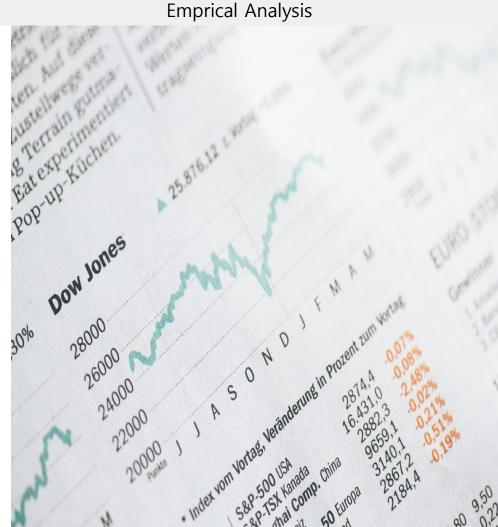


Conclusion

Table of Contents

- **Abstract**
 - contribution
- **Analysis Methods**
 - **Data Pre-Processing**
 - **Analysis Models**
 - **Evaluation**
- Empirical Analysis
- Conclusion



Abstract

Analysis Methods
Conclusion

A Latura at

Abstract

Text Mining

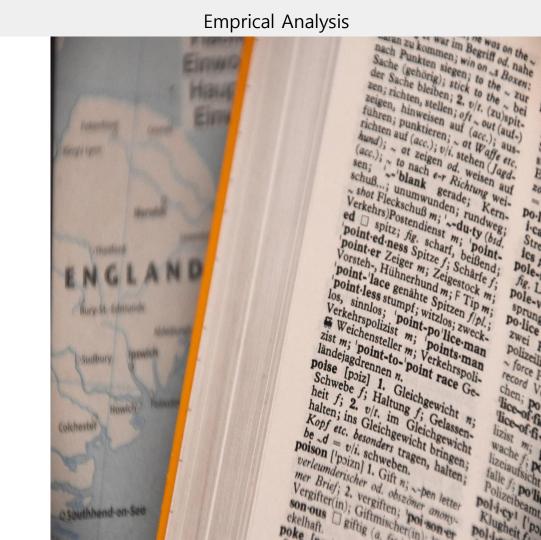
- MPB 회의록 분석
- 기사 분석
- 채권분석가 보고서

● eKoNLPy 기법

- 경제전문용어
- 동의어, 줄임말

• Labeling

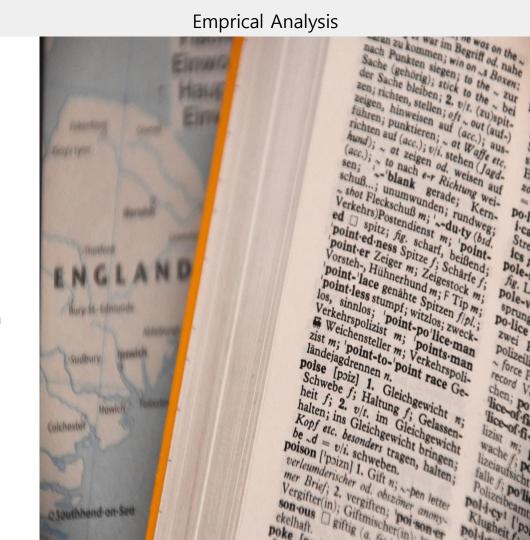
- 09'5 ~ 18'1'문서
- 2,341 문장



Conclusion

Contribute

N-gram 소 소 으 연 Contribute eKoNLPy SentProp Frameword



Analysis Methods Conclusion

Data Sets

• MPB 회의록(151)

금리 기사(206,233)

● 채권분석가 보고서(26,284)

