

An analysis of the signaling effect of FOMC statements

Shinwook Woo^a · Youngjae Chang^{b,1}

^aThe Bank of Korea; ^bDepartment of Data Science and Statistics, Korea National Open University

(Received February 12, 2020; Revised March 26, 2020; Accepted March 29, 2020)

Abstract

The US Federal Reserve (Fed) has decided to cut interest rates. When we look at the expression of the FOMC statements at the time of policy change period we can understand that Fed has been communicating with markets through a change of word selection. However, there is a criticism that the method of analyzing the expression of the decision sentence through the context can be subjective and limited in qualitative analysis. In this paper, we evaluate the signaling effect of FOMC statements based on previous research. We analyze decision making characteristics from the viewpoint of text mining and try to predict future policy trend changes by capturing changes in expressions between statements. For this purpose, a decision tree and neural network models are used. As a result of the analysis, it can be judged that the discrepancy indicators between statements could be used to predict the policy change in the future and that the US Federal Reserve has systematically implemented policy signaling through the policy statements.

Keywords: decision tree, FOMC statement, neural network, signaling effect, US Federal Reserve

1. 서론

최근 미 연준(연방준비제도 이사회, Federal Reserve Board)이 큰 폭 정책금리 인하를 결정하면서 향후 통화정책 운용방향에 대해 관심이 고조되고 있다. 이전의 상황을 돌아보면 변동성이 심화된 경제환경 하에서 연준에서 금리인하 가능성을 시사한 적이 있었으나 실제 정책금리 인하를 단행한 것은 최근 몇 차례의 일이었다. 1999년 5월부터 미 연준이 매 연방공개시장위원회 회의 이후 발표하는 통화정책 의결문(statement)을 살펴보면 정책금리 운용에 관한 방향성을 엿볼 수 있다. 의결문에 담기는 단어와 뉘앙스는 현 이사회의 통화정책의 기초와 더불어 향후 정책금리 운용의 방향을 예상해 볼 수 있다는 점에서 매우 신중하게 결정된다. 또한 금리동결 시점이나 동결기간 중, 그리고 인상이나 인하 시점이 다가왔을 때 통화정책 의결문의 표현을 살펴보면 단어 선택의 변화 등을 통해 시장과 꾸준하게 커뮤니케이션해 왔었다는 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 관련된 선행연구를 바탕으로 정책금리 변동을 예측하고 정책금리 변동에 영향을 끼치는 요인을 분별해 낼 수 있는지 분석해 보았다. 선행연구가 통화정책 변화를 탐지하기 위한 텍스트마이닝 기법을 활용하고 결과를 요약하는데 그쳤다면, 본 연구는 통화정책 의결문의 특징을 요약한 결과에 예측에 활용되는 데이터마이닝 기법을 직접적으로 응용하여 실제적인 예측을 수행하고 예측력을 평가하였다

This research was supported by Korea National Open University Research Fund.

¹Corresponding author: Department of Data Science and Statistics, Korea National Open University, 86 Daehak-ro Jongro-gu, Seoul 03087, Korea. E-mail: yjchang@knou.ac.kr

는 점에서 차별성이 있다고 하겠다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 간략하게 선행연구를 검토하여 본 연구의 차별성 및 기여사항을 논의하였으며 3장에서는 예측력 평가를 위한 데이터마이닝 분석방법론에 대해서 정리하였다. 4장에서는 분석결과를 살펴보고 통화정책 수행에 있어서 의미를 해석하였으며 5장에서는 분석결과를 바탕으로 정책적 시사점을 도출하였다.

2. 선행연구

텍스트마이닝 기법은 문헌에 포함되어 있는 빈출 단어를 토대로 정량적 분석을 수행하는 방법론 중 한 가지이다. 문헌 해석 등에 대한 보다 객관적 접근 방법의 제안이라 볼 수 있다. 선행연구에서는 여러 가지 사회적 이슈에 관한 문헌 데이터의 정량적 분석을 통해 객관적 지표를 제시하고 관계성을 도식화하였으며, 지표 등에 근거한 유의미한 결론을 도출한 바 있다.

Park과 Lee (2009)는 대량의 댓글 자료를 두 가지 텍스트마이닝 방법으로 분석하였다. 어휘별 출현 빈도 및 특정 어휘와의 결합 어휘를 분석하는 도구와 메시지 생산자의 인지심리학적 태도를 추론할 수 있는 단어 수 집계 도구를 병합하여 계량적인 분석을 실시하였다. 이러한 텍스트마이닝 기법의 사용과 질적 분석의 병합은 댓글에 내재한 정치성향을 분별하는 데 도움이 될 수 있음을 밝힌 바 있다. Kang 등 (2015)은 트위터에 나타난 사회적 이슈에 대한 의견을 수집하여 사회적 이슈를 주제로 하는 감성사전을 구축하고 감성 분석을 실시하였다. 텍스트마이닝 기법을 이용해 사회적 이슈와 관련된 주제지향 감성사전을 구축하고 정확도 지표를 산출하였으며 이를 통해 긍정과 부정의 의견을 분석한 결과 특정 사회 이슈에 대해 트윗 작성자의 의견이 긍정인지 부정인지 자동으로 분류할 수 있다고 주장하였다. Kim과 Park (2016)에서는 2006년에서 2015년까지 ‘아동’이라는 검색어가 포함된 32개 매체의 39,904개 기사를 분석 대상으로 설정하여 ‘뉴스스스 베타’를 활용한 정량적인 분석을 실시하였다. 뉴스정보원과 주제 연결망 분석을 통해 기사의 주요 정보원과 인용문의 주제를 분석하였으며, 이를 통해 우리나라 뉴스에 비친 아동은 주로 정부와 학부모의 보호와 관리의 대상으로 여겨진다고 주장하였다.

한편, Woo와 Chang (2016)에서는 데이터마이닝 기법 중 하나인 텍스트마이닝 방법을 통해 의결문 분석 과정을 보완할 수 있는 방법을 제안하였다. 미 연준의 통화정책 의결문을 분석함으로써 이 문서가 실제 통화정책의 변화를 얼마나 충실하게 반영하고 있는지 분석하였다. 그리고 의결문의 논조 변화가 실제로 향후 정책방향까지 이어지는 데에는 어느 정도의 시간이 소요되는지를 살펴보고 이를 통해 정책 변경 가능성을 엿볼 수 있음을 주장한 바 있다. 그러나 기존 연구는 문헌 데이터에서 나타난 현황을 요약하고 특징을 추출하여 결론을 도출하는 데 그치고 있다. 본 논문에서는 선행연구를 참고하되 기존 연구의 한계를 극복하고자 계량적 예측 방법론을 연구하고 이를 통해 정책의 예측 가능성까지 살펴보았다. 1999년 5월부터 미 연준이 발표하였던 통화정책 의결문의 변화 기조를 정성적인 측면 뿐만 아니라 계량화된 측면에서 분석해 보고 데이터마이닝 기법을 활용하여 향후 정책금리의 동결 또는 변경 등을 예측하였다는 점에서 연구의 의의를 찾을 수 있겠다.

