

# 보도사진 속 국회의원 선거 후보자의 감정과 당선의 관계

## Reading Faces: Emotional Analysis on Electoral Candidates in Newspapers

유재연, 서봉원

Jaeyoun You, Bongwon Suh

서울대학교 융합과학기술대학원  
GSCST, Seoul National University  
{you.jae, bongwon} @snu.ac.kr

### 요약

본 연구는 국회의원 선거 후보자의 얼굴에서 읽어낸 감정 데이터가 선거 당락 예측의 변수로서 가치가 있는지를 중점적으로 다룬다. 분석 대상은 지난해 4월 13일에 치러진 제 20대 국회의원 선거 후보자 보도 사진이다. 선거 운동 기간 신문 지면상 사진을 모은 딥러닝 기반의 Microsoft Emotion API를 활용, 모두 8개의 감정 값을 추출했다. 이를 토대로 당락 여부와 의 상관관계를 확인한 결과, 당선자 그룹에서 더 많이 보일 것으로 예상됐던 행복감은 오히려 낙선자 그룹에서 더 높았다. 또한 격전지의 경우, 당선자들에서 표정값의 표준편차가 더 적은 것으로 나타났다. 출현 빈도나 성별 또한 당락에서 중요한 역할을 하는 것으로 나타났고, 감정값을 활용해 지역별 이슈 여부를 역으로 추적할 만한 가능성도 확인했다. 선거 전략에서 제 3의 데이터로서 감정을 다루고자 한다면, 단독으로 활용하기 보다는 타 변수들과 연계해 다루는 것이 적절하며, 특히 성별 가중치를 계산해 언론 노출 빈도를 높이는 것이 당선에 유리할 수 있다는 점을 이번 연구를 통해 도출할 수 있었다.

### 주제어

선거, 감정 컴퓨팅(Affective Computing), 딥러닝, 데이터 저널리즘(Data-driven Journalism)

## 1. 서론

### 1.1 배경

최근 각광받는 '감정 컴퓨팅(Affective Computing)'은 사람의 감정을 학습하고 이해하는 것을 골자로 한다. 처음 이 용어를 쓴 Picard는 "감정과 관련이 있고, 감정으로부터 발생하며, 의도적으로 감정에 영향을 주는 컴퓨팅을 통칭"한다고 서술했다[9]. 인간과 같은 의사 결정(Decision Making)을 하기 위해 프로그램에 감정 요소를 학습시키는 사례도 늘고 있다. 특히 딥러닝(Deep Learning)의 비약적인 발전이 감정 연구의 위상을 크게 높였다.

이 분야의 고전적인 연구는 인간의 감정이 어디에서 비롯된 것인지에 대한 철학적 논의로부터 시작했다. 감정은 오직 마음의 요소인가(인지적 관점: Cognitive), 아니면 몸의 요소(신체적 관점: Physical)인가. 서구 데카르트식 논리(Decarte's Separation) 하에서는 이 둘 중 하나를 택해야 했다. 하지만 이 논리로는 몸과 마음의 상호작용에 의한 결과, 이를테면 생각만이 감정을 조종하는 것이 아니라, 신체의 화학적 변화(e.g. PMS 증후군)에 따라 감정이 변할 수 있다는 현상을 설명할 수 없다. Picard는 감정 자체를 "인지적인 동시에 신체적인 요소"로 보고 논의를 진행한다.

인간의 의사결정 과정에 대한 연구 또한 합리적이고 이성적인 것(cost-benefit)이라는 전통적인 가설로부터 시작해, 19세기 들어서는 '감정에 의한 결정'이 각광을 받고 있다. 행동경제학(Behavioral Economics)의 창시자 Kahneman이 처음 이 문제를 제기한 바 있다[6]. 신경과학에서는 Damasio의 '신체 표지 가설(the Somatic-Marker Hypothesis)'을 따르고 있다. 신체 표지가 곧 감정이라고 할 때, 심상(image) 또는 신체 표지가 선택의 순간 중대한 역할을 한다는 주장이다[4]. 이를 Bechara는 뇌 영상 자료로서 입증하기도 했다[3].

