

빅 이코노미 시대에 머신러닝을 활용한 IT 아웃소싱 프리랜서 매칭 시스템

2019 제 15회 KMAC 경영혁신 연구논문 및 사례연구 대학(원)생 공모전

Pre-ISL 팀

우현우

Executive Summary

직 이코노미 시대에 머신러닝을 활용한 IT 아웃소싱 프리랜서 매칭 시스템

AS-IS



급성장하는 직 이코노미 시대

- 디지털플랫폼 기반의 직 이코노미 활성화
- 국내기업의 IT프리랜서 단기계약 비중 증가
- 비용적 유리함과 가용 인적자원 범위의 확대

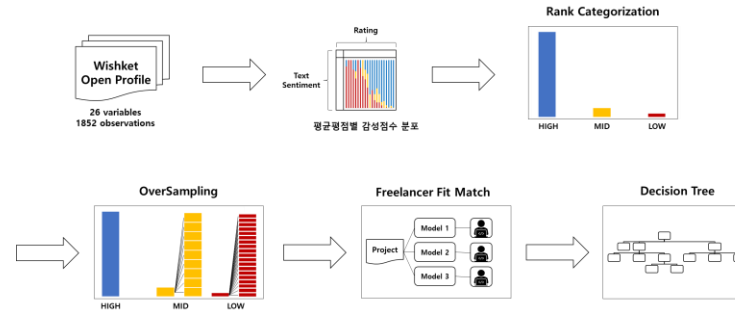
아직 미흡한 국내의 현황

- 직 이코노미 자체에 대한 연구 부족
- 데이터 기반의 의사결정 필요
- 저인지도 진입자의 낮은 고용률과 높은 고용대기율
- 정량적 분석/연구가 미흡

Matching Framework

아웃소싱의 핵심

프로젝트 수행에 적합한 프리랜서가 기업과 '매칭'되는 것



모델	평가항목별 평점	신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수	프리랜서	평점, 리뷰	프로젝트 진행 경험
Model 1	O	O	(a)유형	O	O
Model 2	X	O	(b)유형	X	O
Model 3	X	X	(c)유형	X	X

- (a)유형: '평점'과 '리뷰'를 가지고 있는 기존의 프리랜서
 (b)유형: 프로젝트 진행 경험은 있으나 '평점 및 리뷰'가 없거나 적은 기존의 프리랜서
 (c)유형: 프로젝트 진행 경험이 없는 신규 프리랜서

[Model 1] 평가 항목별 평점(전문성, 결과물 만족도, 의사소통, 일정준수, 적극성)을 포함한 모든 변수를 다 활용한 모델 (41 input variables)
 [Model 2] 평가 항목별 평점을 변수에서 제거한 상태에서의 모델 (36 input variables)
 [Model 3] 평가 항목별 평점뿐만 아니라 신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수 값들을 함께 제거한 상태에서의 모델 (31 input variables)

TO-BE

IT 프리랜서 아웃소싱 온라인 중개 플랫폼에서 제공하는 프리랜서들의 공개 프로필을 활용하여 기업과 프리랜서간의 '매칭 시스템'에 대한 프레임워크 제공

- 기업은 사전에 설정한 프로젝트의 보수와 기간을 기반으로 프리랜서 이력에 따라 등급 예측 가능
- 프리랜서는 집중해야 할 역량의 우선순위를 파악
- 경험부족/신규진입 프리랜서도 기업에게 효과적으로 어필
- 기업/프리랜서의 데이터 기반 의사결정 지원

기대 효과

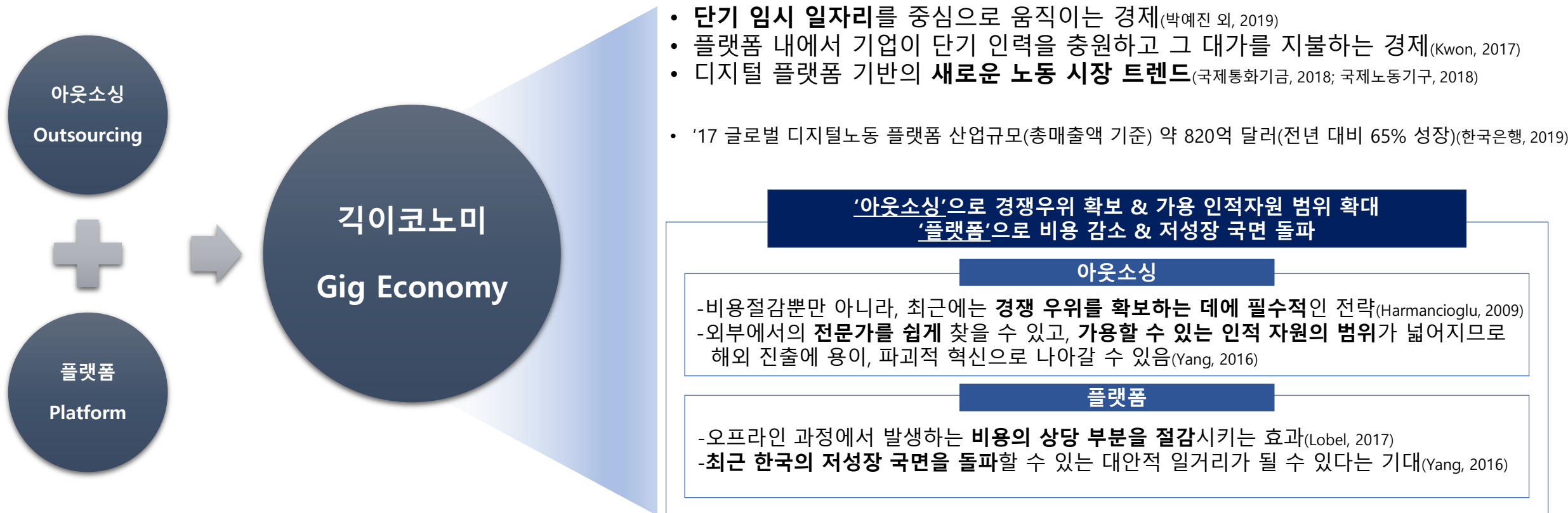
- 과학적/정량적 의사결정으로 아웃소싱 **리스크 감소**
- 고용 기회의 **비대칭성 극복** 방안 제시
- 기업&프리랜서 양측 모두에게 **선순환 효과**로 **국내 프리랜서 시장 활성화** 유도