3. 분석방법

3.1. 텍스트마이닝

본 논문에서는 각 의결문의 특징을 파악하고자 각 의결문에 나타나는 빈출단어를 분석하였다. 의결문이 공표된 시점 이후 전 기간에 걸쳐 단어의 리스트를 구성하고 워드클라우드(word cloud)를 생성하여 전반적인 특성을 분석해 보았으며, 각 의장 재임 기간별 빈출단어를 기반으로 한 별도의 워드클라우드도 생성하여 비교하였다. R 프로그램의 SnowballC 패키지 등을 이용하여 유사단어의 병합 및 명확화 등의 의결문 텍스트 데이터 정제과정을 거쳤으며 문서 단어 행렬(document term matrix)을 산출하고 이를

바탕으로 인접한 두 의결문 간 유사성을 평가하였다.

3.2. 유사도의 측정

군집분석과 같은 데이터마이닝 기법에서는 일반적으로 관측치간 유사성을 판단하여 군집화를 이루는 과정에서 두 개체 간 거리를 기준으로 삼는다. 본 논문에서도 미 연준의 통화정책 의결문의 유사성을 거리의 개념을 이용하여 측정하기로 한다. 의결문의 기초 변화를 포착하기 위해서는 인접한 두 시점의 의결문 간 유사도가 급격히 낮아지는 시점, 즉 거리가 멀어지는 시점을 찾으려 하기 때문이다. 마치 군집분석에서 개체간의 거리를 기준으로 서로 다른 군집으로 분리하는 것과 유사한 방식이라고 할 수 있겠다. 거리의 개념을 적용하기 위해 문서의 유사도를 비교하는 데 적절한 것으로 평가되고 있는 코사인 유사성(cosine similarity) 척도를 활용하기로 한다. 코사인 유사성은 식 (3.1)과 같이 다차원 양수 공간에서 정의된 거리 산식에 의해 도출된 값이다. 예를 들어 단어 A, 단어 B, 단어 C로만 구성된 두 개의 문서가 있다고 가정하면, 식 (3.1)에서 x_1, x_2, x_3 는 한 문서의 단어 A, 단어 B, 단어 C의 출현 회수가 되며 다른 한 문서에서의 단어 A, 단어 B, 단어 C의 출현 회수는 y_1, y_2, y_3 가 된다. 결국 코사인 유사성은 두 벡터의 방향성까지 함께 고려하여 어느 정도 가까운지를 평가하는 척도라고 해석할 수 있다.

$$\text{Similarity} = \frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|} = \frac{\sum x_i y_i}{\sqrt{\sum x_i^2} \sqrt{\sum y_i^2}}. \quad (3.1)$$

실제 정책금리 변화를 적절하게 예측할 수 있는지 살펴보기 위해 이 유사성 척도를 변환하였다. 두 문서의 빈출단어를 바탕으로 구성된 유사도가 가장 높은 경우, 즉 완벽하게 일치하는 경우를 1로 보고 1에서 유사성 척도를 차감하여 비유사성 척도를 산출하였다. 인접한 두 문서의 비유사성이 급격히 증가한다면 이는 정책의 기초 변화를 의미한다고 판단할 수 있기 때문이다. 비유사성 척도의 $t-1$ 기부터 $t-3$ 기까지의 비유사성 척도를 의사결정나무 및 인공지능망 기법의 입력변수로 하고 t 기의 금리변화 여부를 출력변수로 하여 과거의 비유사성을 통해 향후 정책 집행 여부를 예측할 수 있는지 살펴보기로 한다.

3.3. 의사결정나무

의사결정나무(decision trees)는 주어진 입력값에 대해 출력값을 예측하는 모형으로 출력값이 범주형인 경우의 분류나무(classification trees)와 연속형인 경우의 회귀나무(regression trees) 모형으로 구분된다. 관련 있는 대표적인 알고리즘으로는 Breiman 등 (1984)이 제안한 classification and regression trees (CART), Quinlan (1993) C4.5와 C5.0 및 Kass (1980)에 의해 개발된 chi-squared automatic interaction detection (CHAID) 등이 있다. 최근에는 더욱 진일보한 알고리즘이 많이 개발되고 있다. 본 논문에서는 의사결정나무 알고리즘 중 기본이 되는 CART를 선택하여 통화정책 결정문간 비유사성과 실제 금리정책 변화 여부와의 관계를 분석하였다. Kim 등 (2015)에서도 CART 형태의 의사결정나무를 이용하여 가계부채의 총액을 예측한 바 있다.

CART는 모형에 대한 가정이 필요없는 비모수적 방법이다. 즉, 관측값이 어느 확률분포를 따른다는 전제가 필요하지 않거나 모수적 모형에서 가정하는 선형성, 등분산성 등의 가정이 필요없는 비모수적 방법이며, 가장 설명력이 높은 변수 순으로 데이터의 분리가 이루어지게 된다. 이를 의사결정나무에서는 가지가 나뉜다고 (혹은 분기한다고) 표현한다. 데이터가 나누어질 때에는 목표변수의 값이 유사한 것끼리 묶이도록 하는 기준이 필요한데, 이를 위해 지니지수(Gini index)와 같은 불순도 함수를 이용한다. 즉, 불순도를 낮게 하는 방법으로 가지가 나뉘는 것이다. 의사결정나무 모형은 기본적으로 If-then 형식의 이해하기 쉬운 규칙을 생성함으로써 분류나 예측의 근거를 제공하기 때문에 최종 산출된 나무 형태를 보

고 해석이 용이하다. 또한 입력변수의 수가 불필요하게 많더라도 불순도를 낮추는데 효과적이지 않은 변수의 경우 자동으로 배제하므로 변수 선택 방법으로 유용하게 사용될 수 있다.