본 연구에서는 인간의 여러 결정 중 '선거'와 관련한 내용을 다룬다. 특히 후보자가 노출하는 감정이 선거 당락 예측의 지표로서 유의미한 상관관계를 보이는지를 살피고자 한다. 데이터는 선거 기간 신문에 실린 후보자들의 얼굴 사진 속 감정을 중심으로 했다. 이 사진 한 장에는 수 많은 결정들이 얽혀 있다. 언론에 노출될 것을 알고 사진이 찍히는 순간 감정을 정하는 후보자의 결정, 사진을 고르는 언론사 편집자의 결정, 투표를 하는 유권자의 결정 등이 있을 것이다. 하지만 각 결정은 서로 독립적이라고 할 수 없을 뿐 아니라, 이 중 어느 한 결정도 당락과의 상관관계를 측정하기에 충분히 포괄적(exhaustive)이라고 볼 수도 없다. 본 연구에서는 각 결정을 분리하지 않는다. 사진 속 후보의 감정과 당락의 상관관계로 범위를 좁혀, 감정 데이터가

당락 예측 및 선거 전략 설계에 있어 가치 있는 변수인지를 따져보는 것을 목표로 한다.

## 1.2 관련 연구

신문의 사진을 다루기에 앞서 각 언론사의 기사 게재 행태에 정치적 편향성이 있는 지를 살필 필요가 있다. Barrett and Barrington 은 신문사들이 사진을 실을 때 편향성(bias)을 보인다는 점을 통계적으로 밝혀냈다[2]. 연구진은 1998 년과 2002 년 미국 상하원 선거 후보자 보도 사진을 수집해 인간 코더(coder)로 하여금 호감도에 따라 구분 짓도록 했고, 이를 신문사의 정치적 입장과 비교했다. 결과적으로 신문의 정치 편향과 보도 사진 속 후보 호감도가 강한 양의 관계를 보인 것으로 나타났다. ( $R=0.095$ ,  $p<0.05$ ) Kwak and An 은 딥러닝 기반 감정 분석 프로그램(GDELT, Google Vision API)을 활용해 두 민주당 경선 후보- 힐러리 클린턴과 버니 샌더스-의 사진을 분석했고, 이들의 환희와 슬픔의 비율이 언론사별로 각기 다르게 나타났다고 설명했다[7]. 본 연구에서는 편향성을 지표로 삼지 않고 11 개 신문 기사를 통틀어 분석한다.

Antonakis and Dalgas 는 후보자의 사진 속 인상 만으로도 선거 결과를 예측할 수 있다고 밝혔다. 후보에 대한 정보가 전혀 없는 어린이들에게 ‘선장 뽑기 게임’을 시킨 결과와, 인상만 보고 후보자를 고른 성인의 결과가 거의 비슷하다는 것이다. 즉, 성인이나 어린이 모두 얼굴 표정에서 역량을 판단할 경우, 비슷한 단서를 사용한다고 분석했다. 또한 역량을 보고 후보자를 고른 성인 집단보다 얼굴만 보고 고른 아이들의 선택이 실제 선거 결과와도 더 맞는 것으로 나타났다. 실제 선거에서도 이미지의 영향이 역량보다 클 수 있다는 것이다[1].

감정데이터를 다루는 만큼 감정에 대한 보편성과 문화적 특수성에 대한 검토 또한 필요하다. Elfenbein and Ambady 는 행복감은 전 인종에서 비슷하게 나타나지만, 슬픔이나 놀람 같은 부정적인 감정은 문화권에 따라 다소 차이가 있다고 밝혔다[5]. 감정 분석 딥러닝에 쓰이는 데이터베이스에 동양인 자료의 비율이 낮은 편이기 때문에, 이 부분을 감안하고 분석을 진행해야 했다.

## 2. 데이터

대상으로 하는 데이터는 2016 년 4 월 13 일에 치러진 제 20 대 국회의원 선거다. 이 선거는 여러 면에서 의미가 있다. 공천 논란이 여느 때보다 뜨거웠고, 부동산도 최대 30%에 달한 것으로 조사됐다. 여론 조사와는 전혀 다른 결과가 나온 선거로도 기록됐다.

정당별 텃밭이 무너지며 지역마다 예상 밖 당선이 이어졌고, 16 년 만의 여소야대 정국도 연출됐다.