Emprical Analysis



```
fires the appear event when appropriate \operatorname{check}_{\mathbf{z}} (unction() {
         //it became hidden
         t.appeared = false;
   //is the element inside the visible visible
    var b = w.scrollTop();
     var o = t.offset();
    var x = o.left;
    var y = o.top;
    var ax = settings.accX;
    var ay = settings.accY;
    var ww = w.width();
     if (y + th + ay >= b &&
         y <= b + wh + ay &&
               //trigger the custom event
               if (!t.appeared) t.trigger('appear', settings.data);
          } else {
               //it scrolled out of view
               t.appeared = false;
     //create a modified fn with some additional lagi-
     var modifiedFn = function() {
          //mark the element as visible
          t.appeared = true;
          //is this supposed to happen only once/
          if (settings.one) {
             W.unbind('scroll',
var i = $.inArray(check, $.fn.appear,checks);
if (i >= 0) $.fn.appear.checks.splics(i, i);
          //trigger the original fn
      ound the modified fn to the element settings, data, sodifiedfn);
          fn.apply(this, argu
```

Data Processing

- Tokenize & PoS Tagging(5개)
 - 일반명사 부사 형용사 동사 부정어

Normalizing

- Stemming: 형식적인 어원추출
 - having -> hav
- Lemmatization: 사전적인 어원추출
 - having -> have

Why eKoNLPy?

- PostPosition / Space bar
- Foreign language problem
- Homonym
- Irregular verb and adjective combination



- Why eKoNLPy?
 - PostPosition / Space bar
 - Foreign language problem
 - Homonym
 - Irregular verb and adjective combination



N-gram

Rule 1:5-gram

Rule 2:15 under out

Processing

MemorySize





Abstract

Analysis Methods

< 매파와 비둘기파의 정치적, 경제적 성향 비교 >

구 분 매파 (Hawkish)		비둘기파 (Dovish)	
정치/외교적 성향	기/외교적 성향 강경파 온긴		
경제적 성향	▷ 물가안정 위주 (인플레이션 억제)▷ 긴축정책과 금리인상을 주장	▷ 경제성장 위주 (인플레이션 장려)▷ 양적완화와 금리인하를 주장	
ଟ୍ୟାକ ଟଟ	▷ 경제적으로 진보성향	▷ 경제적으로 보수성향	

Analysis Methods (how to distinguish dovish / hawkish)

- 1. Supervised vs Unsupervised
- Google Cloud sentiment API Supervised
- PMI(Point-wise Mutual Information) Unsupervised
- 1. Machine-learning-based vs Lexical-based

Market Approach

Manual

Dictionary based

corpus based



- Market Approach
- **text** Dependent variable
- **Economical** Independent variable
- Not Subjective judgement

If the interest rate 1-month change is positive it is classified as hawkish and opposing.



Analysis Methods (Lexical based)

- Lexical Approach
- Intuitive
- PMI(Point-wise Mutual Information)
- Doesn't recognize the antonym
- The result depends on seed-word

Use Ngram2vec and Select SentProp By bootstrapping the seed-word



발표자 변경 유정현->이규호



Evaluation

- 평가:Lexical
 - 검증용 데이터
 - 2341개(BOK introductory statements, 2009.5~2018.1)
- 위의 과정으로 통해 제작한 사전 > Naive Bayes 분류기로 분류



Evaluation

- dovish/hawkish 문장을 60(train),40(test)% 나눠 30번 반복
 - train_set을 통해 나온 결과 : 86%
- 나머지 40%의 테스트 데이터를 통해 검증해본 결과
 - Marketing = 68%
 - Lexical = 67%



Evaluation

- 서로 다른 관점의 두가지 접근법으로 만든 n-gram 사전이 좋은 유사도를 보인다(69%)
- 이 사전을 이용한 분석이 완전 새로 운 문서분석에서도 좋은 결과를 보 인다(68%, 67%)



Measuring Sentiments

1. 문장의 톤을 파악

$$tone_s = \frac{\textit{No. of hawkish features} - \textit{No. of dovish features}}{\textit{No. of hawkish features} + \textit{No. of dovish features}}$$

1. 해당 문서의 톤을 파악

$$tone_i = \frac{\textit{No. of hawkish tone}_{s,i} - \textit{No. of dovish tone}_{s,i}}{\textit{No. of hawkish tone}_{s,i} + \textit{No. of dovish tone}_{s,i}}$$