다른 의사결정나무 알고리즘과 비교할 때, CART의 특징적인 면을 꼽자면 가지치기(pruning) 단계라고 할 수 있다. 의사결정나무는 데이터 분리가 이루어질수록, 즉 나뭇가지가 계속 나뉘어 크기가 커질수록 예측력이 증가하는 것으로 보일 수 있다. 마치 다중선형회귀모형에서 변수가 추가될수록 결정계수값이 증가하는 것과 마찬가지로 의사결정나무에서도 가지가 계속 나뉘어질수록 설명력이 커지게 되는 과다적합의 문제가 발생하는 것이다. 이 경우 실험데이터를 이용한 예측에 있어서 예측력이 크게 저하되는 것으로 나타난다. CART에서는 이를 방지하기 위해서 식 (3.2)와 같은 비용복잡도 함수(cost-complexity function)를 사용하여 적절한 규모의 나무로 크기를 제한한다. 여기서 T 는 임의의 의사결정나무이며, $|T|$ 는 해당 나무의 크기로서 최종노드의 개수를 의미한다. α 는 비용복잡도 함수의 모수로서 이 값이 클수록 작은 크기의 나무구조를 선호하게 된다. 비용복잡도 함수는 서로 상반되는 특성을 지닌 오분류율 $R(T)$ 와 나무의 크기 $|T|$ 를 결합해 놓음으로써 두 가지 지표 사이의 균형을 고려하여 최적모형을 선택하도록 고안된 함수라고 할 수 있다.

$$CF(\alpha) = R(T) + \alpha|T|. \quad (3.2)$$

가지치기 단계는 최종 단계까지 완전히 자라게 한 나무모형에서 나타날 수 있는 과다적합을 방지하여 예측력을 높이는 효과뿐만 아니라 Chang (2013)에서 보였듯이 가지치기 이후 나무모형의 구조를 통해 의미 있는 잔존 변수를 선택하는 도구로도 사용할 수 있다는 점에서 매우 중요하다고 할 수 있다. 본고에서는 위와 같은 가지치기 결과 최종적으로 산출되는 나무모형을 통해 과거 어느 시점의 의결문의 기초 변화가 현 시점의 정책에 영향을 미쳤는지, 그리고 예측력은 어떠한지 분석해보기로 한다.

3.4. 신경망모형

신경망(neural network)은 인간의 두뇌구조를 모방하여 마디와 고리로 구성된 망구조를 모형화하고 의사결정나무와 마찬가지로 과거에 수집된 데이터로부터 반복적인 학습과정을 거쳐 데이터에 내재되어 있는 패턴을 찾아내는 데이터마이닝 기법이다.

입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되는 다층신경망의 경우 은닉층에서는 입력층으로부터 전달되는 변수값들의 선형결합을 비선형함수로 처리하여 다른 은닉층 또는 출력층으로 전달하게 된다. 이 때 입력정보를 결합하는 함수를 합성함수라고 하며, 전달의 역할을 담당하는 함수를 활성화함수 또는 전이함수라고 부른다. 신경망모형의 적합을 위해서는 일반적으로 모든 입력 변수와 출력변수의 값을 0에서 1 사이 값으로 변환한다. 범주형 변수는 순서가 있을 경우 적절한 변환을 통해 0과 1 사이의 값으로 변환하고 순서가 의미 없는 경우에는 가변수(dummy variable)를 생성하여 이용하게 된다.

신경망모형의 장점은 일부 변수의 변환이 필요하긴 하지만, 입출력 변수에 범주형, 연속형 변수를 모두 사용할 수 있으므로 활용범위가 넓다는 점을 꼽을 수 있다. 또한, 입력변수들의 비선형조합을 통해 출력 결과가 도출되므로 대체로 예측력이 우수하다. 다만, 우수한 예측력에도 불구하고 출력 결과에 대한 근거를 설명하지 못하거나 복잡한 학습과정을 거침에 따라 모형 구축에 상당한 시간이 소요된다는 점은 제약으로 작용한다.

Figure 3.1는 신경망모형의 예이다. 입력층에 세 개의 노드가 있으며 한 개의 은닉층이 두 개의 노드로 구성되어 있음을 알 수 있다. 화살표 위의 수치는 노드 간 연결 강도를 의미하는 가중치이며 숫자 1은 합성함수 및 활성화함수의 상수항을 의미한다.

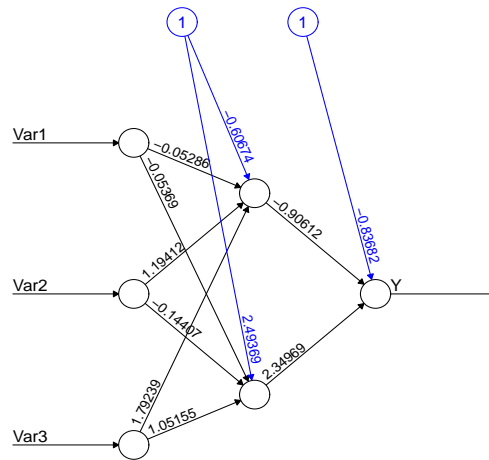


Figure 3.1. An example of the artificial neural network.

신경망모형은 명확한 모형 구조를 파악하기는 힘들지만 예측의 목적으로 활용하기에는 적당하다 판단된다. 본고에서는 과거의 의결문의 기초 변화를 나타내는 비유사성을 입력변수로 하고 현 시점의 정책 변화를 출력변수로 하여 신경망 모형을 구축하고 예측력을 평가해보기로 한다.

3.5. 랜덤포레스트

Breiman (2001)에 의해 제안된 랜덤포레스트는 붓스트랩 방법을 통해 데이터의 변화를 꺾고 나무구조 형성 시 임의성을 부여한 앙상블 방법이다. 다양한 붓스트랩 샘플을 기반으로 여러 개의 의사결정나무를 생성하고 새로운 관측치에 대해 생성된 여러 개의 나무모형을 통해 얻은 예측값을 종합함으로써 최종 예측치를 구하게 된다. 다양성과 임의성이 반영되어 여타 단일 모형에 비해 예측력이 향상되는 결과를 얻을 수 있다. 특히 나무를 생성할 때 가지치기를 하지 않은 가장 큰 나무를 사용하는 것이 더 나은 예측력을 보인다고 알려져 있다. 가지치기 단계를 거치지 않게 되면 계산에 소요되는 시간이 절감되므로 여러 개의 나무를 생성하더라도 연산의 부담도 적어지게 되지만, 여러 개의 나무모형을 생성하여 종합하므로 나무모형과 달리 모형을 단일하게 표현하거나 시각적으로 나타낼 수 없는 한계점도 존재한다.

3.6. 분석대상

미 연준이 통화정책 의결문을 발표하기 시작한 1999년 5월부터 2019년 12월까지의 기간 중 홈페이지를 통해 일반에게 공개한 의결문은 총 170개였다. 이 기간 중 정책금리 인상을 결정한 회수는 32회, 동결은 112회, 인하는 26회였다. 예측을 위하여 사용한 의사결정나무모형이나 인공신경망모형 모두 입력변수는 과거 3회에 걸쳐 나타난 인접 의결문 간의 비유사성이며 예측대상인 목표변수는 정책금리의 변경 여부로 하였다.