## 2.1 자료 수집 및 분류

제 20 대 총선 후보자 등록이 마감된 직후인 2016 년 3 월 26 일부터 4 월 13 일까지 16 일 간(일요일 제외) 아침 신문을 모았다. 대상은 경향신문, 국민일보, 동아일보, 매일경제, 서울신문, 세계일보, 조선일보, 중앙일보, 한겨레, 한국경제, 한국일보 등 11 개다.

연구 데이터는 서술한 바와 같이 신문에 실린 사진으로 한정되었다. 방송, 잡지, 인터넷 등 다양한 매체가 있지만, 신문은 한정된 공간에 한정된 양의 사진을 실을 수 있다는 점에 주목했다. 타 매체에 비해 편집기구나 취재기자의 주장이 의사결정 과정에 강하게 반영되고, 따라서 현장감과 전문성도 담보할 수 있다고 판단했다.

데이터로 추려낸 선거 관련 보도사진은 총 862 장이다. 이 중 얼굴을 한 개라도 인식한 사진을 골랐고, 중앙선거관리위원회에서 제공하는 후보자의 프로필 사진은 제외했다. 언론사의 결정 과정에 의해 실린 사진이라 보기 힘들고, 보도사진이라기 보다는 자료의 성격이 강하기 때문이다. 이렇게 총 767 장을 모았다.

프로그램이 인식한 얼굴 개수는 2805 개다. 당적으로 분류하면, 새누리당 826 개, 더불어민주당 624 개, 국민의당 879 개 그리고 무소속 192 개다. 이 가운데 당락을 가릴 수 있는 후보자, 즉 지역구 국회의원 후보로 출마한 자의 얼굴 데이터만 추리면 당선자 1065 개, 낙선자 791 개다.

## 2.2 Microsoft Project Oxford Emotion API

본 연구에서 활용한 감정 인식 프로그램은 마이크로소프트(Microsoft) 사의 딥러닝 기반 인지 서비스 중 하나인 감정 분석 API(Emotion API)다. Google Vision API 의 경우, 감정을 숫자로 전달하지 않는다. 감정 종류도 슬픔, 즐거움, 분노, 놀람 정도로 다양하지 않다. 그에 반해 MS API 는 종류도 다양하고 감정값도 숫자로 제시하는데다 활용도 용이하다. 해당 API 는 ImageNet DB 를 활용해 딥러닝 알고리즘으로 얼굴 표정(근육 위치 등)과 감정을 학습, 행복(Happiness)과 슬픔(Sadness), 놀라움(Surprise)과 역겨움(Disgust), 경멸(Contempt)과 분노(Anger), 그리고 공포(Fear)와 중립(Neutral) 등 8 가지 감정 값을 추출한다. 값은 모두 정규화해, 모든 값을 합하면 1 이 나오도록 설정돼 있다. 다만 경멸과 역겨움은 아직 인식률이 낮다[8].

또한 후보의 성별과 정당, 지역구, 그리고 신문사 및 게재일 등의 세부 정보도 수집해 데이터 셋을 구축했다.

### 3. 분석 결과

데이터 분석시 인물별 중복을 따로 계산하지 않고, 얼굴 하나하나를 독립적인 개체로 따졌다. 분석 데이터 수(1856)에 비해 신문에 실린 개인 후보자의 수(417)가 매우 많고, 그 가운데 당선인은 142 명에 불과한데다, 개인 별로 빈도도 1 부터 135 까지 차이가 크다. 개개인을 특징하는 것이 의미가 없다고 판단했다.

결과적으로 감정값 가운데선 행복과 중립(무표정)의 비율이 지배적이었고, 행복감은 예상 외로 당선인보다 낙선인 그룹에서 더 높았다. 사진 속 감정값을 통해 지역별 선거 이슈 여부도 짐작할 수 있었다.

#### 3.1 감정과 당락

당락 구분 없이 전체 데이터에서 지배적으로 나타나는 감정은 행복감과 중립이다. 모든 데이터에서 행복 또는 중립이 압도적으로 높은 비중을 보였다. 여기서의 중립 값은 우리말로 옮기면 사실상 무표정에 가깝다. 특히 동양인의 경우 부정적인 감정이 잘 검출되지 않아 이같은 결과가 나온 것으로 보인다.