특징 : -1에 가까울 수록 dovish, 1에 가까울 수록 hawkish marketing과 lexical 따로 한다



Measuring Sentiments

1. 문장의 톤을 파악

$$tone_s = \frac{\textit{No. of hawkish features} - \textit{No. of hawkish features}}{\textit{No. of hawkish features} + \textit{No. 4f dovish features}}$$

1. 해당 문서의 톤을 파악

$$tone_i = \frac{\textit{No. of hawkish tone}_{s,i} - \textit{No. of dovish one}_{s,i}}{\textit{No. of hawkish tone}_{s,i} + \textit{No. of dovish one}_{s,i}}$$

특징: -1에 가까울 수록 dovish, 1에 가까울 수록 hawkish marketing과 lexical 따로 한다

Measuring Sentiments

- · 새로운 문서를 Dovish / Hawkish로 NLP 를 통해 분석할 수 있는 모델을 완성
- 현존하는 경제 지표들과 비교분석 가능

Empirical Analysis

- 1. 현재 및 미래의 통화 정책 결정을 기존 거시경제 데이터 보다 더욱 잘 설명할 수 있는가? -> (TOPIC1)
- 1. (경제)분야에 특화된 사전을 이용하는 것이 중요한가? -> (TOPIC2)
- 1. 한국어>영어로 번역 된 문서분석보다 한국어 원문 문서 분석이 더 나은가? -> (TOPIC3)

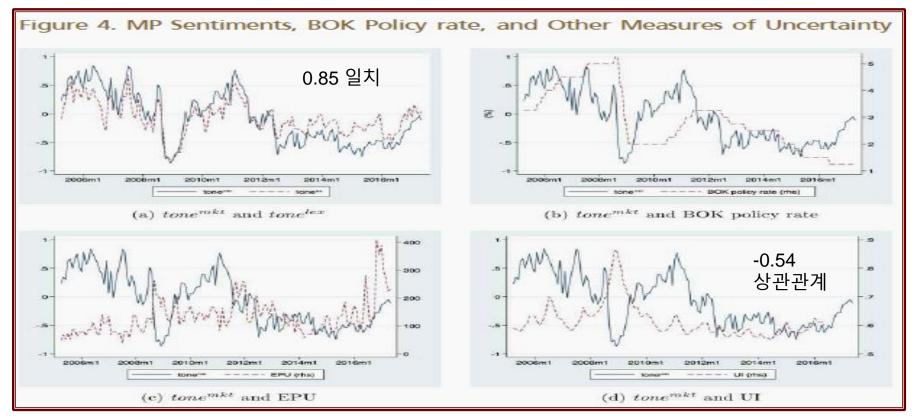


Conclusion

Empirical Analysis

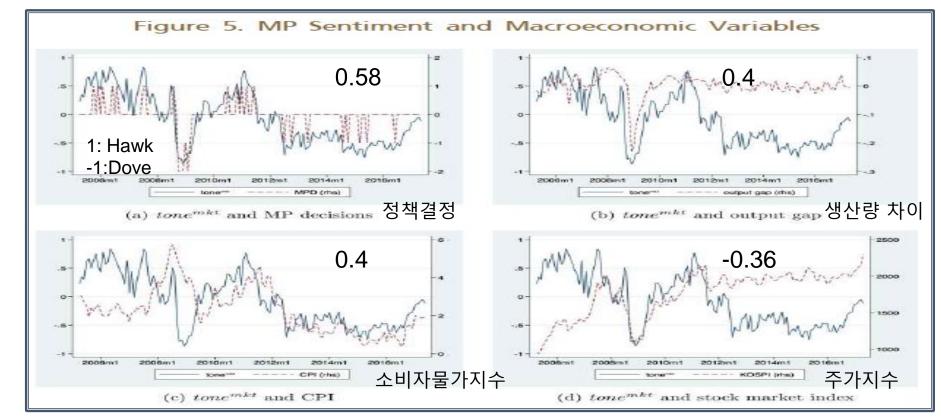
(1. Measures of MP Sentiment)