4. 분석결과

4.1. 정책금리 변동과 빈출단어 분석

세인트루이스 연준의 경제 연구 홈페이지(<https://fred.stlouisfed.org/>)에는 다양한 경제시계열 자료가

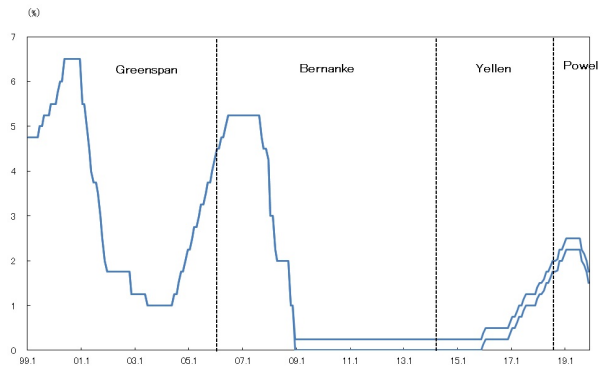
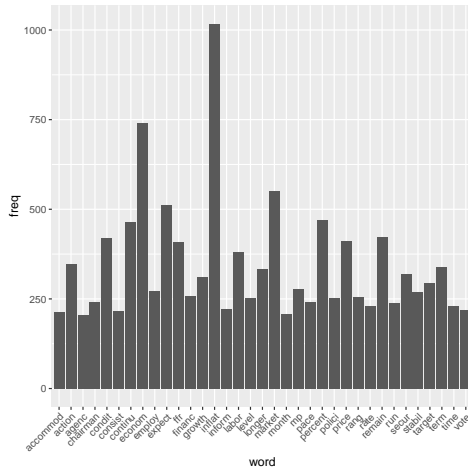
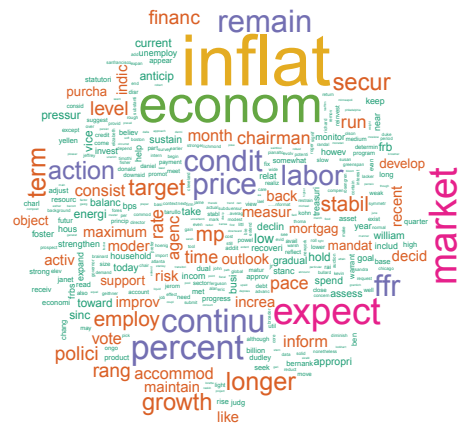


Figure 4.1. Federal funds rate.



(a) Word counts



(b) Word cloud

Figure 4.2. Word counts and word cloud of FOMC statements.

탑재되어 있으며 일반 사용이 허용된 공개된 데이터이다. Figure 4.1은 해당 홈페이지에서 미 연준의 정책금리 운용 목표치라고 할 수 있는 Federal Funds Rate 자료의 1999년 5월 이후 시계열을 의장 재임 기간별로 나누어 살펴 본 것이다. 2008년 12월부터 정책운용 목표 금리를 하한에서 상한까지의 범위로 발표하였기 때문에 이 시점 이후의 시계열은 둘로 나뉘게 된다.

전 기간에 걸친 의결문을 종합하여 빈출단어를 살펴보면 Figure 4.2와 같다. 빈도수가 상대적으로 높은 것으로 나타난 단어들은 물가목표제, 즉 인플레이션 타겟팅이라는 중앙은행의 중요 정책과 연관성이 높은 “inflation”과 경제상황을 고려함을 내포한 “economy” 및 시장과의 소통을 목적으로 하는 의결문의 특징이 드러난 “market” 등이었다.

의장 재임기간별로 비교해 보면 Greenspan 재임기간 중 금리의 변화가 상대적으로 빈번했으며 그 변동 폭도 컸음을 알 수 있다. 특히 상당기간의 금리 인하 시기 이후 지속적인 금리 인상 시기로 접어들면서 정책 기조의 급격한 변화도 엿볼 수 있다. 반면 Bernanke 의장 재임기간 중에는 매우 짧은 시기 내의 큰 폭 금리 인하 이후 미국발 글로벌 금융위기에 대처하기 위한 양적완화 시기가 지속되면서 상당기간

Table 4.1. Descriptive statistics of dissimilarity between FOMC statements

Chair	Period		Number of FOMC statements	Mean	Standard deviation
	Begin	End			
Greenspan	Aug. 1987	Jan. 2006	58	0.2419	0.1831
Bernanke	Feb. 2006	Jan. 2014	66	0.1091	0.0910
Yellen	Feb. 2014	Feb. 2018	32	0.0340	0.0212
Powell	Feb. 2018	-	14	0.0392	0.0226

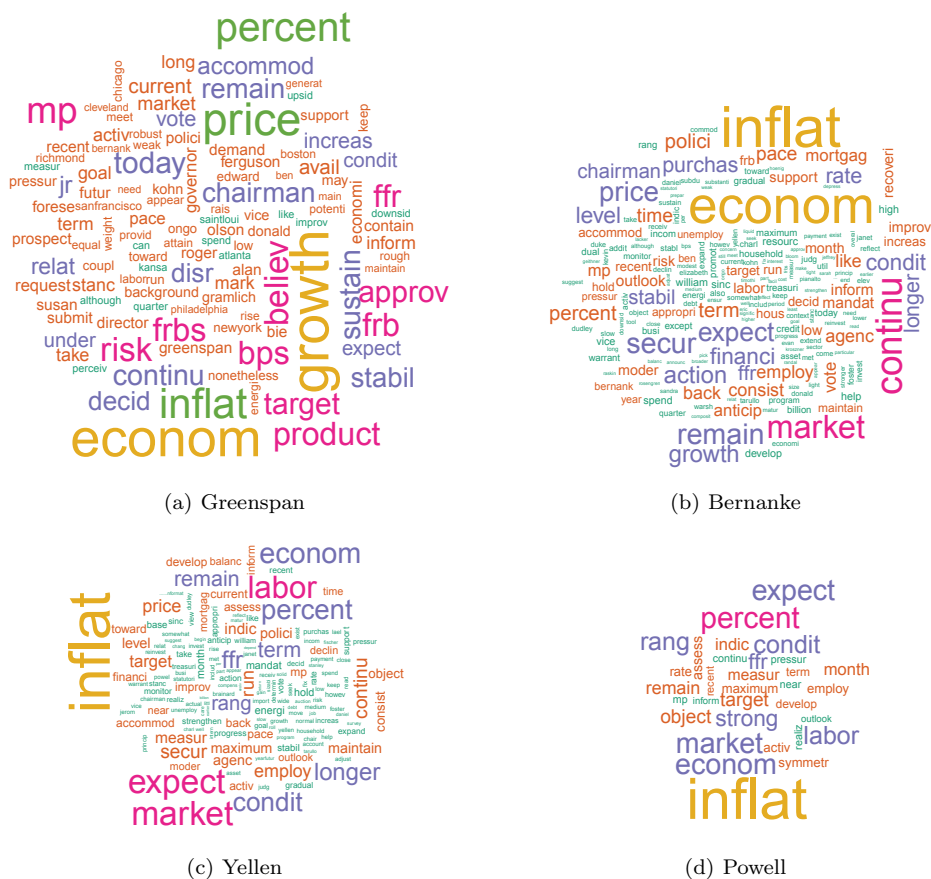


Figure 4.3. Word cloud of FOMC statements by the chair.