각각의 감정값이 확률 값으로 정규화돼 있다. 하지만 두 사람의 감정값끼리는 서로 비교할 수 있다고 봤다. 예를 들어 얼굴 A 의 행복값이 0.7 이고, 얼굴 B 의 행복값이 0.8 일 때 이를 일대일로 비교해 'B 가 A 보다 행복 비중이 더 높다'고 해석할 수 있다고 가정했다.

당선자와 낙선자 그룹의 감정 평균 차이를 살펴본 결과, 행복과 중립에서 유의미한 결과를 볼 수 있었다. 당선자의 평균 행복 값은 0.5747 로 낙선자의 평균보다 0.0948 낮았다. 반면 중립 표정 값에 대해선 당선자가 0.0816 높았다. 두 표정 모두 Wilcoxon 검정 결과 유의미한 것으로 나타났다( $P < 0.001$ ). 이는 더 많이 웃는 후보가 당선될 것이라는 통념과 달리, 오히려 웃는 모습을 자제하거나, 또는 중립적으로 표정을 관리하는 경우 당선을 더 많이 하는 경향을 보였다고 해석할 수 있는 대목이다. 분노나 공포 등의 감정은 값 자체가 0.001 이하로 너무 작아 통계적으로 무의미했다.

표 1. 당선자와 낙선자의 감정 차

	행복	중립
당선자 평균	0.5747	0.3671
낙선자 평균	0.6696	0.2854
차이	-0.0948	0.0816
Wilcoxon p 값	7.398e-14	2.349e-15



그림 1 대구 수성갑의 김문수 후보와 김부겸 후보. 여당 텃밭이지만 김부겸 후보가 당선됐다. 국민일보(2016.04.13).

#### 3.2 성별 감정 차

남성과 여성의 차이도 크다. 얼굴에서 나타난 행복 값은 여성(0.7478)이 남성(0.5979)보다 높았다( $p < 0.001$ ). 여성이 웃는 얼굴을 더 많이 보이기 때문으로 분석된다. 하지만 신문에 실린 여성이 당선자일 확률은 57.01%로, 남성(82.09%)보다 낮은 것으로 나타났다.

당선자는 평균 7.5 회, 낙선자는 평균 2.88 회의 빈도를 보였는데, 당선자 그룹에 언론 노출이 잦은 당 대표가 소속돼 있기 때문인 것으로 분석된다.

#### 3.3 감정 변동의 폭

격전지 후보의 경우, 누가 더 평정심을 유지했느냐, 즉 감정 변동 폭이 좁았느냐에 따라 당락이 결정되는 경향도 보였다. 샘플은 양자간 빈도 차가 10 이하인 격전지 후보를 대상으로 선정했다. 가장 대표적인 사례는 그림 1 의 김문수, 김부겸 후보다. 각각 36 번, 27 번 등장했는데, 행복감에 대한 표준 편차를 구한 결과는 표 2 와 같다. 김문수 후보의 행복값 표준편차가 김부겸 후보에 비해 다소 큰 것을 볼 수 있다. 즉, 김부겸 후보의 사진에서 행복감이 더욱 일정하게 유지됐다. 이들 매치에선 김부겸 후보가 당선됐다.

표 2. 김문수 후보와 김부겸 후보의 행복값 평균 및 표준편차

	평균	표준편차
김문수	0.5734	0.4621
김부겸	0.5943	0.3825

서울 종로에 출마한 오세훈 새누리당 후보와 정세균 더불어민주당 후보 또한 비슷한 모습을 보였다. 오 후보의 행복값의 표준편차가 0.3828 로 나타난 데 반해 정 후보는 0.0547 로 굉장히 작았다. 여기에서도 정 후보가 당선됐다. 세종의 박종준-이해찬, 서울 용산의 황춘자-진영, 서울 마포갑의 안대희-노웅래, 부산



그림 2 대구 지역 후보들이 공천 파동에 사과하며 무릎을 꿇었다. 동아일보(2016.04.07).

북강서갑의 박민식-전재수 쌍에서도 모두 동일하게 나타났다.