목차 Contents

1. 서론 & 문헌 고찰 Introduction & Literature Review	- p.4
2. 연구 방법 Methodology	- p.8
3. 연구 결과 Results	- p.13
4. 결론 Conclusion	- p.22
* 부록 Appendix	- p.24
* 참고 문헌 References	- p.30

1. 서론 & 문헌 고찰 Introduction & Literature Review

‘아웃소싱’과 ‘플랫폼’을 기반으로 ‘각 이코노미(Gig Economy)’의 급격한 성장세.



디지털 플랫폼을 기반으로 새로운 방식의 일자리 창출에 기여(박예진 외, 2019)
적은 자본으로 경제 활동/창업 시도 가능, 플랫폼을 활용하여 프리랜서의 일자리 발견과 기업과의 매칭까지 가능(Yang, 2016)

1. 서론 & 문헌 고찰 Introduction & Literature Review

기업의 프리랜서 아웃소싱에서의 핵심, '프로젝트 수행에 적합한 프리랜서와의 매칭'.

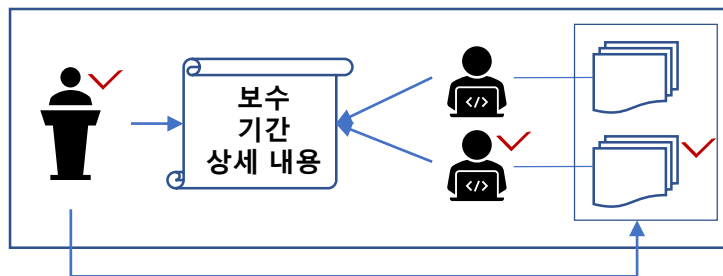
기업의 변화에 대한 대비 필요

- 새로운 노동 패러다임의 확산 ⇒ 국내 기업은 '온라인 프리랜서 아웃소싱 중개 플랫폼'을 활용한 프로젝트 수행 방식에 적극 대비 필요

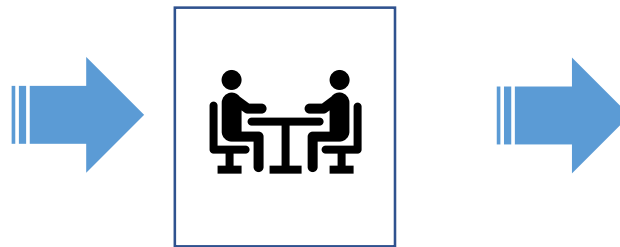
기업의 아웃소싱에서의 핵심

- 기업의 프리랜서 아웃소싱에 있어서 가장 중요한 것: **프로젝트 수행에 적합한 프리랜서가 기업과 '매칭'되는 것**
- '온라인 프리랜서 아웃소싱 중개 플랫폼': 기업의 '매칭' 니즈(needs)를 만족시켜주는 공간

온라인 중개 플랫폼서비스 방식



기업이 온라인 중개 플랫폼 사이트에 프로젝트 공고
프리랜서들은 해당 프로젝트에 지원
기업은 지원자들의 공개프로필 확인하여 적합자 선정



기업과 선정된 프리랜서는 미팅을 통해
계약을 하여 프로젝트 진행



프로젝트가 완료 후
기업이 프리랜서에게 계약했던 금액을 지급
서로에 대한 평가를 여러 항목 평점과 리뷰글을 통해 작성

1. 서론 & 문헌 고찰 Introduction & Literature Review

각 이코노미에 대한 적극적 연구 논의와 데이터를 효과적으로 활용한 기업 의사결정이 필요.

각 이코노미 자체에 대한 연구 부족

- 각 이코노미 기반 플랫폼 서비스가 다양하게 등장함에도 불구하고, 이에 대한 학술적 논의는 매우 미미(Park & Lee, 2018).
- 온라인 프리랜서 중개 플랫폼 시장이 성장하기 위해서는 더 많은 참여자와 콘텐츠가 확보가 되어야 함에도 불구하고 공급자 역할을 하는 프리랜서에 대한 연구는 아직 부족한 상황(Park & Lee, 2018).

데이터기반의 의사결정 필요

- IT 아웃소싱이 기업의 혁신과 비용 절감 면에서 좋은 방법이지만, 면밀한 검토와 정확한 이해가 없다면 오히려 위험한 선택일 수도 있음(정길호, 2015).
- 국내 플랫폼에 등록된 프리랜서의 스크리닝을 위한 업무 수행 능력을 객관적으로 평가할 수 있는 시스템 도입이 시급(Lee & Cho, 2018).
- 현재의 매칭 방식은 프리랜서 프로필 정보를 기반으로 주어진 데이터를 효과적으로 활용하지 못하고 있음.
- 현재 프리랜서들이 제공하는 공개 프로필의 데이터는 상당히 많이 축적되어 있어 이를 과학적 의사결정으로 활용할 필요가 있음.

신규진입자들의 호소

- 기업은 기존에 평판이 누적된 프리랜서들을 선호해 상대적으로 신규 진입 프리랜서의 고용률이 상당히 낮고, 고용 대기율은 매우 높은 편(전선호 et al., 2015).

