

# Crowdfunding Scams: The Profiles and Language of Deceivers

Seung-hun Lee\*, Hyun-chul Kim\*\*

## Abstract

In this paper, we propose a model to detect crowdfunding scams, which have been reportedly occurring over the last several years, based on their project information and linguistic features. To this end, we first collect and analyze crowdfunding scam projects, and then reveal which specific project-related information and linguistic features are particularly useful in distinguishing scam projects from non-scams. Our proposed model built with the selected features and Random Forest machine learning algorithm can successfully detect scam campaigns with 84.46% accuracy.

▶ Keyword: Crowdfunding, Scam, Linguistic cues, Classification

## 1. Introduction

최근, 크라우드펀딩은 좋은 아이디어를 가지고 있지만 자금이 없는 관계로 프로젝트를 진행할 수 없는 사람들을 위한 대안으로 떠올랐다. 대표적으로 벤처 캐피탈 투자의 대안으로써, 개인, 중소기업, 신생기업들이 투자자들에게 돈을 지원 받음으로써 프로젝트를 진행할 수 있게 된다. 2014년에는 160억 달러, 2015년에는 344억 달러가 창출됐다 [1]. 또한, 매년 크라우드펀딩 산업은 거의 2배씩 성장을 하고, 보상, 기부, 부채/대출 등 다양한 형태의 자금 조달이 이루어지고 있으며, 벤처 캐피탈 산업은 매년 300억 달러를 투자하고 있다 [2].

크라우드펀딩에는 대표적으로 4가지 유형의 모델이 있다 [3]. 첫 번째는 후원 모델로 직접적인 수익이나 보상을 바라지 않고 돈을 기부하는 형태이다. 두 번째는 대출 모델로, 대출을 통해서 자금을 지원하며, 일부의 수익률을 기대할 수 있다. 세 번째로는 투자 모델로, 후원자를 투자자로 대하고 지분이나 주식을 보상으로 받을 수 있다. 마지막은, 보상 모델로 후원자들은 프로젝트의 결과로 보상이나 제품 등을 받는다. 본 논문에서는 4가지 모델 중에서 가장 널리 퍼진 보상 기반의 크라우드펀딩에 초점을 맞춘다 [3]. 보상 기반의 가장 대표적인 사이트 중 하나인 킥스타터에서 2018년 1월 현재 약 34억 달러에 해당하는 금액이 펀딩 됐다 [4].

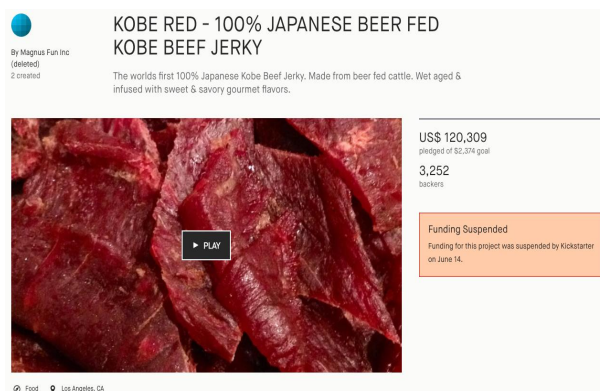


Fig. 1. Kobe Beef Jerky: a well-known crowdfunding scam campaign

최근 들어서 크라우드펀딩의 급격한 발전과 급부상으로 그와 더불어 사기가 발생할 수 있는 위험 또한 증가하고 있다 [5]. Suspicious Activity Reports of the US Financial Crime Enforcement Network (FinCen)에 따르면, 크라우드펀딩과 관련된 의심스러운 사건은 2013년에서 2015년 사이에 171% 증가했다 [6]. 크라우드펀딩의 제작자들을 위한 법적 제재 사항이 없으며, 투자자나 후원자들을 위한 법적 보호 장치, 금융 중개 기관의 부재로 인해서 사기꾼들이 마음 놓고 활동할 수 있는 기

• First Author: Seung-hun Lee, Corresponding Author: Hyun-chul Kim  
\*Seung-hun Lee (mr.leesh90@gmail.com), Dept. of Software, Sangmyung University  
\*\*Hyun-chul Kim (hkim@smu.ac.kr), Dept. of Software, Sangmyung University  
• Received: 2018. 02. 07, Revised: 2018. 02. 14, Accepted: 2018. 03. 09.  
• This research was supported by a 2016 Research Grant from Sangmyung University.