정책금리의 변동이 없었음을 알 수 있다. 이는 Table 4.1 의결문의 비유사성 분석을 통해서도 확인할 수 있다. Greenspan 의장의 재임기간 중 의결문 간 비유사성의 평균치가 0.24인데 비해 Bernanke 의장의 재임기간에는 0.11로 절반 정도 수준에 그치고 있다. 이후 Yellen 의장과 현 의장인 Powell 재임기간 중 비유사성은 매우 낮아지고 변동폭도 크게 축소된 것으로 나타났다.

한편, 각 의장 재임기간 별 의결문의 빈출단어를 Word cloud 형태로 구현하면 Figure 4.3과 같다. 각 의장 재임기간 별로 나누어 보았을 때 가장 강조되었던 단어는 “inflation”였다. 통화정책의 목표로서 중앙은행이 가장 주의 깊게 살펴보아야 하는 것이므로 재임 기간에 관계없이 가장 많이 언급되는 단어

Table 4.2. Misclassification rate of decision tree models by the chair

		Greenspan		Bernanke		Yellen		Powell	
		Predicted		Predicted		Predicted		Predicted	
		Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay
Actual	Change	32	1	9	4	0	5	6	1
	Stay	4	18	1	52	2	24	3	4
Misclassification		8.67%		7.73%		22.5%		28.1%	

었다. 다만, Greenspan 의장 재임기간 중 “growth”가 상대적으로 부각되었으며 Bernanke 의장을 거쳐 Yellen 의장에 이르면서 “inflation”의 중요도가 커지고 있다는 점이 특징적이라 할 수 있다. 이는 상대적으로 성장의 수준이 양호했던 Greenspan 의장 재임기에 비해 경기침체에 접어들어 양적완화기조를 지속했던 후임 의장 재임기간 중 향후 경기회복에 대한 선제적 대응 측면에서 금리 인상의 시기를 고민했던 흔적이라고 평가할 수 있겠다.

4.2. 정책 시그널링 분석

4.2.1. 의사결정나무 모형 적합 결과 과거 세 차례에 걸친 통화정책 결정문간 비유사성을 입력변수로 하고 실제 금리정책 변화 여부를 목표변수로 하여 의사결정나무 모형을 적합하였다. CART 알고리즘을 활용하기 위해 R의 rpart 패키지를 사용하였다. 단, 분석은 금리 변경이 없었던 제로 금리기간을 제외하여 Greenspan 의장 재임기간 중인 1999년 5월부터 Powell 의장의 재임기간에 이르는 2019년 12월까지 총 170개의 의결문을 대상으로 하였다. 의결문 간 비유사성은 의결문 내의 단어빈도를 토대로 완벽한 일치도를 나타내는 1에서 식 (3.1)의 코사인 유사성을 차감하여 산출하고 표준화하였다. Woo와 Chang (2016)에서 분석한 바대로 의결문과 정책 집행 효과가 6개월 정도의 시점까지 영향을 미치는 점을 고려하여 과거 3회의 의결문 간 비유사성이 입력변수로 사용되었다. 이렇게 시차변수를 사용하게 됨에 따라 Greenspan 의장 재임기간 중 예측 시점이 4회 결측이 발생하게 되었다.

Table 4.2는 의사결정나무를 이용하여 향후 정책변화 예측력을 평가하기 위해 모형구축에 사용된 훈련 데이터를 바탕으로 50개의 붓스트랩 검증데이터를 생성하고 평균 분류횡수를 바탕으로 분할표를 작성하고 오분류율의 평균을 제시한 것이다. 나무모형에 따르면 Greenspan 의장의 재임기간 중 오분류율은 8.67%로서 Bernanke 의장 재임기간 중 오분류율 7.73%와 비슷한 수준을 나타내고 있다. 또한 이어진 Yellen 의장 임기 및 Powell 의장 임기 중 일부구간인 2018년 2월부터 2019년 12월까지의 기간 중에는 각각 22.25% 및 28.1%로 큰 폭 상승하였다. 이는 Greenspan 의장 재임기 및 Bernanke 의장 재임기의 경제환경에 기인한다고 하겠다. 상대적으로 긴 Greenspan 의장의 재임기간 중에는 일정한 방향으로 정책시그널을 주면서 금리의 변동이 지속되었고 Bernanke 의장 재임기에는 금융위기가 겹치면서 양적완화의 강력한 정책 시그널이 이루어졌다. 특히 zero lower bound에 근접하는 등 정책수단 운용에 제약이 있었으며 이에 따라 정형화된 의결문의 시그널이 일정하고 지속적으로 시장에 전달된 것도 한 가지 요인이라고 볼 수 있다. Yellen 의장 임기 중에는 이전에 지속되었던 장기간의 양적완화 시기를 벗어나면서 상대적으로 정책 금리 조정의 폭이 적었던 데다가 의결문 상 기조변화가 뚜렷하게 포착되지 않은 데 기인한 것으로 판단된다. 한편, Powell 의장 재임기간 중 분석 결과는 너무 짧은 시계열에 기인하므로 해석에 유의할 필요가 있다. 의사록 발표회수가 적어 시계열이 축적되지 못했고 정책 조정 변동 회수도 많지 않았기 때문에 모형에 따라 예측력 평가가 불안정적으로 나타날 수 있다.

본 논문에서는 분류의 기준이 되는 임계점을 훈련데이터 중 정책변화 횟수 비중으로 설정하고 분석하였다. 그러나 임계점에 따라 모형의 성능이 달라질 수 있기 때문에 receiver operating characteristic

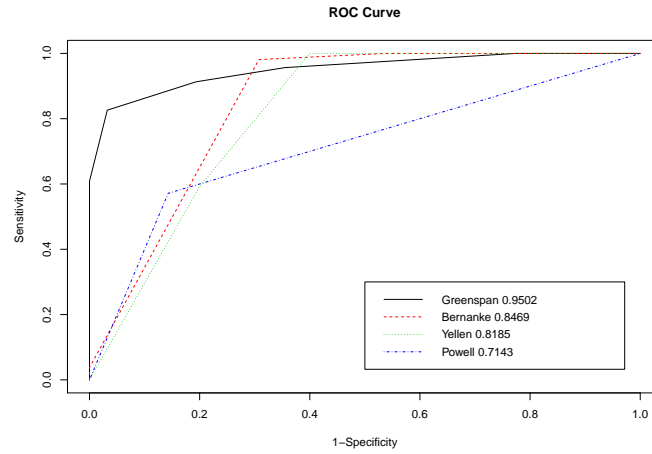


Figure 4.4. ROC curves of decision tree models.

(ROC) 곡선을 이용하여 예측력을 종합적으로 평가해볼 필요가 있다. 훈련데이터를 바탕으로 한 의장 재임기별 나무모형의 ROC 곡선은 Figure 4.4와 같으며 곡선아래의 면적으로 정의되는 area under curve (AUC) 값은 범례 내의 수치이다. 이를 토대로 평가하면 시계열이 짧은 Powell 의장 재임기의 나무모형 예측성능이 상당히 불안정함을 알 수 있다.