Abstract



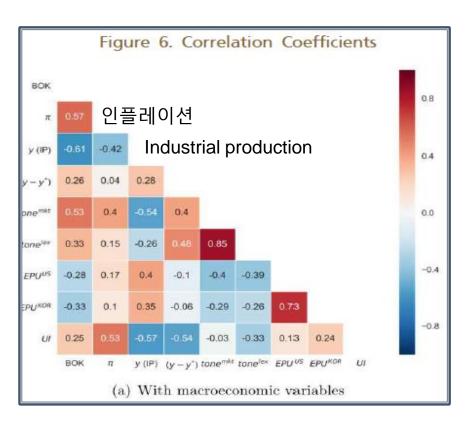
Empirical Analysis

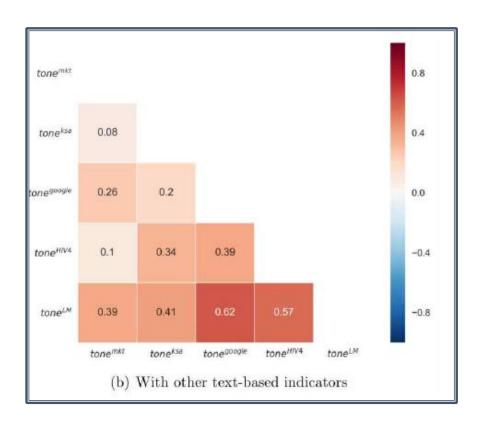
(1. Measures of MP Sentiment)



Empirical Analysis

(1. Measures of MP Sentiment)





R^2

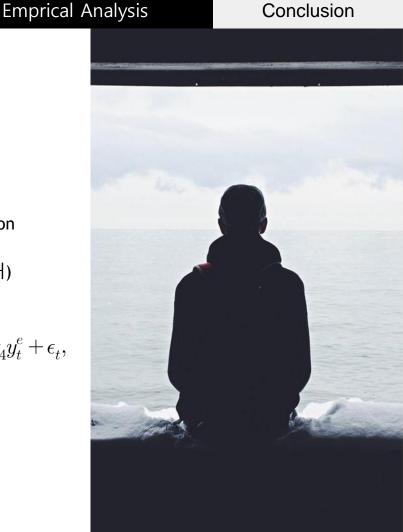
0.095

Empirical Analysis, (TOPIC1)

현재 및 미래의 통화 정책 결정을 기존 거시경제 데이터보다 더욱 잘 설명할 수 있는가?

MacroEconomic Model VS MacroEconomic Model + Lexicon

R^2 0.095
$$\rightarrow$$
 0.446 (Table 7,현재) R^2 0.109 \rightarrow 0.461 (Table 8,미래) R^2 0.08 \rightarrow 0.37 (Apel & Grimaldi) $MP_t = \alpha + \rho MP_{t-1} + \gamma_1 (\pi_t - \pi^*) + \gamma_2 (y_t - y_t^*) + \gamma_3 \pi_t^e + \gamma_4 y_t^e + \epsilon_t,$
$$\Delta MP_t = \rho \Delta MP_{t-1} + \gamma_1 \Delta (\pi_t - \pi^*) + \gamma_2 \Delta (y_t - y_t^*) + \gamma_3 \Delta \pi_t^e + \gamma_4 \Delta y_t^e + \beta X_t + u_t,$$
 미래예측은 $t \rightarrow t+k$, $t-1 \rightarrow t$



Empirical Analysis, (TOPIC1)

현재 및 미래의 통화 정책 결정을 기존 거시경제 데이터보다 더욱 잘 설명할 수 있는가?