반이 됐다 [7, 8]. 전통적인 형태의 기업 금융에서, 투자자나 후원자들은 개인이 아닌 금융 기관으로서, 창업자의 신용, 학업, 전문 직업에 대한 종합적인 기록들을 통해서 성공 가능성을 평가할 수 있으며 전문가들의 도움을 받을 수가 있다. 하지만 크라우드펀딩에서 투자자나 후원자들은 제작자가 제공하는 일부 정보만으로 성공 가능성을 평가해야 된다. 또한, 현재 보상 기반 모델은, 약속한 보상을 최소한 정해진 시간 안에 전달하겠다는 법적인 제약 없이 돈을 모금하게 된다. 이러한 환경으로 인해서 투자자들은 사기에 매우 취약한 환경에 노출이 된다. 그럼 1은 2013년에 진행된 “Kobe Beef Jerky” 프로젝트로 크라우드펀딩에서 가장 잘 알려진 대표적인 사기 프로젝트 중에 하나다 [9]. 일본에서 유명한 고베산 와규 육포를 제공하는 프로젝트로 가짜 사용자들의 경험담을 이용해 사기를 시도했다. 거의 1개월 만에 3,252명에게 120,309달러를 후원받았다. 하지만, 몇몇 이상한 점을 느낀 투자자들의 조사로 인해서, 다행스럽게도 펀딩이 끝나기 며칠 전에 사기를 확인하고 프로젝트를 정지함으로써 돈을 잃지 않을 수 있었다 [9]. 이처럼 크라우드펀딩 사기와 관련된 reddit.com[10], kickscammed.com[11], Facebook 그룹 “crowdfunding projects that never delivered”[12]에서 의심스러운 캠페인들에 대해서 토론을 하고 실제로 사기 프로젝트를 찾아내기도 한다. 하지만, 일반적으로 아마추어 투자자들은 주로 설립자나 제작자가 등록한 크라우드펀딩 플랫폼에서 제공하는 제한된 정보에만 의존하여 투자 결정을 하거나, 위와 같은 사이트에서 등록된 다른 투자자들의 의견이나 토론을 통해서만 사기 여부를 짐작할 수 있다. 또한, 사기 프로젝트의 특징을 분석하고 확인, 참조를 할 수 있는 공개적인 사기 프로젝트 데이터가 없다. 이처럼 투자자들은 투자를 하는데 있어서 많은 정보의 부족으로 많은 어려움을 겪게 된다.

따라서, 본 논문에서는 킥스타터에서 프로젝트를 수집, 분석한다. 프로젝트의 일반적인 특징(예: 목표 금액, 후원자의 수 등), 프로젝트 제작자의 특징, 소셜 네트워크 특징, 글의 언어적인 특징들을 이용해 사기 프로젝트와 사기가 아닌 프로젝트를 구별하는 주요 요인들을 분석하고 분류를 시도한다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 관련된 연구들을 검토하고, 3장에서는 데이터셋을 살펴보고, 사용된 특징들을 자세히 살펴본다. 4장에서는 주요 특징들의 추출 및 사기 프로젝트의 분류 성능을 평가한다. 5장에서는 결론을 맺는다.

## II. Related Work

크라우드펀딩이 최근 연구 커뮤니티에서 많은 주목을 받고 있으며, 많은 새로운 연구들이 이루어지고 있다. 최근 이루어진 연구들은 대부분 크라우드펀딩의 성공에 초점을 맞췄다. 크라우드펀딩에서 성공적으로 돈을 모금하기 위해서는 어떠한 요소

들이 얼마나 영향을 끼치는지, 중요성에 대해서 연구가 이루어졌다 [13, 14, 15, 16]. Mollick[14]의 연구에서 프로젝트의 일반적인 특징(예: 비디오의 유무, 맞춤법, 업데이트의 수)과 소셜 네트워크 특징(예: 제작자의 페이스북 친구 수)이 프로젝트의 성공과 밀접하게 관련이 있다는 것을 발견했다. Greenberg [15]는 프로젝트의 일반적인 정보들과 기계 학습 알고리즘을 이용해서, 프로젝트가 시작할 때 68%의 정확도로 성공과 실패를 예측할 수 있음을 확인했다. 또한 Mitra[16]의 연구에서는 프로젝트 성공을 예측할 수 있는 언어나 특정한 문구를 발견했다. 주로 1) 사회적 정체성, 2) 호혜성, 3) 희소성, 4) 사회적 증명, 5) 좋아하는 것 등과 관련된 특정한 문구들이다. 비디오의 품질[5], 지속적인 프로젝트의 진행 사항 업데이트[15, 17], 프로젝트 제작자의 후원 경험[18] 등과 같은 특징들 또한 성공 유무에 중요하다는 것을 발견했다.

킥스타터에서 프로젝트를 실패하는 가장 일반적인 이유 중 하나는 제작자가 적절한 잠재적인 투자자들을 찾을 수가 없다는 것이다 [19]. 그래서 프로젝트 기반, 위치 기반, 네트워크 기반의 특징들을 이용해서 잠재적인 투자자들을 찾아 자동으로 추천을 해주는 시스템을 제안했다 [19].

또한, 최근에는 프로젝트의 보상 지연에 영향을 미치는 요인을 더 잘 이해하기 위해서, 보상이 지연된 수천 개의 프로젝트를 분석해서 자금 목표 금액, 후원자의 수, 지원받은 금액, 보상의 수준 및 크라우드펀딩의 이전 경험이 프로젝트의 지연과 관련이 있음을 발견했다 [20].

