행 연구문헌 집합으로 설정하였다. 2007건의 현행 연구문헌 집합의 서지사항과 참고문헌 정보를 다운로드한 후 CitNetExplorer 프로그램(Van Eck & Waltman, 2014)으로 참고문헌을 일괄 추출하고 출현 횟수가 높은 참고문헌을 중심으로 동일 참고문헌의 이표기를 전거처리하였다. 그 결과 2,007건의 현행 문헌들로부터 20회 이상 인용된 191건의 참고문헌을 딥러닝 연구의 인용 정체성 집합으로 선정하게 되었다.

3. 딥러닝 인용 정체성 분석

3.1 동시인용 분석

딥러닝 현행 연구문헌들로부터 20회 이상 인용된 인용 정체성 문헌 191건을 대상으로 주요 연구

주체를 밝히기 위한 동시인용 분석을 실시하였다. 2,007건의 현행 문헌들로부터 191건의 인용 정체성 문헌이 동시인용된 횟수를 코사인 계수로 정규화한 후, 크기가 191×191인 동시인용 행렬에 대해서 집단간 평균연결 군집화를 실시하고 군집기반 네트워크 CBNet(이재운, 2007)을 생성하였다. 계층적 군집분석 결과에서 군집간 크기 차이가 작게 나타나고 주제 식별이 용이한 15개와 6개 분할 결과를 각각 소군집과 중군집 분할로 채택하였다. 2개 군집 분할까지 진행하면 전체적으로 15개 소군집이 8개와 7개씩으로 양분되어 2개의 대군집을 이루게 된다.

각 문헌에 대해서 지역 중심성인 이웃 중심성(이재운, 2015)을 측정 한 후, 15개 소군집별로 이웃 중심성이 높은 상위 문헌을 대표 문헌으로 선정하였다. 대표 문헌의 수가 군집 크기에 비례하도록 정하기 위해서 군집 크기의 제곱근을 취한 후 소숫점 이하를 버린 정수값을

<표 2> 인용 정체성 군집별 대표 문헌 (군집별 이웃중심성 상위 \sqrt{c} 개, c 는 군집 크기)