선행 연구들은 대부분 각 이코노미를 대비해 플랫폼의 발전 방향을 제시하거나, 프리랜서의 성과와 관련된 요소를 검증하는 데에 그침.

기업과 프리랜서 간의 적합한 매칭 프레임워크나 정량적인 연구가 미흡함.

현재 각 이코노미의 가장 핵심이 되는 프리랜서에 대한 추천/매칭 시스템은 없는 실정.

1. 서론 & 문헌 고찰 Introduction & Literature Review

머신러닝 기반의 IT아웃소싱 프리랜서 매칭 시스템을 제안해 국내 프리랜서 시장 활성화 유도.

연구의 진행 방향

- 'Wishket'에서 제공하는 프리랜서 공개 프로필 데이터를 활용하여 신뢰도와 만족도에 영향을 주는 요인을 확인.
- 머신러닝 기법인 의사결정나무(Decision Tree) 분석을 활용하여 실질적인 정량화가 가능한 매칭 프레임워크를 제공.

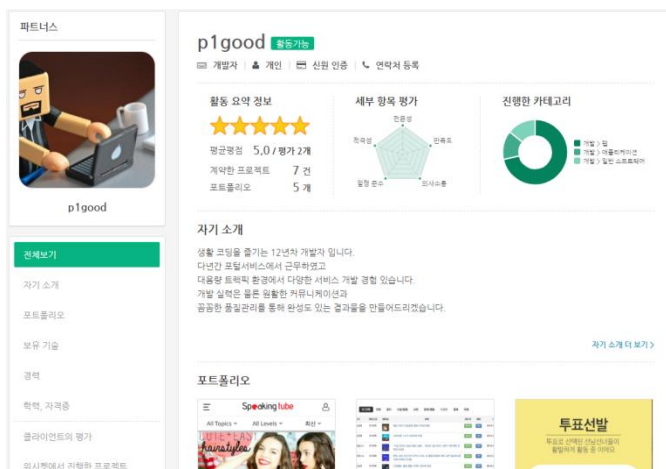
기대 효과

- 기업이 원하는 프리랜서의 수준을 평가·예측할 수 있는 모델을 제공하여 데이터 기반의 의사결정 지원.
- 플랫폼내 프리랜서에게 역량 개발의 방향성 제시와 인지도가 낮은 프리랜서의 시장 진입장벽 완화로 시장 활성화 유도.
- 프로젝트 진행에 있어서 프리랜서 아웃소싱의 리스크 감소와 고용 만족도 향상.
- 기업과 프리랜서 양측 모두 선순환 효과를 불러일으켜 각 이코노미 시대에 부합하는 국내 프리랜서 시장 활성화.

2. 연구 방법 Methodology

‘Wishket’ 사이트의 프리랜서 공개프로필에서 얻은 데이터를 기반으로 모델링 시행.

‘Wishket’내 프리랜서 공개프로필



무빙톤 콘텐츠 퍼블리싱 및 스크립트 작업

개발 > 퍼블리싱 | 클라이언트 wonjinism

₩ 계약금액 2,500,000원 | 프로젝트 기간 14일 | 계약일자 2016년 06월 23일

★★★★★ 4.6

전문성 ★★★★★ 4 | 결과물 만족도 ★★★★★ 4 | 의사소통 ★★★★★ 5 | 일정 준수 ★★★★★ 5 | 적극성 ★★★★★ 5

클라이언트 wonjinism

저희가 잘 모르는 범위를 먼저 결정해 해서 작업해서 보여주시고, 그 이후에 추가 수정 요청이 있더라도 합리적인 선에서는 모두 수정해 주셨습니다.... 자세히 보기

아이웨어 쇼핑몰 메인페이지 반응형 퍼블리싱

개발 > 퍼블리싱 | 클라이언트 portdesign

₩ 계약금액 500,000원 | 프로젝트 기간 2일 | 계약일자 2016년 05월 24일

(5개 항목의 전체 평균평점) ★★★★★ 4.2

전문성 ★★★★★ 4 | 결과물 만족도 ★★★★★ 4 | 의사소통 ★★★★★ 4 | 일정 준수 ★★★★★ 5 | 적극성 ★★★★★ 4

클라이언트 portdesign

빠빠한 일정에 맞춰주시고 요구 내용도 모두 빠르게 대응해주셔서 고맙습니다 다음 작업에도 함께 일하면 좋겠습니다 일 진행에 신경 써주신 위시켓에... 자세히 보기

(정성적 리뷰)

*변수 세부 분류: Appendix 1-1, 1-2

변수명	변수 의미
Type	프로젝트 타입 (분야)
Pay	프로젝트 보수 (금액) [원]
Term	프로젝트 기간 [일]
DayPay	프로젝트 일당 보수 [원/일]
CumulP	프리랜서의 보수 누적액 [원]
AvgP	프리랜서의 프로젝트별 보수의 평균 [원]
AvgDP	프리랜서의 프로젝트별 일당 보수의 평균 [원/일]
Rate	프리랜서의 평가 항목별 평점
TotRate	프리랜서의 전체 평균 평점
Job	프리랜서의 직종 구분
Solo	프리랜서의 사업 형태
Same	프리랜서의 포트폴리오와 프로젝트의 분야 일치여부
Portfol	프리랜서의 포트폴리오의 수
Proj	프리랜서가 수행했던 프로젝트의 수
Review	프리랜서가 받은 리뷰의 개수
ratioRv	프리랜서가 받은 리뷰의 비율
School	프리랜서의 학력 공개여부
Qualif	프리랜서가 보유한 자격증의 수
NonQ	프리랜서가 보유한 IT와 무관한 자격증의 수
ratioNQ	프리랜서의 IT무관 자격증 비율
Career	프리랜서의 총 경력 기간 [달]
lv	프리랜서가 보유한 각 수준별 기술의 수
Countlv	프리랜서가 보유한 기술의 총 개수
ratio_lv	프리랜서가 보유한 수준별 기술의 비율
sum_lv	프리랜서가 보유한 기술 수준의 총합
ratio_sum_lv	프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합
ratio_Countlv	프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술의 개수의 합
avg_rlv	프리랜서의 각 기술별 수련 기간 대비 해당 기술 수준의 평균
Length	프리랜서 자기소개 글자 수
Senti	프리랜서가 받은 리뷰의 감성 분석 결과
class	프리랜서의 등급