인터넷의 낮은 진입 장벽과 사용자들의 익명성, 사용자간의 시간적 공간적 분리로 인해서 기만, 속임수, 사기 행위는 인터넷에서 매우 일상적으로 발생한다 [21]. 특히, 온라인 소셜 네트워크는 사기 행위에 자주 노출된다. 조작된 언어, 메시지나 스토리의 내용에서 사기, 속임수, 기만 등을 확인할 수 있는데, 이를 이용해서 거짓말쟁이, 사기꾼의 특징을 파악하는데 초점을 맞춘 연구가 많이 진행됐다 [22]. 또한, 금융사기 사례 분석 [23], 스팸 메일[24], 온라인 테이트 사이트의 프로파일 사기 [25]를 분석한 연구도 있다. 이들은 모두 사기, 속임수의 특징들을 분석하거나, 특정한 내용의 패턴들을 분석해서 속임수나 사기의 일정한 증거, 패턴을 찾아낸다. 글의 내용, 줄거리 조작은 다른 사람들을 속이는 가장 일반적인 방법이다. 비디오나 이미지와 달리 글은 조작이 쉽고, 적은 비용과 노력으로도 쉽게 조작을 할 수 있기 때문이다.

사기, 기만행위 탐지에 대한 언어적 접근 방법은 일상적인 의사소통에서 사용하는 단어의 선택이 그 사람의 심리적, 사회적 측면을 반영하기 때문에 특정 단어의 선택은 사기꾼의 무의식적인 정서를 반영할 수 있다고 추론할 수 있다 [26]. 따라서 많은 사기 분석 연구에서 언어적 특징을 이용한 방법이 사용됐다. 금융사기 사례 분석[23], 스팸 메일[24], 온라인 테이트 사이트의 프로파일 분석[25]에서 글의 언어적 분석을 사용했다. Hauch, Valerie[26]의 연구에서 언어적 특징을 사용한 44개의 연구들을 종합해서 거짓말과 진실을 말하는 사람들의 특징을

분석했다. 거짓말쟁이들은 진실이 아닌 거짓에 대해서 진술을 하고 말을 해야 하기 때문에 인지적 부하가 많이 생기게 된다. 그래서 설명을 할 때 더 적은 세부사항을 제공하게 된다. 그리고 부정적 감정의 단어들을 더욱 많이 사용한다. 또한, 설명하거나 말을 할 때 자신을 주체에서 멀어지게 하려고 1인칭이 아닌 2인칭, 3인칭 등의 단어를 주로 많이 사용한다. 또한, 인지적 과정을 많이 발생시키는 단어 (예: “~하지만”, “~을 제외하고”)의 사용을 적게 한다.

또한, 최근에는 크라우드펀딩의 사기 프로젝트를 분류하고 분석하는 연구도 이루어졌다. Shafqat의 연구에서는[27] 언어적 특징의 가장 기본적인 특징들을 이용해서 사기 프로젝트들은 단어나, 문장의 사용량이 적고, 철자가 틀린 단어를 적게 사용한다는 것을 밝혔다. Cumming[28]의 연구에서는 프로젝트의 기본 정보들과 프로젝트를 설명하는 페이지의 글의 언어적 분석을 했다. 사기 프로젝트에서는 훨씬 적은 사회적 정보와 빈약한 단어 사용량을 제공하며, 다양한 보상의 종류를 제공함으로써 후원자들을 혼란스럽게 하는 것을 밝혔다. Siering[29]의 연구에서는 Kickstarter.com에서 요구하는 각종 정관 규칙들을 위반함으로써 정지된 (Suspended) 프로젝트들에서 추출된 글들의 언어적 분석을 통해서, 글의 언어적 특징만을 이용해서 79%의 정확도로 이들 정지된 프로젝트들을 분류했다.

위의 크라우드펀딩 사기 프로젝트들은 본 논문의 연구와 상당히 유사한 연구이지만 차이가 있다. 본 논문은 선행연구인 Shafqat[27] 연구결과를 확장하여, 가장 흔하게 사용되는 일반적인 언어적 특징 이외에도, 프로젝트의 기본정보, 제작자 정보, 사회적 정보, 개체명 인식, 시간적, 공간적 단어, 글의 가독성 등의 더욱더 많은 언어적 특징들을 사용하고 분류까지 시도한다. Cumming[28] 연구와 데이터셋을 구성하는 방법은 거의 유사하지만, 본 논문에서는 프로젝트를 설명하는 캠페인 섹션 뿐만이 아니라 업데이트, 코멘트 섹션에 있는 모든 글들의 분석을 한다. 또한, 유용한 특징들을 이용해서, 사기 프로젝트의 분류와 탐지까지 시도한다. Siering[29]에서는 (투자자들에게 약속한 결과물이나 보상을 지급하지 않은 사기 프로젝트들을 대상으로 분석한) 본 논문과는 다르게, Kickstarter.com에서 준수를 요구하는 정관 규칙들을 위반하여 정지 처분을 받은 (Suspended) 프로젝트를 대상으로 분석을 수행한 것으로, 해결하고자 하는 문제와 그 데이터의 특성이 다르며, 서로 보완적 관계에 있다. 또한, 사용한 방법론은 본 논문과 비슷하지만, 본 논문에서는 각 개별적인 프로젝트 특징 및 언어적 특징들이 사기 프로젝트의 탐지에 얼마만큼 유용한지에 관한 Descriptive statistics 분석을 추가로 수행 및 그 결과를 해석하며, 또한 이러한 특징들을 활용하여 85%의 더욱 높은 정확도로 사기 프로젝트를 탐지해낼 수 있음을 보인다.