2군집	6군집	15군집	저자(연도) 출처	제목
A	1	C1	Hochreiter(1997) NC	Long Short-Term Memory
			Graves(2013) ICAS	Speech recognition with deep recurrent neural networks
			Hinton(2006) NC	A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets
	2	C2	Hinton(2006) SCIENCE	Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks
			Hinton(2002) NC	Training Products of Experts by Minimizing Contrastive Divergence
			Vincent(2008) P2ICML	Extracting and composing robust features with denoising autoencoders
	5	C8	Bengio(2009) FaTiML	Learning Deep Architectures for AI
			Tibshirani(1996) JRSSBM	Regression shrinkage and selection via the lasso: a retrospective
			Tenenbaum(2000) SCIENCE	A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction
			Breiman(1984) CR	Classification and Regression Trees
			Breiman(2001) ML	Random Forests
	2	C3	Huang(2012) ITSMCB	Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification
			Cybenko(1989) MoC	Approximation by superpositions of a sigmoidal function
		C5	Cortes(1995) ML	Support-Vector Networks
Rosenblatt(1958) PR			The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain	
Mnih(2015) NATURE			Human-level control through deep reinforcement learning	
C7		Jaeger(2004) SCIENCE	Harnessing Nonlinearity: Predicting Chaotic Systems and Saving Energy in Wireless Communication	
		KhalighRazavi(2014) PCB	Deep Supervised, but Not Unsupervised, Models May Explain IT Cortical Representation	
B	3	C4	Fukushima(1980) BC	Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position
			Guclu(2015) JN	Deep Neural Networks Reveal a Gradient in the Complexity of Neural Representations across the Ventral Stream
	4	C6	Leung(2014) BIOINFORMATICS	Deep learning of the tissue-regulated splicing code
			Alipanahi(2015) NB	Predicting the sequence specificities of DNA- and RNA-binding proteins by deep learning
			Zhou(2015) NM	Predicting effects of noncoding variants with deep learning-based sequence model
			Felzenszwalb(2004) IJCV	Efficient Graph-Based Image Segmentation
			Achanta(2012) ITPA	SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods
			Chen(2014) IJ	Deep Learning-Based Classification of Hyperspectral Data
	6	C10	Chen(2015) IJ	Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Data Based on Deep Belief Network
			Krizhevsky(2012) ANIP	ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks
			Srivastava(2014) JMLR	Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting
			Lecun(1998) PI	Gradient-based learning applied to document recognition
		C12	LeCun(2015) NATURE	Deep learning
			Timofte(2013) IJCV	Anchored Neighborhood Regression for Fast Example-Based Super-Resolution
Dong(2016) ITPA			Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks	
Yang(2010) ITIP			Image Super-Resolution Via Sparse Representation	
C13	Wang(2010) PCI	Locality-constrained Linear Coding for image classification		
	Lowe(2004) IJCV	Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints		
	Dalal(2005) PCI	Histograms of oriented gradients for human detection		
	Lazebnik(2006) PIIJCV	Beyond Bags of Features: Spatial Pyramid Matching for Recognizing Natural Scene Categories		
	Laptev(2005) IJCV	On Space-Time Interest Points		
	Wang(2013) IJCV	Action Recognition with Improved Trajectories		
C14	Le(2011) PICCV	Learning hierarchical invariant spatio-temporal features for action recognition with independent subspace analysis		
	Ji(2013) ITPA	3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition		
C14	Cheriyadat(2014) ITGR	Unsupervised Feature Learning for Aerial Scene Classification		
	Yang(2010) PISI	Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification		

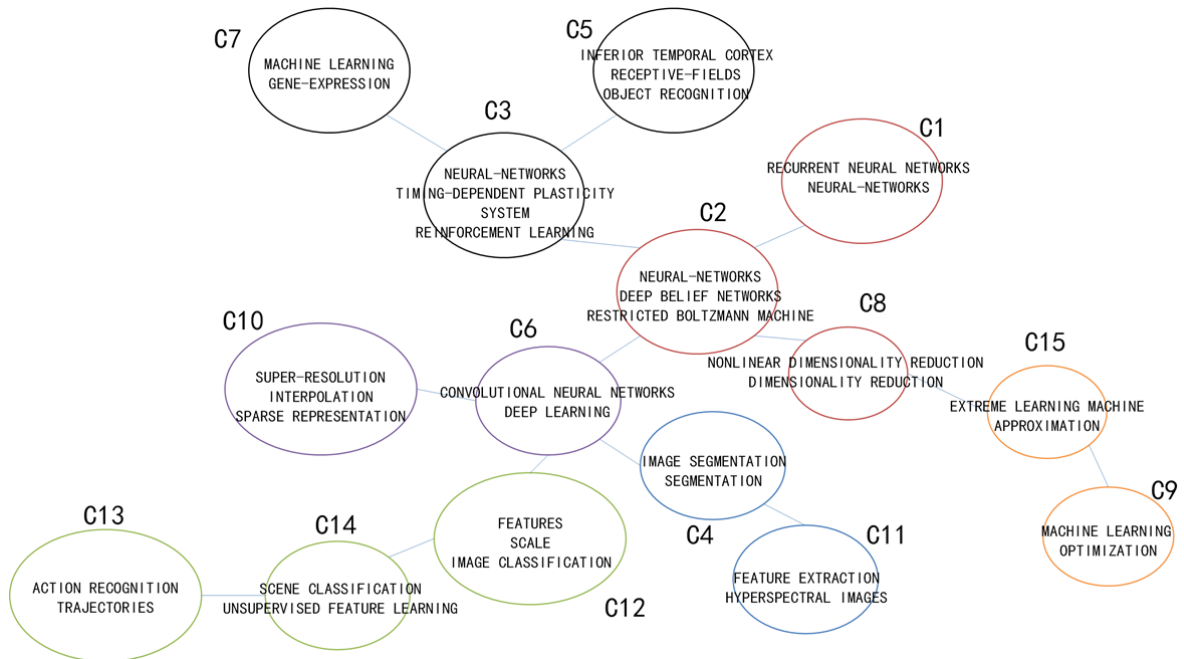
해당 군집의 대표 문헌 개수로 삼았다.