MacroEconomic Model VS MacroEconomic Model + Lexicon

R^2 0.095
$$\rightarrow$$
 0.446 (Table 7,현재)
R^2 0.109 \rightarrow 0.461 (Table 8,미래)
R^2 0.08 \rightarrow 0.37 (Apel & Grimaldi)
 $\Delta \hat{r}_{t+1} = 1.90 \Delta r_t + 7.28 IP growth_t + 0.12 CPI_t, pseudo R^2 = 0.08.$
(0.65) (4.64) (0.10)

With $tone_t^{mkt}$, we obtain

$$\begin{split} \Delta \hat{r}_{t+1} = & -1.67 \Delta r_t + 4.20 \, tone_t^{mkt} + 9.73 \, \textit{IPgrowth}_t - 0.28 \, \textit{CPI}_t \,, \\ & (0.90) \quad (0.86) \quad (5.33) \quad (0.14) \\ & pseudo \, R^2 = 0.37. \end{split}$$



Empirical Analysis

- 해당 분야특화 사전을 이용하는 것이 중요한가?
- 한영 텍스트가 아닌 오리지날 한국어 텍스트를 사용하는 것이 유효한가?
- tone mkt -한국은행/한국어/경제분야특화 사전 분석기 0.446
- tone ksa -서울대/한국어/일반사전 분석기
- tone google -구글/영어/일반사전 분석기
- tone HIV4 -하버드/영어/일반사전 분석기
- tone LM -Loughran & McDonald/영어/경제분야특화 사전 분석기 0.127



0.446

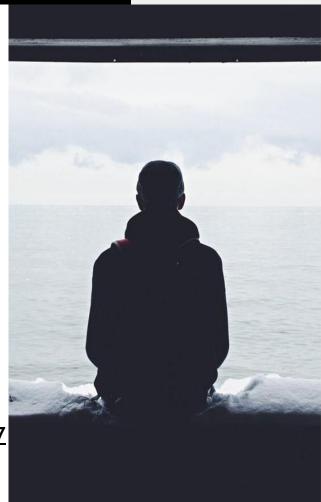
Empirical Analysis

- 해당 분야특화 사전을 이용하는 것이 중요한가?
- 한영 텍스트가 아닌 오리지날 한국어 텍스트를 사용하는 것이 유효한가?

tone mkt -한국은행/한국어/경제분야특화 사전 분석기

- tone ksa -서울대/한국어/일반사전 분석기

- tone google -구글/영어/일반사전 분석기
- tone HIV4 -하버드/영어/일반사전 분석기
- tone LM -Loughran & McDonald/영어/경제분야특화 사전 분석기 0.127



Empirical Analysis

- 해당 분야특화 사전을 이용하는 것이 중요한가?
- 한영 텍스트가 아닌 오리지날 한국어 텍스트를 사용하는 것이 유효한가?
- tone mkt -한국은행/한국어/경제분야특화 사전 분석기

0.446

- tone google -구글/영어/일반사전 분석기
- tone LM -Loughran & McDonald/영어/경제분야특화 사전 분석기 0.127



• 다른분야에도 적용하기 쉬움

보여줌

움이 됨

• 현재 거시경제지표를 통한 분석보다 유용함을

• 중앙은행의 영향력에 대한 평가/예측/설명에 도



Suggestions & Questions

For English-based text analysis, we translate all the MPB's minutes into English using **Google Cloud Translation**.42) measures the tone of minutes using the service of sentiment analysis provided by Google Cloud Natural Language.43) is based on the general-purpose **Harvard IV-4 dictionary** and is based on the **field-specific dictionary of Loughran and McDonald**(2011).

영어 기반 텍스트 분석의 경우 Google Cloud Translation을 사용하여 MPB의 모든 분을 영어로 번역합니다. Google Cloud Natural Language에서 제공하는 감정 분석 서비스를 사용하여 분의 톤을 측정하는 것은 범용 Harvard IV-4 사전을 기반으로하며 Loughran 및 McDonald (2011)의 필드 별 사전을 기반으로합니다.

	Positive precision	Positive recall	Negative precision	Negative recall	
Market approach	63	75	74	62	평균 68.5 분산 36.25
Lexical approach	69	71	65	62	평균 66.75 분산 12.18