### III. Methodologies

#### 1. Datasets

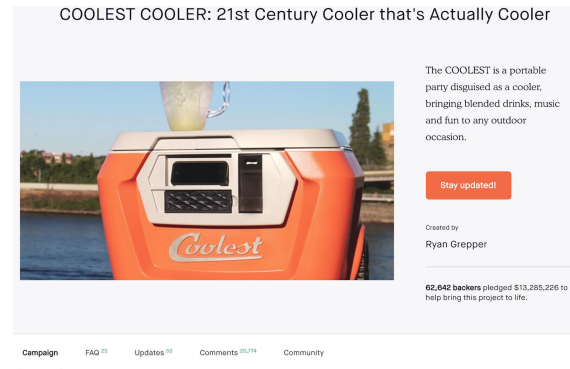


Fig. 2. A screenshot of an example Kickstarter project: Coolest Cooler

그림 2는 킥스타터 홈페이지 프로젝트 예이다. 킥스타터 홈페이지에서는 일반적으로 5가지의 섹션을 사용하고 있다. 1) 캠페인 섹션은 프로젝트를 시작할 때 제일 먼저 등록하는 부분으로 프로젝트 아이디어에 대해서 설명하는 부분이다. 비디오나 이미지 그리고 글로 설명을 할 수 있다. 2) 업데이트 섹션은 프로젝트 제작자가 프로젝트를 진행하면서 진행 사항, 업그레이드되는 부분들을 추가적으로 설명하는 부분이다. 3) 코멘트 섹션은 프로젝트 제작자와 후원자들 사이에 서로 소통을 하는 곳으로 질문과 답변을 하는 부분이다. 4) 커뮤니티 섹션은 후원을 한 사람들에 대한 리스트 정보가 있다. 후원한 사람들의 이름, 나라 등을 알 수 있다. 5) 마지막으로 FAQ 섹션은 자주 물어보는 질문과 답을 볼 수 있는 부분이다. 우리는 글의 언어적 분석을 통해 사기 프로젝트 분류를 시도하는데 캠페인, 업데이트, 코멘트 섹션을 모두 이용한다.

현재, 크라우드펀딩 사기 프로젝트에 대해서 공개적으로 잘 알려진 데이터 셋, 즉 ground truth 데이터는 아직 없다. 그래서 우리는 Kickscammed.com[11], Reddit[10], 페이스북의 그룹 중에 하나인 ‘Crowdfunding Projects that Never Delivered’[12], 그리고 구글 검색을 통해서 사기 프로젝트를 찾아낸다. 2016년 10월까지, 위 사이트에 등록되거나 사람들에 의해서 사기 프로젝트로 의심이 되는 총 300개의 프로젝트들을 수집했다. 그리고 포함된 데이터들 중에서는 사기 프로젝트가 아닌데 잘못 포함될 가능성도 있기 때문에, 이 가능성을 최대한 줄이기 위해서 업데이트와 코멘트의 내용들을 수작업으로 일일이 확인해서 사기 프로젝트가 아닌 프로젝트들은 제외를 했다. 프로젝트들은 다음의 기준에 따라서 제외를 했다. 1) 첫 번째로, 완성된 제품이나 물건 등을 전달하기로 약속한 날짜에서 모두 최소 16개월 이상 지나도록 전달되지 않았다. 업데이트, 코멘트 섹션을 통해서 확인한 부분으로 누군가는 제품을 받았을 수도 있지만, 그러한 증거를 어디에서도 찾을 수 없던 프로젝트들이다. 2) 두 번째는, 코멘트 섹션이나 여러 사이트나 포럼 등에서 사기 프로젝트로 의심이 되는 후원자들의 지적에 대해서 의혹이 해결되지 않거나, 배달이 지연되거나 진행이 잘 이루어지지 않은

부분에 대해서 제작자가 전혀 해명이 없는 프로젝트들이다. 이 두 가지 조건을 만족할 경우 매우 의심스러운 사기 프로젝트로 분류를 했다. 마지막으로 3) 세 번째 조건은 Forbes.com, CNNMoney.com 등의 미디어를 통해서 사기로 알려진 프로젝트들은 잘 알려진 확실한 사기 프로젝트로 분류를 했다.

Table 1. The number of scams in our dataset by year

Category	2011	2012	2013	2014	2015	Total
Confirmed scams	4	8	9	6	0	27
Suspicious scams	6	17	28	19	5	75
Total	10	25	37	25	5	102

이런 기준에 따라서 분류를 한 결과, 표 1과 같이 총 27개의 잘 알려진 확실한 사기 프로젝트와 75개의 매우 의심스러운 프로젝트로 분류를 했다. 이렇게 총 102개의 사기 프로젝트에 대한 대조군