<표 2>의 군집별 대표 문헌을 보면 전체적으로 대군집 A에 속한 문헌들은 회귀 트리, 랜덤 포레스트나 SVM과 같은 고성능 분류기나 전략들과 심층 신경망을 함께 다루거나 차원 축소 등을 통해 분류 성능 및 속도 향상을 모색하는 연구 문헌이 주로 소속된 것으로 나타났다. 대군집 B에 속한 문헌들은 주로 신경망의 전통적인 적용 분야인 영상 및 동영상 분류와 개체 인식에 관련된 문헌들이 포함되며, 합성곱신경망이나 드롭아웃과 같이 최근

널리 활용되고 있는 기법을 다룬 문헌이 포함되어 있다.

3.2 군집 차별 인용 키워드 분석

각 군집의 연구 주제를 상세히 파악하기 위해서 군집 대표 문헌 이외에 차별 키워드를 조사하였다. 주제 키워드는 인용 정체성 문헌 191건을 인용하고 있는 현행 연구문헌 2,007건으로부터 추출하였다. 각 논문의 저자 키워드와 WoS 부여 키워드를 추출하여 통합한 후,



<그림 2> 인용 정체성 문헌 동시인용 소군집 15개의 패스파인더 네트워크와 군집별 차별 인용 키워드

특정 키워드가 출현한 현행 연구문헌이 인용 정체성 소군집 소속 문헌을 인용한 횟수를 합산한 것을 키워드의 군집 인용점수로 삼았다. 군집 인용점수의 KL-다이버전스가 높은 키워드를 해당 군집의 차별 인용 키워드로 선정하였다.

<그림 2>는 191개 문헌의 동시인용 패스파인더 네트워크를 소군집 15개 단위로 축소하여 표시한 것이며, 각 소군집마다 주요 차별 키워드를 제시하였다. 소군집 C2를 중심으로 위와 오른쪽의 8개의 소군집들이 대군집 A에 속하며, 소군집 C6를 중심으로 아래와 왼쪽으로 연결되어 있는 7개의 소군집들이 대군집 B에 속한다. 차별 키워드분포는 앞 절의 대표 문헌 해석 결과와 일치하게 나타났다.

4. 논의 및 결론

리뷰 논문을 제외하고 인용 정체성 집합에 포함된 2015년 이후 발표 문헌은, 대군집 A의 경

우 소군집 C3에 속한 심층강화학습을 다룬 구글답마인드 팀의 논문(Mnih2015)이고, 대군집 B의 경우 소군집 C10에 속한 초고해상도 이미지 복원을 다룬 논문(Dong2016)이다. 이들이 딥러닝 분야의 최신 주제를 대표하는 것으로 이해할 수 있다.

참고문헌

이재운 (2007). 국내 광역 과학 지도 생성 연구. 정보관리학회지, 24(3), 363-383.
 이재운 (2012). 폭소노미 연구 문헌에 대한 차아 중심 주제 인용 분석. 정보관리학회지, 29(4), 295-312.
 이재운 (2015). 가중 네트워크를 위한 일반화된 지역 중심성 지수. 정보관리학회지, 32(2), 7-23.
 Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2014). CitNetExplorer: A new software tool for analyzing and visualizing citation networks. Journal of Informetrics, 8(4), 802-823.