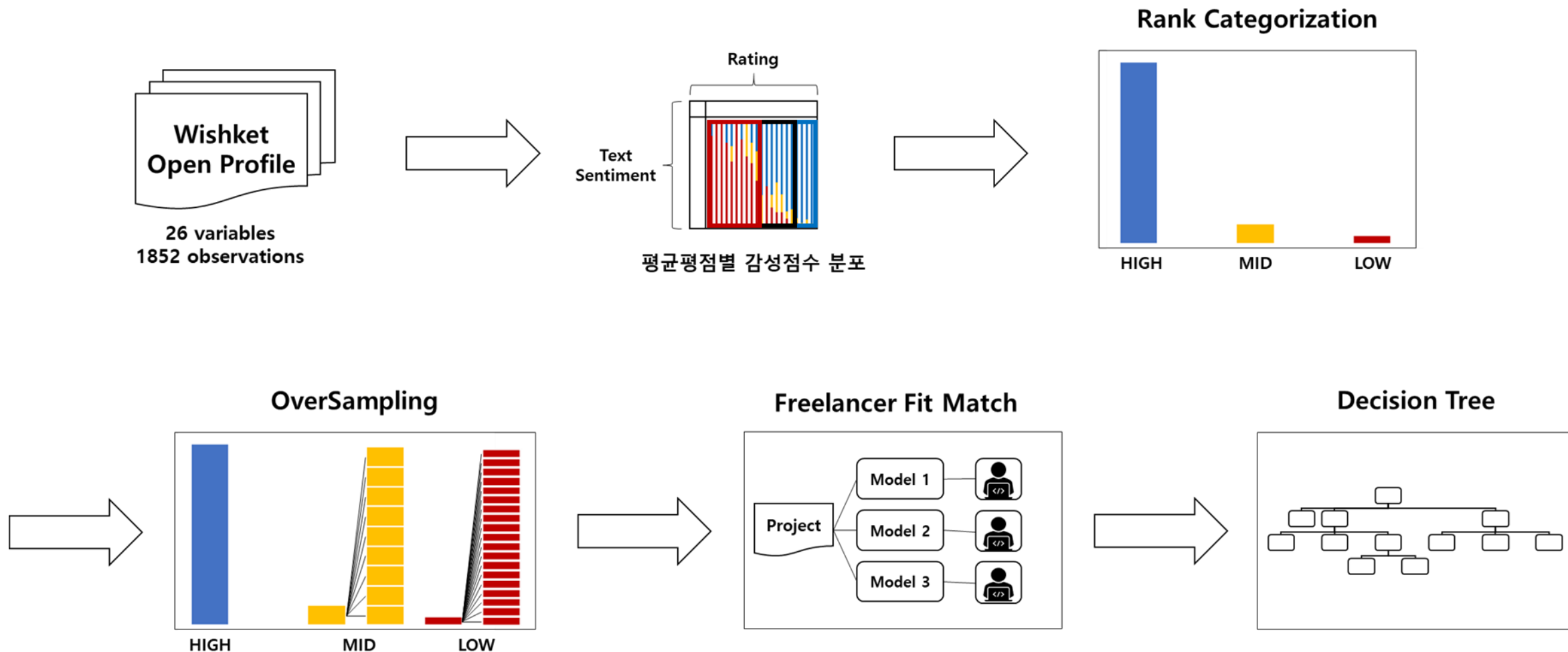
Input(x)

Target(y)

5점 scale의 평점과 정성적 리뷰가 함께 기재된 공개 프로필 데이터 1852개를 수집 (수집일 2019.7.17., 평점이 하나 이상 존재하는 개인/개인사업자, 전체의 69.71%인 1291개가 5점의 전체평균평점을 가짐)