한편, 각 의장 재임기별 나무모형의 구조를 살펴보면 과거 의결문의 비유사성이 현 시점에 어떻게 영향을 미치고 있는지 직관적으로 이해할 수 있다. Figure 4.5는 1-s.e. 법칙에 따른 가지치기 이후의 나무모형으로서 가장 시계열이 긴 Greenspan 재임기의 나무모형이 복잡한 구조를 지니고 있음을 알 수 있다. 나무의 분기가 일어나는 각 기준점은 표준화된 비유사성 측도이므로 상대적 크기이며 대체로 정책의 변화가 일어나기 위해서는 어떤 기준점 이상의 비유사성이 포착되어야 함을 의미한다. 특징적인 것은 나무구조에서 나타난 상위 변수들의 내역인데, Greenspan 의장 재임기의 경우, 3기 전 의결문의 비유사성 변수가, Bernanke 의장 재임기의 경우 1기 전 의결문의 비유사성 변수가, 그리고 Yellen과 Powell 의장의 경우에는 공히 2기 전 의결문의 비유사성 변수가 가장 먼저 나타나고 있다. 이는 의장에 따라 재임기간, 단어의 선택이나 의결문 작성 방법, 경제환경 등 여러 가지 여건이 서로 달랐으므로 시장과의 커뮤니케이션에 있어서 의결문에 내포된 함의를 통해 정책 변화 필요성을 주지시키는 시점과 실제 정책이 집행되는 시점이 경제상황에 따라 차이가 난다는 의미이다. 선행 연구처럼 통합된 전체 시계열 자료 분석을 통해 몇 개월 내에서 정책집행이 이루어진다고 단언하기 힘든 이유라 할 수 있겠다.

4.2.2. 신경망모형 적합 결과 의사결정나무 모형과 마찬가지로 과거 3회의 통화정책 의결문간 비유사성을 입력변수로 하고 실제 금리정책 변화 여부를 목표변수로 하여 신경망모형을 적합하였다. 단, 신경망모형은 은닉층 존재 여부, 노드의 개수 등에 따라 예측력이 변화할 수 있으므로 분석 시 하이퍼파라미터 최적화 과정을 거쳐 최종 모형을 선택하였다. 분석에는 R의 neuralnet 패키지가 사용되었다. 가중치를 근사적으로 찾아가는 모형의 특성상 분석 결과에 편차가 존재할 수 있어 seed number를 0으로 고정하고 분석하였다. 분석 대상기간 및 활용 변수는 앞서 의사결정나무 모형의 경우와 동일하다.

Table 4.3은 신경망모형을 이용하였을 때, 모형구축에 사용된 훈련데이터를 바탕으로 50개의 붓스트랩 검증데이터를 생성하여 평균 분할표를 작성하고 오분류율의 평균을 제시한 것이다. 앞서 분석한 것

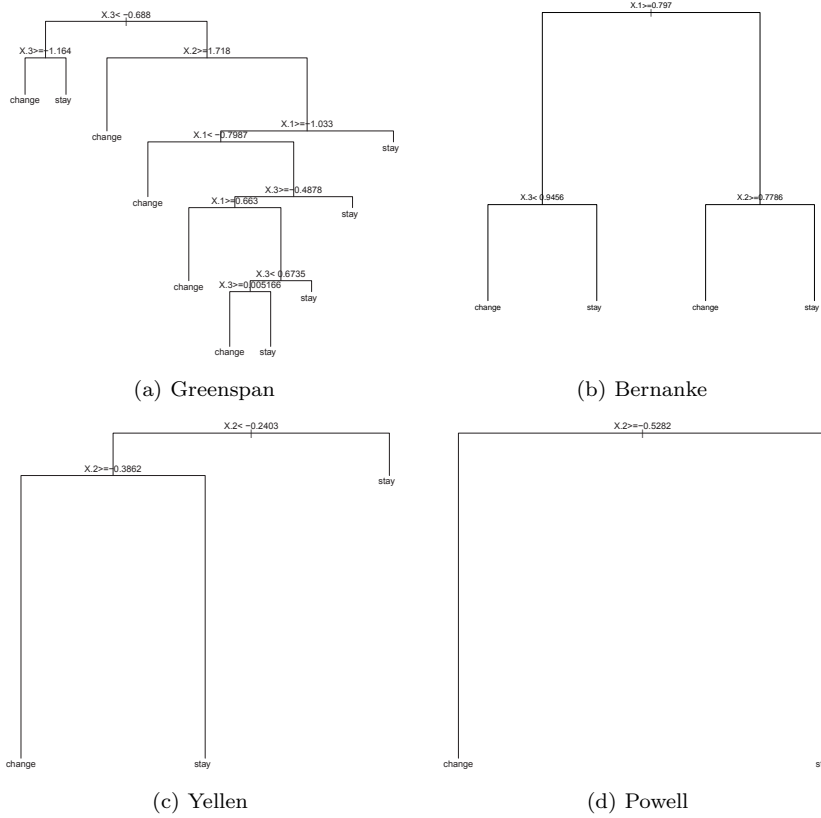


Figure 4.5. Decision tree models of future policy stance.

Table 4.3. Misclassification rate of neural network models by the chair

		Greenspan		Bernanke		Yellen		Powell	
		Predicted		Predicted		Predicted		Predicted	
		Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay
Actual	Change	32	0	12	2	5	1	7	0
	Stay	2	20	2	50	3	24	0	7
Misclassification		3.70%		6.09%		9.63%		2.86%	

과 마찬가지로 Yellen 의장의 재임기간 중 오분류율은 9.63%로서 여타 의장 재임기간 중의 오분류율 3~6%보다 높은 수준을 나타내고 있다. 대체로 나무모형의 경우와 유사한 결과이지만 Powell 의장 재임기간 중 오분류율은 나무모형의 경우에 비해 매우 낮다. 이렇게 극명한 차이를 보이는 것은 짧은 시계열에도 불구하고 과다적합을 유도하여 예측력의 향상을 꾀하는 신경망 모형의 특성이 반영된 것으로 볼 수도 있겠다. 그러나 앞서 지적하였듯이 Powell 의장 재임 기간 중 발표된 분석대상 의결문이 14개에 그치는 한계로 보아야 보다 적절할 것이다. 오분류의 횟수가 한 개만 증가하여도 오분류율이 매우 큰 폭으로 상승하므로 이 시기의 모형의 예측력에 대해서는 주의를 기울여 평가해야 한다. Figure 4.6은 의장 재임기별 신경망모형의 ROC 곡선을 종합하여 나타낸 것이며 Figure 4.7는 각 의장 재임기별 신경망 모

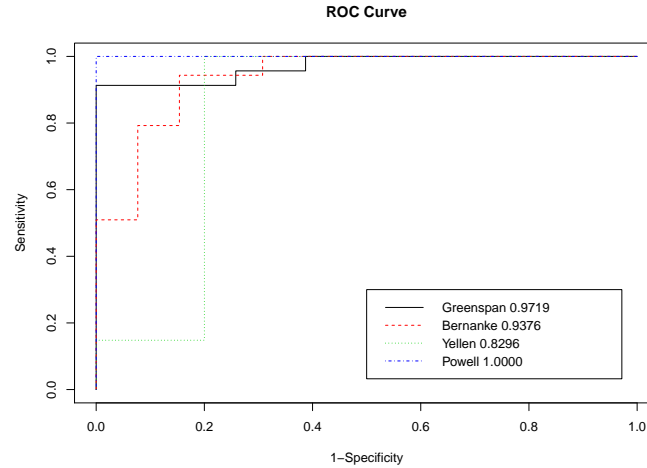


Figure 4.6. ROC curves of neural network models.