으로, 사기가 아닌 149개의 프로젝트들을 추가로 수집했다. 2016년 10월까지, 크라우드펀딩에서 프로젝트를 성공적으로 마치고 제품이나 물건 등을 성공적으로 보상 및 판매하는 사이트인 Outgrow.me[32]를 통해서 데이터를 수집 했다. 본 연구에서 수집 및 사용된 데이터셋의 한계는 사기 데이터의 크기가 그렇게 크지 않은 소규모의 데이터이며, 100%의 확실한 사기 프로젝트들만을 포함하고 있지 않을 가능성이 충분히 존재한다는 점이다. 하지만 현재까지 100%의 확실한 사기 프로젝트들만을 포함한 ground truth 데이터는 어디에도 존재하지 않는 가운데, 본 연구진이 직접 약 1년간에 걸쳐 일일이 수작업으로 수집 및 필터링한 이 데이터셋은, 크라우드펀딩에서의 사기 프로젝트의 특징들을 분석하고 모델링 하기 위해 사용할 수 있는 현존하는 유일한 데이터셋으로, 본 논문의 결과에서 보다시피 유의미한 패턴 및 분류 결과를 보이고 있다. 본 논문에서 사용된 데이터셋은 논문의 출간과 함께 모두 공개할 예정이다.

Table 2. Description of the Linguistic Features

Quantity
1. (The total number of) words, adverbs, verbs, adjective, nouns, clauses, phrases, characters, punctuation, sentences, Noun phrases
Complexity
2. Average number of clauses: the number of clauses / the number of sentences
3. Average sentence length: the number of words / the number of sentences
4. Average word length: the number of characters / the number of words
5. Pausality: the number of punctuation marks / the number of sentences
Non-immediacy
6. Self reference: the number of first person singular pronouns
7. Group reference: the number of first person plural pronouns
Uncertainty
8. Modal verbs: the number of modal verbs
9. Other reference: the number of second and third person pronouns
Expressiveness
10. Emotiveness: the number of adjectives + the number of adverbs / the number of nouns + the number of verbs
Diversity
11. Lexical diversity: the number of different words / the number of words
Redundancy
12. Redundancy: the number of function words / the number of sentences
Informality
13. Typo ratio: the number of misspelled words / the number of words
Time orientation
14. Past, present and future tense verbs: the number of past, present and future verbs
Cognitive process
15. Exclusive words: the number of exclusive words. (e.g., "except", "without", "but")
16. Insight: the number of insight words. (e.g., "think", "know")
17. Causal: the number of causal words. (e.g., "because", "effect")
Readability
18. ARI: The Automated Readability index [34]
19. CL: The Coleman-Liau index [35]
20. GF: Gunning Fog index [31]
21. FKGL: Flesch-Kincaid Grade level [36]
22. FRES: Flesch-Reading Ease source [36]
Personal information
23. E-mail: the number of times creator mentions his/her email
24. Named-entity recognition: the number of words(person, location, organization). (e.g., James, London, Facebook)

## 2. Features

### 2.1 Project-based

킵스타터 홈페이지에서 제공하는 일반적인 정보들이다. 1) 목표 금액, 2) 후원받은 금액, 3) 총 후원자의 수, 4) 보상을 원하는 후원자의 수, 후원자들 중에는 보상이나 프로젝트 결과물을 원하는 사람도 있지만 프로젝트에 흥미를 느끼거나 돈만 지원해주는 사람도 있다. 5) 후원자들이 남긴 코멘트의 개수, 6) 캠페인 섹션에 포함된 비디오나 이미지의 개수, 7) 업데이트 섹션에 포함된 비디오나 이미지의 개수이다.

### 2.2 Creator information

킵스타터 홈페이지에서 제공하는 프로젝트를 진행하는 제작자에 대한 정보이다. 1) 제작자가 현재까지 후원을 한 프로젝트의 개수, 2) 제작자가 현재까지 진행을 한 프로젝트의 개수, 3) 프로젝트를 시작하기 전까지 제작자가 다른 프로젝트에 남긴 코멘트의 개수, 4) 프로젝트가 시작하고 난 뒤에 다른 프로젝트에 남긴 코멘트의 개수, 5) 프로젝트의 업데이트 섹션에 업데이트를 한 개수, 6) 업데이트 섹션에 남긴 읽을 수 있는 업데이트 개수로 제작자는 업데이트 섹션에 업데이트를 올릴 때 후원자들만 볼 수 있거나 후원자가 아닌 다른 사람들도 볼 수 있게 할 수 있다. 7) 제작자가 프로젝트에 남긴 코멘트의 개수이다.

### 2.3 Social Network

소셜 네트워크 특징은 킵스타터 홈페이지에서 외부로 연결될 수 있는 소셜 네트워크 특징이다. 1) 외부 링크의 개수로 제작자는 자기가 진행 중인 프로젝트에 대한 개인적인 홈페이지나, 트위터, 페이스북, 인스타그램 등 다양한 외부 링크를 사용할 수 있다. 2) 킵스타터에서 공식적으로 등록하는 부분으로 페이스북 아이디의 유무이다.

### 2.4 Linguistic Cues

언어적 특징은 글에서 거짓과 진실을 구분하는 가장 대표적인 면서도 효율적인 방법으로 여러 연구에서 사용되었다 [33]. 본 논문에서도 여러 가지 언어적 특징을 사용해 캠페인, 업데이트, 코멘트 섹션에 있는 글들을 분석한다. 표 2에 있는 언어적 특징들을 사용한다. [33]에서 사용한 언어적 특징들과 Readability[34, 35, 31, 36]와 Stanford NLP[30]등을 추가적으로 사용한다.