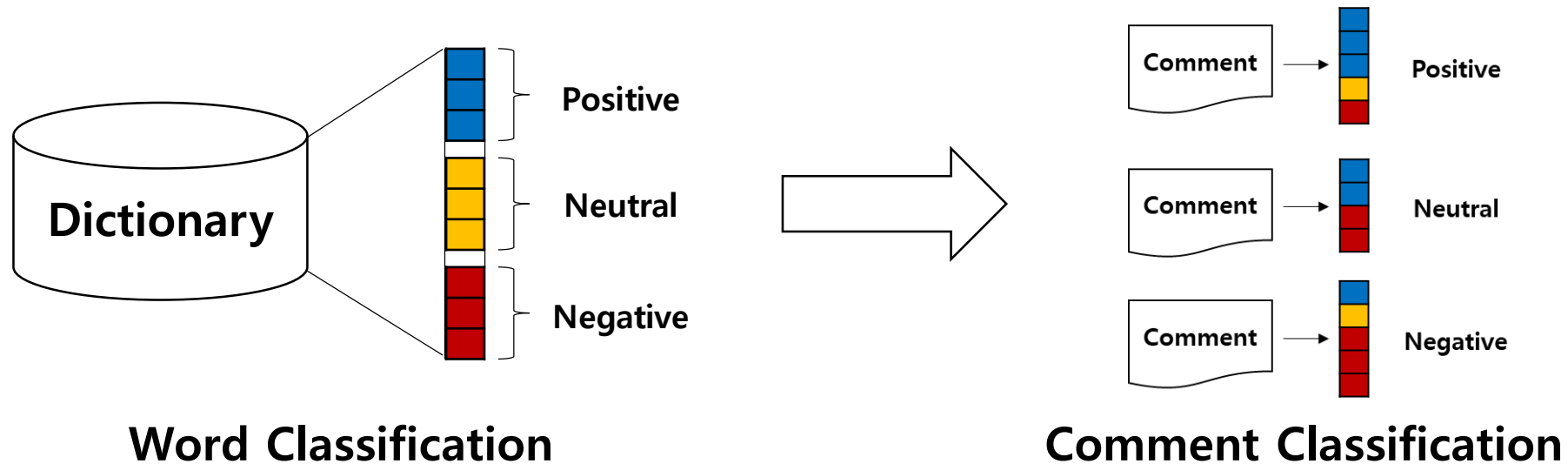
2. 연구 방법 Methodology

기업-프리랜서 매칭 프레임워크



2. 연구 방법 Methodology

기업이 프리랜서에게 작성한 정성적 리뷰의 감성분석을 통해 감성점수를 부여한다.



$$\text{Sentiment Score } x = (+1) \sum_{i=1}^p a_i + (-1) \sum_{j=1}^n b_j$$

where

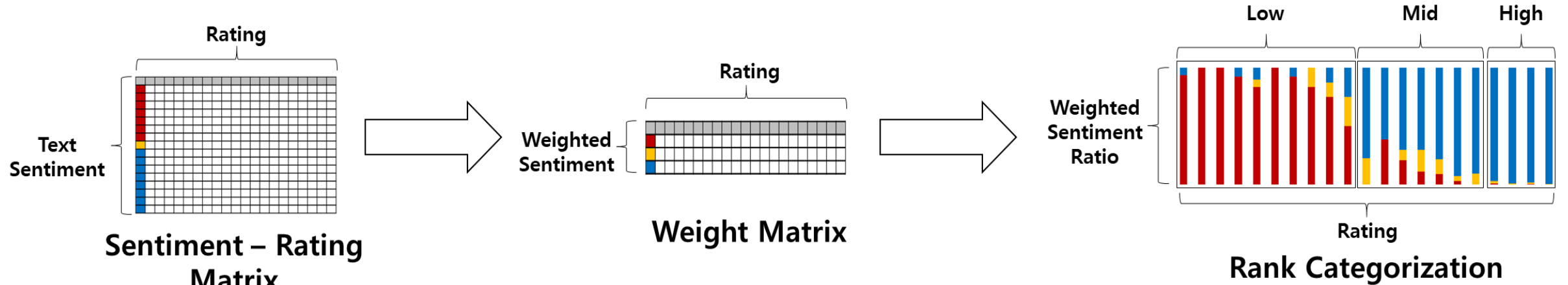
$$\begin{cases} p: \text{사전 내 긍정어의 총 개수} \\ n: \text{사전 내 부정어의 총 개수} \end{cases} \quad \begin{cases} a_i: \text{사전의 긍정어 } i \text{의 리뷰 등장 횟수} \\ b_j: \text{사전의 부정어 } j \text{의 리뷰 등장 횟수} \end{cases}$$

각 리뷰에 대한 감성점수(Sentiment Score)를 부여

- 리뷰에 존재하는 5,582개의 단어를 기반으로 감성 분류
- 각 리뷰별로 긍정어 +1점, 부정어 -1점, 중립어 0점을 부여하여 합산

2. 연구 방법 Methodology

각 평점별 감성점수의 비율을 토대로 프리랜서의 등급을 3가지(High, Mid, Low)로 구분한다.



$$\text{Weighted Positive Sentiment of TotRate } r = \sum_{x_r > 0} |x_r| y_{r,x}$$

$$\text{Weighted Neutral Sentiment of TotRate } r = y_{r,0}$$

$$\text{Weighted Negative Sentiment of TotRate } r = \sum_{x_r < 0} |x_r| y_{r,x}$$

where

$$r \in \{1.0, 1.2, 1.4, \dots, 4.8, 5.0\}$$

$$x_r \in \{-8, -7, -6, \dots, 8, 9\} : \text{평균평점 } r \text{에서의 Sentiment Score (감성 점수)}$$

$$y_{r,x_r} : \text{평균평점 } r \text{에서 감성 점수가 } x_r \text{인 프리랜서의 수}$$

각 평점별로 감성점수 비율을 계산하여 구간별 등급 서열화

- 감성점수를 가중치로 주어 각 평점별 긍정, 중립, 부정의 감성 점수 비율 계산
- 해당 비율에 급격한 변화가 발생하는 지점에서 프리랜서의 등급을 구분 (High: 우량, Mid: 보통, Low: 불량)
- 해당 등급(High, Mid, Low)을 목표변수(Target Variable, y)로 활용

2. 연구 방법 Methodology

프리랜서 유형 3가지에 따라 다른 모델을 구현한다.

*모델에 따라 변수에 차이를 주는 과정: Appendix 3

프리랜서	평점, 리뷰	프로젝트 진행 경험		모델	평가항목별 평점	신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수
(a)유형	O	O	→	Model 1	O	O
(b)유형	X	O	→	Model 2	X	O
(c)유형	X	X	→	Model 3	X	X

(a)유형: '평점'과 '리뷰'를 가지고 있는 **기존**의 프리랜서

(b)유형: 프로젝트 진행 경험은 있으나 '**평점 및 리뷰**'가 없거나 **적은 기존**의 프리랜서

(c)유형: 프로젝트 진행 경험이 없는 **신규** 프리랜서

[Model 1] 평가 항목별 평점(전문성, 결과물 만족도, 의사소통, 일정준수, 적극성)을 포함한 **모든 변수**를 다 활용한 모델 (41 input variables)