다만, 이 모든 샘플이 결과적으로 야당의 승리로 돌아갔기 때문에 감정 변화 폭의 변수가 당선자들의 특징인지, 혹은 여야 집단의 차이인지를 명확히 하기는 어렵다. 정당별 행복값의 평균을 따져보면 새누리당 0.5820, 더불어민주당 0.6582, 국민의당 0.6259 로 나타났다.

### 3.4 지역별 이슈와 감정

지역별로는 대구와 세종에서 행복값의 평균이 가장 낮았다. 두 곳 모두 공천 파동으로 이슈가 된 곳이다. 행복값 평균 0.5058 을 기록한 대구는, 그림 2 에서와 같이 새누리당 의원들이 유권자들에게 큰절사과를 했고, 0.4887 의 값을 보인 세종시에서도 더불어민주당 이해찬 의원이 공천 탈락해 무소속으로 출마한 바 있다. 지역후보 관련 부정적인 뉴스가 많았는지 여부를 감정값만 보고도 짐작할 수 있는 대목이다.

## 4. 결론 및 의의

이번 논문은 선거 전략을 설계하고 계획하는 데 있어 감정 데이터가 새로운 제 3 의 변수로서 가능성이 있는 지를 확인하는 것에 목적을 둔다. 특히 긍정적인 감정이 당선자 그룹보다는 낙선자 그룹에서 돋보였다. 사진에서 추출 가능한 메타 데이터(성별, 지역 등)도 결합해 모델화 할 경우 더 유의미한 결과를 도출할 수 있을만 한 가능성도 확인했다. 다만 분석 코드로 쓴 API 가 동양인에 대해 다소 정확도가 낮은 점이 한계로 지적된다. 따라서 한국인 및 동양인에 특화된 DB 구성 및 딥러닝 감정 학습도 필요하다.

다량의 언론 기사 데이터에 대해 딥러닝 기술을 활용해 감정값을 추출하고, 이를 토대로 선거 예측 변수로서의 가능성을 짚어본 것에는 큰 의의가 있다. 기존 사회과학 연구에서 인간 코더가 한정된 양을 주관적 기준으로

진행했던 부분이다. 보다 객관적인 계량 지표를 들어 설명할 수 있을 만한 장을 마련했다.

향후에는 다양한 변수를 결합해, 특히 언론 노출과 관련한 선거 전략에 새로운 모델을 제안하는 방향으로 연구를 진행할 계획이다. 나아가 제 3 의 변인인 후보자 감정값이 실제 어떤 과정을 거쳐 투표 행위에 영향을 미치게 되는 지, 선거 행태 연구로까지 확장할 예정이다.

## 사사의 글

이 연구의 데이터 정리 과정에 서강대학교 권새봄 학생이 도움을 줬다.

## 참고 문헌

1. John Antonakis and Olaf Dalgas. Predicting Elections: Child's Play!. Science 323, 5918 (27 February 2009), 1183.
2. Andrew W. Barrett and Lowell W. Barrington. Bias in Newspaper Photograph Selection. Political Research Quarterly 58, 4 (December 2005), 609-618.
3. Antoine Bechara. The role of emotion in decision-making: Evidence from neurological patients with orbitofrontal damage. Brain and Cognition 55 (2004), 30-40.
4. Antonio R. Damasio. Descarte's Error: Emotion, Reason, and the Human Brain (1994), 165-201.
5. Hillary Anger Elfenbein and Nalini Ambady. On the Universality and Cultural Specificity of Emotion Recognition: A Meta-Analysis. Psychological Bulletin 128, 2(2002), 203-235.
6. Daniel Kahneman and Amos Tversky. Prospect Theory: An analysis of Decision under Risk. Econometrica 47, 2 (Mar., 1979), 263-292.
7. Haewoon Kwak, Jisun An. Revealing the Hidden Patterns of News Photos: Analysis of Millions of News Photos through GDELT and Deep Learning-based Vision APIs. NECO'16 (2016).
8. Microsoft Cognitive Service, Emotion API. <http://dev.projectoxford.ai/docs/services>
9. R. W. Picard. Affective Computing. M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report No. 321 (1995).