방법으로는 Best, Greedy, Genetic 방법을 사용해 총 6번의 Feature selection을 한다. 각각의 결과에서 최소 3번 이상 발견된 특징들을 추출한다. 추출된 특징들의 평균, t-test의 검사를 통해서 가장 높은 정확도로 사기 프로젝트를 분류하는 최적의 특징들을 찾아냈다. 표 3에 있는 특징들이 추출된 주요 특징들이다. 13개의 특징들이 최종적으로 선택됐다.

Table 3. Selected features

Section	Selected features
Project-based & Creator	The number of backed campaigns The number of created campaigns Facebook ID The number of external links Pledged The number of videos / The number of updates
Campaign	-
Updates	Typo ratio E-mail / The number of updates
Comments	Verbs / The number of comments First person singular / The number of comments E-mail / The number of comments Redundancy Insight

표 3에서 캠페인 섹션과 관련된 특징들은 하나도 추출이 안됐는데, 사기 프로젝트를 분류하는데 캠페인 섹션 특징들은 그리 유용하지 않다는 것을 확인할 수 있다. 프로젝트 기반, 제작자, 코멘트 섹션에서 유용한 특징들이 많이 추출이 되었다.

## 2. Descriptive statistics

본 논문에서 사용하는 데이터 셋은 불균등한 작은 데이터와 많은 수의 특징들을 가지고 있기 때문에, unpaired t-test를 사용해서 특징들의 평균과 표준편차의 p-value를 평가한다 [39]. 본 논문에서 사용된 것과 같은 데이터 셋에 효과적인 방법이다. t-test의 통계적 유의성은 “scam”, “non-scam” 샘플의 평균의 차이가 실제에서도 차이가 유의미 한지 아닌지를 확인한다.

표 4는 사기와 사기가 아닌 프로젝트의 통계적 차이를 보여준다. 다른 프로젝트에 후원 한 경험이나 프로젝트를 실제로 진행한 경험이 많을수록, 페이스북이나 외부와 연결된 링크가 있을수록 사기일 확률이 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 또한, 업데이트와 코멘트 섹션에서 Email이 많이 언급될수록 사기의 확률이 낮아진다. 업데이트 섹션에서 Typo ratio는 사기 프로젝트 쪽에서 더 낮다. 사기 프로젝트를 진행하는 제작자들은 글을 작성하는데 있어서 더욱더 (허위 정보임을 들켜지 않기 위해) 신경을 쓴다고 할 수 있다 [27]. 또한 [40]에서 많은 성공적인 프로젝트들은 개인보다는 팀으로 진행한다는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 결과와 같이 사기가 아닌 프로젝트에서 1인칭 단수를 사기 프로젝트들보다 더 적게 사용한다고 생각할 수 있다. 이는 일반적으로 사기꾼들이 1인칭 대명사를 사용하지 않는다는 여러 논문에서 분석된 결과와는 상반된 결과이다 [41]. 이는 정상적인 크라우드펀딩 프로젝트들이 주로 1인 캠페인보

## IV. Results

### 1. Feature Selection

Feature selection (특성 선택)은 여러 가지 많은 특징들 중에서 유용한 특징을 추출해내는 중요한 작업이다. 본 논문에서 필터 방법으로는 CFS[37], Consistency[38] 필터와 검색 방

Table 4. Descriptive analysis for selected features, Significance: \*\*\*  $p < 0.001$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*  $p < 0.05$ , If p-value is less than 0.05 then it becomes more significant

Sections	Features	Scams		Non-scams		p-value
		Mean	SD	Mean	SD	
Project-based & Creator	The number of backed campaigns	8.57	15.288	22.96	34.705	***
	The number of created campaigns	1.73	1.536	2.41	2.691	*
	Facebook ID	0.343	-	0.550	-	***
	The number of external links	1.57	1.583	2.48	1.588	***
	Pledged	115896	280496	397429	920495	***
	The number of videos / The number of updates	0.033	0.117	0.109	0.201	***
Updates	Typo ratio	0.034	0.018	0.046	0.021	***
	E-mail / The number of updates	0.048	0.096	0.160	0.261	***
Comments	Verbs / The number of comments	13.890	10.575	9.982	5.362	***
	First person singular / The number of comments	1.478	1.840	0.748	1.196	***
	E-mail / the number of comments	0.031	0.115	0.090	0.145	***
	Redundancy	4.264	1.832	3.542	1.206	***
	Insight	2.061	0.837	1.712	0.704	***

다는 팀으로 제안되는 경우가 많이 진행되는 특성을 반영하며, 사기 프로젝트들의 제안자들은 주로 혼자서 허위 캠페인들을 개설하고 있기 때문일 것이라고 추측할 수 있다.

### 3. Classification Performance

사기 프로젝트를 탐지하는 모델을 만들기 위해서 우리는 2가지의 머신러닝 알고리즘을 사용한다. Random Forest(RF)와 Logistic Regression(LR)을 사용하는데 WEKA[42] 툴을 이용한다. 모델을 만들고 평가하기 위해서 10-fold 교차 검증을 한다. 이 방법은 전체 데이터 셋에서 90%를 훈련 모델로 10%를 테스트 모델로 평가하는 방법으로 10번을 반복한다. 표 3에 있는 주요 특징들을 가지고 사기 프로젝트 분류를 한다.