[Model 2] **평가 항목별 평점을 변수에서 제거**한 상태에서의 모델 (36 input variables)

[Model 3] 평가 항목별 평점뿐만 아니라 **신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수 값들을 함께 제거**한 상태에서의 모델 (31 input variables)

*신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수값:

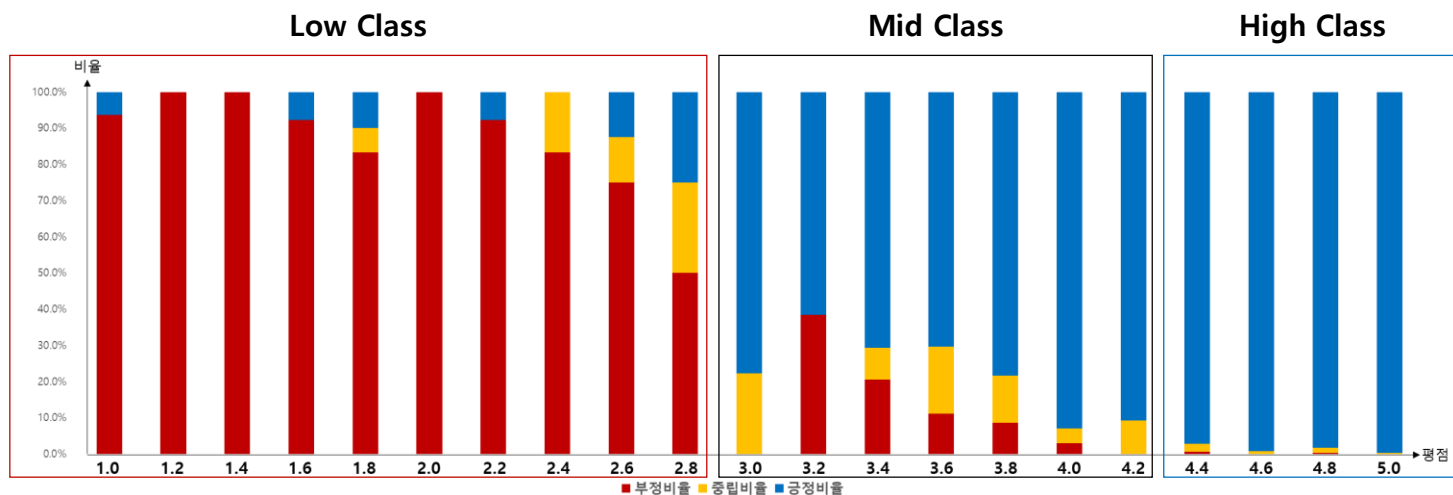
'CumulP(프리랜서 보수 누적액)', 'AvgP(프리랜서의 프로젝트별 보수의 평균)', 'AvgDP(프리랜서의 프로젝트별 일당 보수의 평균)', 'Proj(프리랜서가 수행했던 프로젝트 수)', 'Review(프리랜서가 받은 리뷰의 수)', 'ratioRv(프리랜서 받은 리뷰의 비율)'

3. 연구 결과 Results

가중치 감성분석 결과, 평균 평점 3.0과 4.4를 기준으로 3가지 Class의 Target Variable(y) 형성.

*과대표본추출 과정: Appendix 4

	평균 평점 구간	등급 평균값	과대표본 추출 전		과대표본 추출 후	
			빈도(n)	백분율[%]	빈도(n)	백분율[%]
High Class (우량)	$4.4 \leq \text{Score} \leq 5.0$	4.928889	1620	87.47	1620	33.06
Mid Class (보통)	$3.0 \leq \text{Score} \leq 4.2$	3.821429	168	3.46	1680	34.29
Low Class (불량)	$1.0 \leq \text{Score} \leq 2.8$	1.840625	64	9.07	1600	32.65
합계			1852	100	4900	100



가중치 감성분석 결과

-평균 평점이 2.8에서 3.0으로 증가할 때에
긍정 비율이 25.0%에서 77.8%로 급격하게 증가



불량(Low)과 보통(Mid) 구분 기준

-평균 평점이 4.4이상에서
긍정비율이 100.0%에 근접, 부정비율과 중립비율의 합이 3.0% 미만



보통(Mid)과 우량(High) 구분 기준

3. 연구 결과 Results

성능이 우수한 Gini 의사결정나무모델을 선택한 뒤, 트리의 형태를 결정하고 결과를 해석.

		Model 1		Model 2		Model 3	
		Entropy	Gini	Entropy	Gini	Entropy	Gini
오분류율 (Misclassification Rate)	Training	0.058447	0.058447	0.339732	0.206806	0.376672	0.290867
	Validation	0.1013	0.1013	0.5342	0.487004	0.577291	0.463064
콜모고르프-스머노프 통계량(K-S 통계량) (Kolmogorov-Smirnov Statistic)	Training	0.902	0.906	0.417	0.624	0.364	0.457
	Validation	0.891	0.891	0.143	0.299	0.099	0.303
AUROC (Area Under ROC)	Training	0.986	0.991	0.806	0.903	0.767	0.827
	Validation	0.98	0.984	0.562	0.654	0.554	0.678

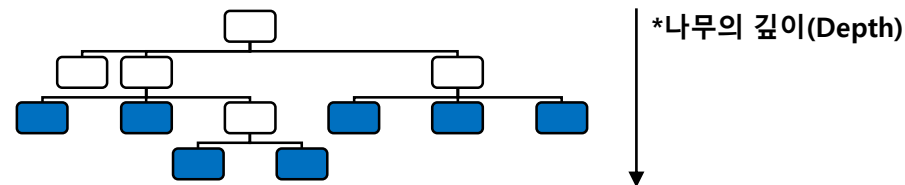
*Training: Validation=7:3

모델 성능 비교

-모든 모델에서 Gini 방식의 성능이 더 우수하여 이를 채택
(낮은 오분류율, 높은 K-S통계량, 높은 AUROC값)

-Terminal Node(Leaf)의 수
Model1 (11), Model2 (68), Model3 (51)

-나무의 깊이(Depth)
Model1 (4), Model2 (7), Model3 (7)



*Terminal Node(Leaf): 더 이상 가지가 분기되지 않는 지점

3. 연구 결과 Results

결과의 신뢰성이 높다고 판단되는 기준에 따라 모델내 해석대상이 되는 노드 선정.