형을 나타낸 것이다. 모두 훈련데이터를 바탕으로 한 것으로서 전반적으로 나무모형에 비해 AUC값이 크게 나타난다.

4.2.3. 랜덤포레스트 적합 결과 이전의 두 모형과 마찬가지로 과거 3회의 통화정책 의결문간 비유사성을 입력변수로 하고 실제 금리정책 변화 여부를 목표변수로 하여 랜덤포레스트 모형을 적합하였다. 랜덤포레스트 알고리즘을 활용하기 위해 R의 randomForest 패키지를 사용하였다. Table 4.4에서 보듯이 Yellen 의장의 재임기간 중 오분류율이 11.2%로서 여타 의장 재임기간 중의 오분류율을 크게 상회하는 것으로 나타났다. 이는 Yellen 의장의 재임기간 중 독특한 경제상황 하에서 의결문의 기초 변화가 상대적으로 미미했던 데 주로 기인한 것으로 보인다. 다만, 특이한 점은 Greenspan 재임기와 Powell 의장 재임기간 중 예측 성과가 매우 좋은 것으로 나타났다는 것이다. 이런 결과는 의도적인 과다적합과 임의성이 부여된 모형을 통해 정책 기초 변화가 뚜렷하고 폭도 큰 시기에 있어서 상대적으로 좋은 예측 성과를 거둘 가능성을 시사한다 하겠다. 다만, 앞서 지적하였듯이 Powell 의장 재임기간 중에 나타난 모형의 예측 성과에 대해서는 해석상 유의를 해야하며 추후 상당 기간의 의결문이 더 축적될 경우 의미 있는 분석이 가능하다고 볼 수 있다.

이상의 분석결과를 종합해 보면 다음과 같다. 정책금리의 변동과 의결문 상의 빈출단어의 활용도는 밀접한 관계가 있다고 볼 수 있다. 이를 계량적으로 분석해 보기 위해 의결문의 내용 변화를 의미하는 비유사성을 산출하고 이를 입력변수로 하여 의사결정나무모형과 신경망모형을 적합한 결과, 두 가지 모형 모두 어느 정도 시계열이 확보될 경우 향후 연방공개시장위원회 회의시 정책금리 변경여부를 80% 이상 수준에서 예측 가능한 것으로 나타났다. 본 연구에서는 예측력의 절대적인 수준보다는 의장 재임기간별 비교 결과가 의미 있다고 볼 수 있는데, 시계열이 매우 짧고 모형 간 예측 성능 편차가 큰 Powell 의장기를 제외하면 대체로 정책의 기초적인 변화가 장기간에 걸쳐 나타났을 때 예측 정확도가 상대적으로 높은 것으로 분석되었다. 미 연준이 의결문을 통해 체계적으로 정책 시그널링을 실시한 결과로 보인다. 시간이 경과하면서 의결문의 작성방법이 정교화되고 이를 통한 시장과의 커뮤니케이션도 선명해지면 모형을 이용한 정책 변화 예측 성과도 더욱 향상될 것으로 판단된다. 다만, 인접 의결문간 비유사성을 바탕으로 정책을 예측하는 데 있어서는 상대적으로 짧은 기간 내 정책금리의 빈번한 변경이 있을 경우, 의결문의

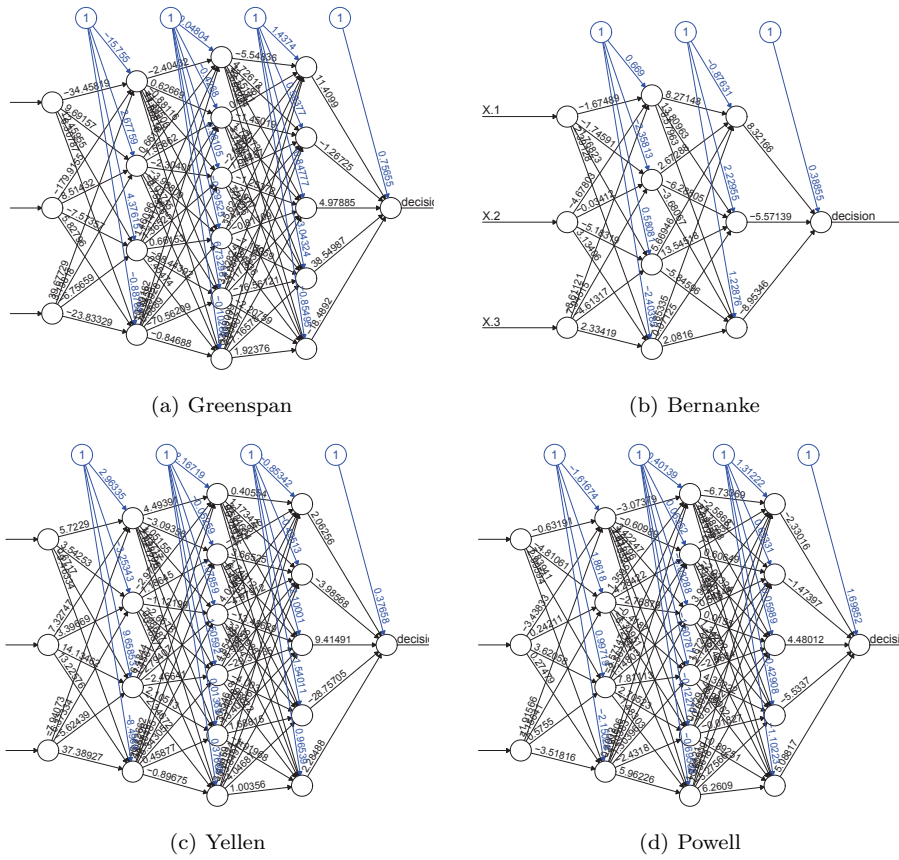


Figure 4.7. Neural network models of future policy stance.