Table 5. Performance comparisons of classification algorithms.

	Precision	Recall	Accuracy	AUC
RF	0.846	0.755	84.46%	0.904
LR	0.750	0.735	79.28%	0.856

표 5에 나온 분류 결과를 살펴보면 RF를 통해서 84.46%에 해당하는 프로젝트들을 성공적으로 분류를 했다. RF를 통해서 251개의 프로젝트들 중에서 209개를 성공적으로 분류를 했는데 사기 프로젝트는 102개 중에서 77개를, 149개의 사기가 아닌 프로젝트 중에서 135개의 프로젝트를 성공적으로 분류를 했다.

Table 6. comparisons of classification of Random Forest on the four categories of sections.

Section	Precision	Recall	Accuracy	AUC
Project-based & Creator	0.663	0.618	71.71%	0.784
Campaign	-	-	-	-
Updates	0.576	0.520	64.94%	0.671
Comments	0.680	0.647	73.30%	0.814
Total	0.846	0.755	84.46%	0.904

다음으로는, 각 섹션이 분류에 얼마나 영향을 주고 중요하지 살펴보기 위해서 분류 성능이 가장 좋은 RF를 이용해서 각 섹션별 분류 정확도를 살펴본다. 표 6을 살펴보면 캠페인 섹션은 추출된 특징들이 없는 관계로 결과가 나오지 않았다. 코멘트 섹션이 73%의 정확도로 가장 높았다. 이를 통해서 사기 프로젝트를 판별하는데 코멘트 섹션의 언어적 특징이 가장 중요하다고 생각할 수 있다. 두 번째로는 프로젝트 기반 및 제작자 특징이다. 71%로 코멘트 섹션보다 2%밖에 차이가 나지 않는다.

## IV. Conclusions

크라우드펀딩은 최근 급격한 성장을 하면서, 더불어 사기에 대한 위험도 증가를 했다. 하지만 사기 프로젝트에 대한 연구는 많이 이루어지지 않아서, 많은 투자자들이 사기 프로젝트에 대한 정보의 부족을 겪고 있다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 정보의 차이를 극복하기 위해서, 사기 프로젝트의 데이터를 수집하고 분석했다. 프로젝트의 기본적인 정보, 제작자의 정보, 소셜 네트워크 정보, 글의 언어적 특징들을 이용해서, 사기 프로젝트를 구별하기 위해서는 프로젝트의 기본적 정보, 제작자의 정보와 코멘트의 언어적 특징이 중요하다는 사실을 알아냈다. 또한, 찾아낸 중요한 특징들을 가지고 기계 학습 분류를 통해서 84.46%의 정확도로 성공적으로 분류를 했다.

## REFERENCES

- [1] Statista, <https://www.statista.com/statistics/310218/total-kickstarter-funding/>