결과 해석 선정 기준 (default)

- (1) 더 이상 분기가 되지 않는 리프 노드(Leaf Node)
- (2) 노드 내 하나의 class가 60% 이상의 비율을 차지하거나, (Low+Mid class) 또는 (Mid+High class)의 비율 합이 80% 이상
- (3) 분석용(Training)과 평가용(Validation) 데이터에서 각 class간의 유사한 비율 구성

참조 추가 기준 (additional)

***기준 (1) 추가사항:**

부모 노드(Parent Node)로부터 분기된 리프 노드들의 해석이 유의미하지 않거나 선행 노드의 해석보다 실용성이 떨어질 경우, 해당 부모 노드를 해석에 사용

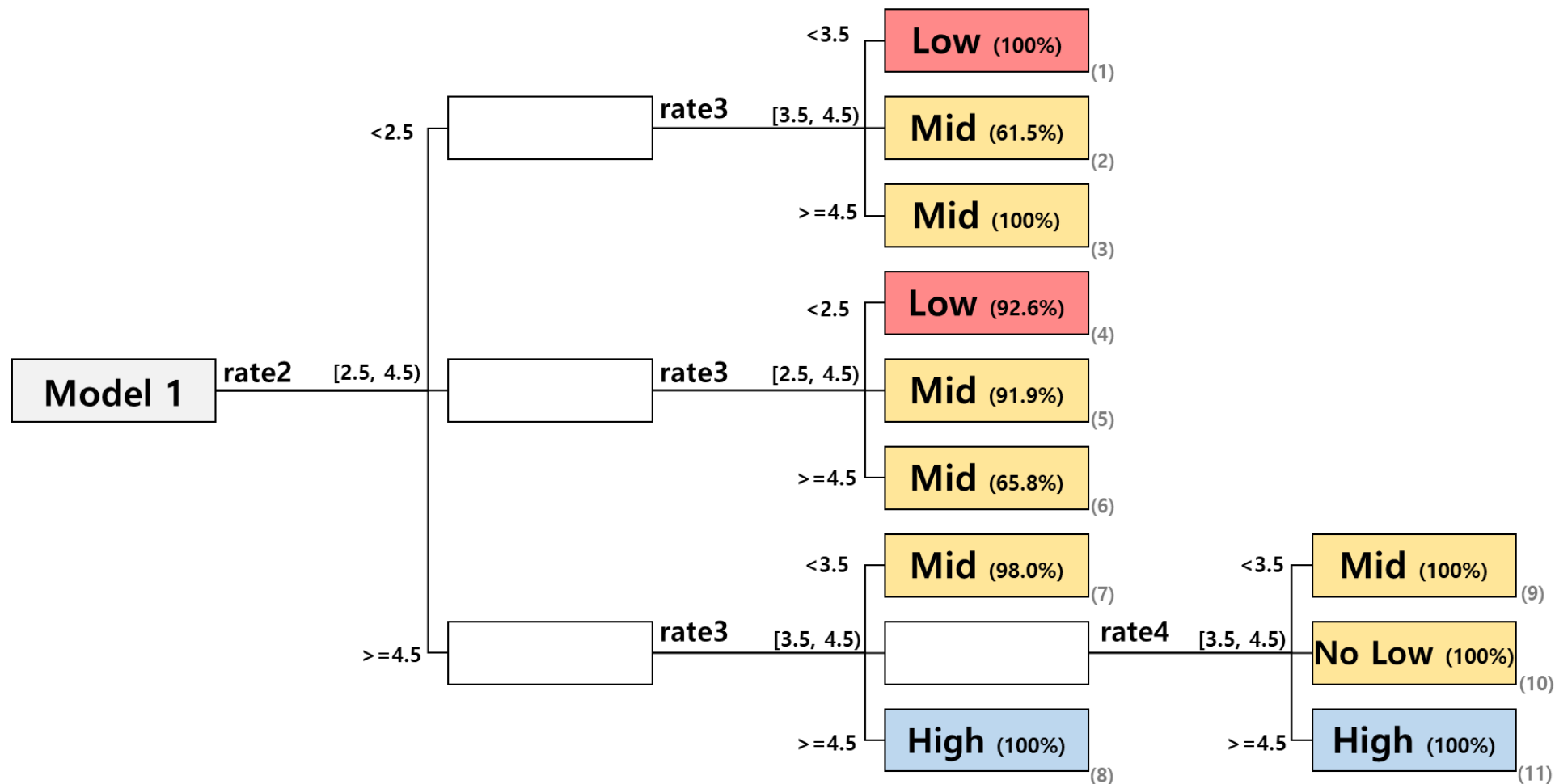
***기준 (3) 추가사항:**

평가용 데이터의 수가 존재하지 않을 경우, 해석에서 제거

분류의 신뢰성을 높이기 위해 '하나의 class가 약 75% 이상', '분석용 데이터 30개 이상인 노드의 High와 Low class'에 대한 해석 결과를 최종선정

3. 연구 결과 Results

Model 1: '결과물 만족도(rate2)' > '의사소통(rate3)' > '일정준수(rate4)'의 변수 중요도.