Table 4.4. Misclassification rate of Random Forest models by the chair

		Greenspan		Bernanke		Yellen		Powell	
		Predicted		Predicted		Predicted		Predicted	
		Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay	Change	Stay
Actual	Change	33	0	13	0	5	0	7	0
	Stay	0	22	3	50	4	23	0	7
Misclassification		0.0%		4.18%		11.2%		0.0%	

기조 변화를 효과적으로 포착하기에 제한적이므로 이 부분에 대해서는 모형 활용시 유념할 필요가 있다.

5. 결론 및 시사점

본 논문은 미 연준의 통화정책 의결문 텍스트 데이터를 바탕으로 연준의 주요 커뮤니케이션 도구인 의결문의 정책 시그널링효과를 평가한 것이다. 의결문의 특성을 텍스트마이닝 관점에서 분석하고 의결문 간 표현의 변화를 포착하여 향후 정책기조 변화를 예측하고자 하였다. 이를 위해 대표적인 데이터마이닝 기법인 의사결정나무모형과 신경망모형 및 랜덤포레스트를 사용하였다. 분석 결과, 대체로 의결문

간 비유사성의 변화가 향후 정책 변화를 효과적으로 예측할 수 있는 것으로 평가되었다. 따라서 모형을 정교화하여 예측의 목적으로 이용하는 한편, 정책 커뮤니케이션 효과를 평가할 수 있는 수단으로 활용할 수 있을 것으로 판단된다. 다만, 비유사성이라는 양적 평가를 통해 향후 통화정책 운영의 예측 가능성을 평가해 본 것은 의의가 있으나 어떠한 배경에서 비유사성의 증가가 초래되었는지 정성적인 면에서 판단하여 보조적인 정보를 투입할 수 없었던 것은 본 연구의 한계점이라고 하겠다. 비유사성의 증가가 정책 기조의 변화를 의미하는 것은 분명하나, 글로벌 경기 등 대외 환경의 변화, 정치적 상황 변화 등 다양한 면이 반영된 초기 의결문의 경우 정책과 무관한 비유사성 증가 현상도 나타날 가능성이 있기 때문이다. 이는 의장 변경에 따른 의결문 작성 행태의 변화와도 관계 깊은 것으로서 시장과의 효율적인 커뮤니케이션을 위해서는 일관성을 유지하면서 보다 정제된 의결문을 작성하는 것이 매우 중요하다는 점을 시사한다고 하겠다. 또한, 시계열의 제약으로 일부 기간 중 모형 예측 성능이 불안정적으로 나타난 점과 정책 금리의 인상과 인하를 구분하지 않은 것은 본 연구의 한계점이라 할 수 있다. 분석 대상 기간이 짧은 데다가 동결 및 인상과 인하를 모두 감안하여 세 범주의 목표변수를 예측하는 모형의 적합이 어려웠기 때문이다. 향후 후속연구에서는 이를 보완하고 여타 다양한 측도를 이용하여 모형의 성능을 향상하고 평가해 볼 필요가 있겠다.

References

- Board of Governors of the Federal Reserve System, <http://www.federalreserve.gov/monetarypolicy/default.htm>
- Bouchet-Valat, M. (2019). SnowballC package(0.6.0).
- Breiman, L. (2001). Random forests, *Machine Learning*, **45**, 5–32.
- Breiman, L. and Cutler, A. (2018). randomForest package(4.6-14), <https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests>
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*, Wadsworth, Belmont, CA.
- Chang, Y. (2013). Variable selection via regression trees in the presence of irrelevant variables, *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, **42**, 1703–1726.
- FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis Economic Data, <https://fred.stlouisfed.org/>
- Fritsch, S., Guenther, F., Wright, M. N., Suling, M., and Mueller, S. M. (2019). Neuralnet R package(1.44.2), <https://github.com/bips-hb/neuralnet>
- Kang, S.-A., Kim, Y. S., and Choi, S. H. (2015). Study on the social issue sentiment classification using text mining, *Journal of the Korean Data and Information Science Society*, **26**, 1167–1173.
- Kass, G. V. (1980). An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data, *Applied Statistics*, **29**, 119–127.
- Kim, J., Jeon, S., Hwang, E., Choi, J., and Choi, J. (2015). A study on prediction model of amount of household debt using data mining, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, **17**, 3035–3040.
- Kim, O. T. and Park, D. (2016). Analysis of news sources and quotations in Korean media reports on children, *Journal of Integrated Humanities*, **8**, 63–87.
- Park, H. W. and Lee, Y.-O. (2009). A mixed text analysis of user comments on a portal site : the ‘BBK scandal’ in the 2007 presidential election of South Korea, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, **11(2B)**, 731–744.
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- Therneau, T., Atkinson, B., and Ripley, B. (2019). rpart package(4.1-15), <http://CRAN-R-project.org/packages=rpart>
- Woo, S. and Chang, Y. (2016). An analysis of FOMC statements by text mining methods, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, **18**, 179–188.

미 연준 통화정책방향 의결문의 시그널링 효과 분석

우신욱^a · 장영재^{b,1}

^a한국은행, ^b한국방송통신대학교 정보통계학과

(2020년 2월 12일 접수, 2020년 3월 26일 수정, 2020년 3월 29일 채택)

요약

최근 미 연준이 정책금리 인하를 결정하면서 향후 통화정책 운용방향에 대해 관심이 고조되고 있다. 과거 금리동결 시점이나 동결기간 중, 그리고 인상이나 인하 시점이 다가왔을 때 통화정책 의결문의 표현을 살펴보면 단어 선택의 변화 등을 통해 시장과 꾸준히 커뮤니케이션해 왔었다는 것을 알 수 있다. 하지만 이렇게 의결문의 표현을 문맥을 통해 분석하는 방법이 다소 주관적이고 정성적인 분석에 그칠 수 있다는 비판이 있다. 이런 점을 고려하여 Woo와 Chang (2016)에서는 데이터마이닝 기법 중 하나인 텍스트마이닝 방법을 통해 의결문 분석 과정을 보완할 수 있는 방법을 제안한 바 있다. 본 논문에서는 선행 연구 결과를 토대로 미 연준의 통화정책 의결문의 정책 시그널링 효과를 평가해 보았다. 의결문의 특성을 텍스트마이닝 관점에서 분석하고 의결문 간 표현의 변화를 포착하여 향후 정책 기조 변화를 예측하고자 하였다. 이를 위해 대표적인 데이터마이닝 기법인 의사결정나무모형과 신경망모형을 사용하였다. 분석 결과, 대체로 의결문 간 비유사성의 변화가 향후 정책 변화를 효과적으로 예측할 수 있는 것으로 평가되었으며, 그동안 미 연준이 의결문을 통해 체계적으로 정책 시그널링을 실시해 온 결과로 판단할 수 있다.

주요용어: 시그널링 효과, 신경망모형, 의사결정나무, 통화정책 의결문

이 논문은 2018년도 한국방송통신대학교 학술연구비 지원을 받아 작성된 것임.

¹교신저자: (03087) 서울 중로구 대학로 86, 한국방송통신대학교 정보통계학과. E-mail: yjchang@knou.ac.kr