- [2] Symbid, <http://blog.symbid.com/2015/trends/crowdfunding-industry-overtakes-venture-capital-and-angel-investing/>
- [3] Cumming, Douglas, Gaël Leboeuf, and Armin Schwenbacher. "Crowdfunding models: Keep-it-all vs. all-or-nothing." 2015.
- [4] Kickstarter, <https://www.kickstarter.com/help/stats?ref=global-footer>
- [5] Mollick, Ethan. "The dynamics of crowdfunding: An exploratory study." *Journal of business venturing*, Vol. 29, No. 1, pp. 1-16, Jan. 2014.
- [6] Suspicious activity report, <https://www.crowdfundersider.com/2015/10/75936-us-treasury-publishes-suspicious-activity-report-highlighting-crowdfunding-scams-frauds/>
- [7] Ho, Tina H. "Social purpose corporations: The next targets for greenwashing practices and crowdfunding scams." *Seattle J. Soc. Just.*, Vol. 13, pp. 935, Sep. 2015.
- [8] Xu, Jennifer, Dongyu Chen, and Michael Chau. "Identifying features for detecting fraudulent loan requests on P2P platforms." *IEEE Intelligence and Security Informatics*, pp. 79-84, Sep. 2016.
- [9] CNN Kickstarter scam project, <http://money.cnn.com/2013/06/17/technology/kickstarter-scam-kobe-jerky>
- [10] Reddit, <https://reddit.com/>
- [11] Kickscammed, <http://kickscammed.com/>
- [12] Facebook group, <https://www.facebook.com/groups/1380253912299062/>
- [13] Etter, Vincent, Matthias Grossglauser, and Patrick Thiran. "Launch hard or go home!: predicting the success of kickstarter campaigns." *Proceedings of the first ACM conference on Online social networks*, pp. 177-182, Oct. 2013.
- [14] Mollick, E. "The dynamics of crowdfunding: Determinants of success and failure." *Social Science Research Network*, Rochester, NY, 2014.
- [15] Greenberg, Michael D., et al. "Crowdfunding support tools: predicting success & failure." *CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1815-1820, 2013.
- [16] Mitra, Tanushree, and Eric Gilbert. "The language that gets people to give: Phrases that predict success on kickstarter." *Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*, pp. 49-61, 2014.
- [17] Xu, Anbang, et al. "Show me the money!: An analysis of project updates during crowdfunding campaigns." *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, pp. 591-600, 2014.
- [18] Zvilichovsky, David, Yael Inbar, and Ohad Barzilay. "Playing both sides of the market: Success and reciprocity on crowdfunding platforms." 2015.
- [19] An, Jisun, Daniele Quercia, and Jon Crowcroft. "Recommending investors for crowdfunding projects." *Proceedings of the 23rd international conference on WWW*, pp. 261-270, 2014.
- [20] Kim, Yongsung, et al. "Understanding trust amid delays in crowdfunding." *2017 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing*, 2017.
- [21] Xiao, Bo, and Izak Benbasat. "Product-related deception in e-commerce: a theoretical perspective." *Mis Quarterly*, Vol. 35, No. 1, pp. 169-196, 2011.
- [22] Burgoon, Judee K., et al. "Detecting deception through linguistic analysis." *International Conference on Intelligence and Security Informatics*, pp. 91-101, 2003.
- [23] Humpherys, Sean L., et al. "Identification of fraudulent financial statements using linguistic credibility analysis." *Decision Support Systems*, Vol. 50, No. 3, pp. 585-594, Feb. 2011.
- [24] Keila, Parambir S., and D. B. Skillicorn. "*Detecting unusual and deceptive communication in email.*" *Centers for Advanced Studies Conference*, pp. 17-20, 2005.
- [25] Toma, Catalina L., and Jeffrey T. Hancock. "Reading between the lines: linguistic cues to deception in online dating profiles." *Proceedings of the 2010 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp. 5-8, 2010.
- [26] Pennebaker, James W., Matthias R. Mehl, and Kate G. Niederhoffer. "Psychological aspects of natural language use: Our words, our selves." *Annual review of psychology*, Vol. 54, No. 1, pp. 547-577, Feb. 2003
- [27] Shafqat, Wafa, et al. "The language of deceivers: Linguistic features of crowdfunding scams." *WWW*, pp. 99-100, 2016.
- [28] Cumming, Douglas J., et al. "Disentangling crowdfunding from fraudfunding." 2016.
- [29] Siering, Michael, Jascha-Alexander Koch, and Amit V. Deokar. "Detecting fraudulent behavior on crowdfunding platforms: The role of linguistic and content-based cues in static and dynamic contexts." *Journal of Management Information Systems*, Vol. 33, No. 2, pp. 421-455, Oct. 2016.
- [30] Manning, Christopher, et al. "The Stanford CoreNLP natural language processing toolkit." *Proceedings of 52nd annual meeting of the association for computational linguistics: system demonstrations*, pp. 55-60, 2014.
- [31] Gunning, Robert. "*The technique of clear writing.*" 1952.
- [32] Outgrow, <https://outgrow.me/>
- [33] Zhou, Lina, et al. "Automating linguistics-based cues for detecting deception in text-based asynchronous

- computer-mediated communications." Group decision and negotiation, Vol. 13, No. 1, pp. 81-106, Jan. 2004.
- [34] Smith, Edgar A., and R. J. Senter. "Automated readability index." AMRL-TR. Aerospace Medical Research Laboratories (US), pp. 1-14, May. 1967
- [35] Coleman, Meri, and Ta Lin Liau. "A computer readability formula designed for machine scoring." Journal of Applied Psychology, Vol. 60, No. 2, pp. 283, Apr. 1975
- [36] Flesch, Rudolph. "A new readability yardstick." Journal of applied psychology, Vol. 32, No. 3, pp. 221, Jun. 1948.
- [37] Hall, Mark Andrew. "Correlation-based feature selection for machine learning." 1998.
- [38] Liu, Huan, and Rudy Setiono. "A probabilistic approach to feature selection—a filter solution." 13th International Conference on Machine Learning, Vol. 96, pp. 319-327, Apr. 1996.
- [39] De Winter, Joost CF. "Using the Student's t-test with extremely small sample sizes." Practical Assessment, Research & Evaluation, Vol. 18, No. 10, Jul. 2013.
- [40] Beier, Michael, and Kerstin Wagner. "Crowdfunding Success of Tourism Projects—Evidence from Switzerland." 2014.
- [41] Hauch, Valerie, et al. "Are computers effective lie detectors? A meta-analysis of linguistic cues to deception." Personality and Social Psychology Review, Vol. 19, 2015
- [42] Hall, Mark, et al. "The WEKA data mining software: an update." ACM SIGKDD explorations newsletter, Vol. 11, No. 1, pp. 10-18, Jun. 2019

## Authors



Seung-Hun Lee received the B.S. and M.S. degrees in Computer Science and Engineering from Sangmyung University, Korea, in 2015 and 2017, respectively. Seunghun Lee is currently a Ph.D. student in the Department of

Software, Sangmyung University. He is interested in data mining, social network, and machine learning.



Hyun-Chul Kim received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science from KAIST, Korea, in 1995, 1997, and 2005, respectively. Professor Kim joined the faculty of the Department of Software at Sangmyung University,

Cheonan, Korea, in 2012. He is currently an Associate Professor in the Department of Software, Sangmyung University. He is interested in Data Science and Internet/Network Science.