3. 연구 결과 Results

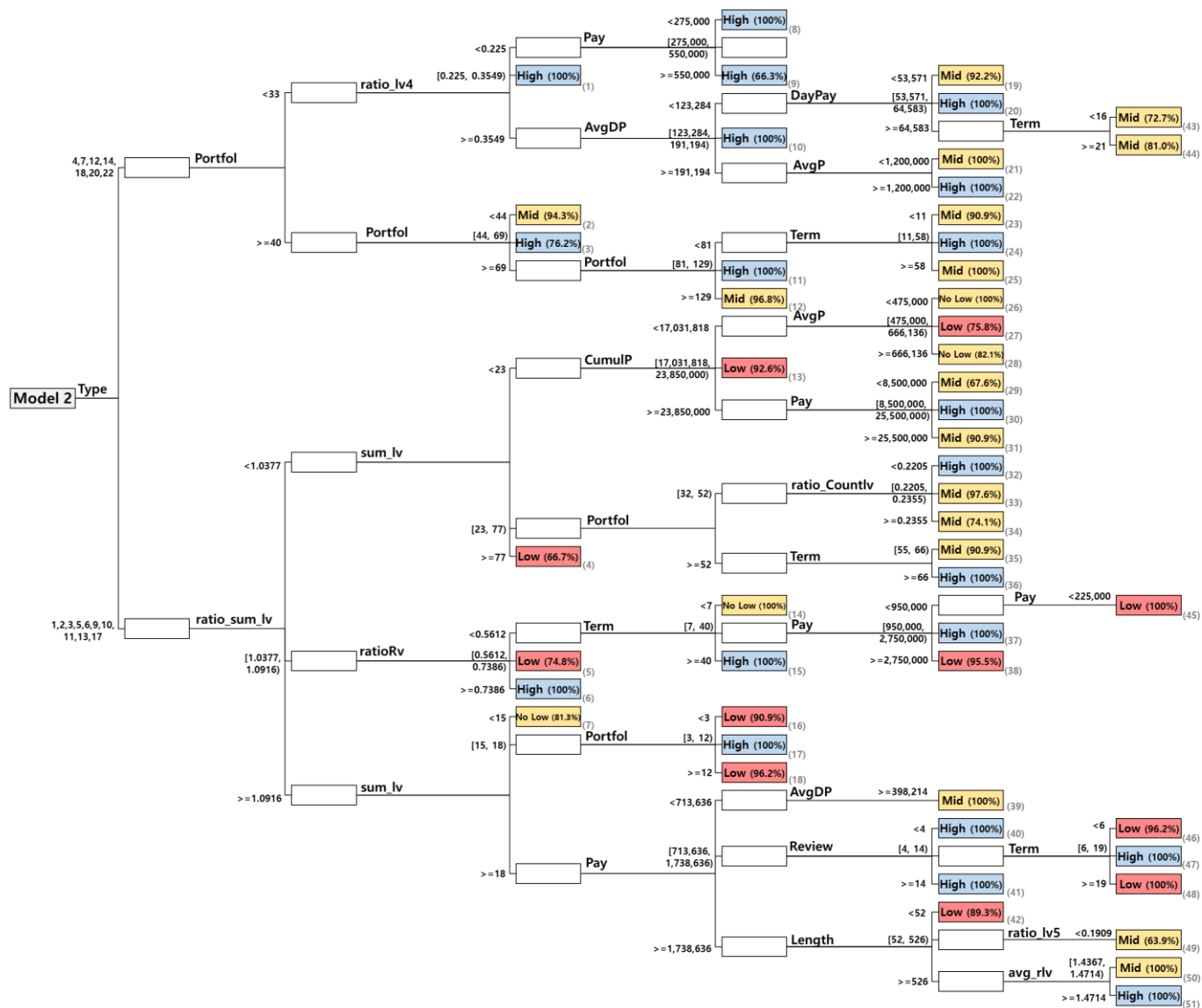
Model 1: 프리랜서의 5가지 평가 항목들 중 집중해야 할 요소를 3가지 이내로 압축 가능.

Node	통계량			해석
	통계량	분석(Training)	평가(Validation)	
1	High	0	0	결과물만족도에 대한 평점이 2.5 미만 & 의사소통에 대한 평점이 3.5 미만 ⇒ 100% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	0	2.78%	
	Low	100%	97.22%	
	개수	925	360	
4	High	0	0	결과물만족도에 대한 평점이 2.5 이상, 4.5 미만 & 의사소통에 대한 평점이 2.5 미만 ⇒ 92.6% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	7.41%	16.67%	
	Low	92.59%	83.33%	
	개수	135	60	
8	High	100%	100%	결과물만족도에 대한 평점이 4.5 이상 & 의사소통에 대한 평점이 4.5 이상 ⇒ 100% 확률로 우량 프리랜서 (High)
	Mid	0	0	
	Low	0	0	
	개수	980	417	
11	High	100%	100%	결과물만족도에 대한 평점이 4.5 이상 & 의사소통에 대한 평점이 3.5 이상, 4.5 미만 & 일정준수에 대한 평점이 4.5 이상 ⇒ 100% 확률로 우량 프리랜서 (High)
	Mid	0	0	
	Low	0	0	
	개수	34	9	

- 다른 평가요소 이전에 '결과물 만족도'나 '의사소통'이 낮은 수준 ⇒ **불량(Low)**
- 결과물 만족도가 중간 수준 이더라도 의사소통이 낮은 수준 ⇒ **불량(Low)**
- 결과물 만족도가 높은 수준 & 의사소통 수준이 높지 않아도 일정준수가 높은 수준 ⇒ **우량(High)**

3. 연구 결과 Results

Model 2: '포트폴리오의 수' > '프로젝트 분야' > '프리랜서 보유 기술의 총합'의 변수 중요도.



3. 연구 결과 Results

Model 2: 평가점수가 없는 기존 프리랜서도 본인의 가치를 입증할 기회 제공.

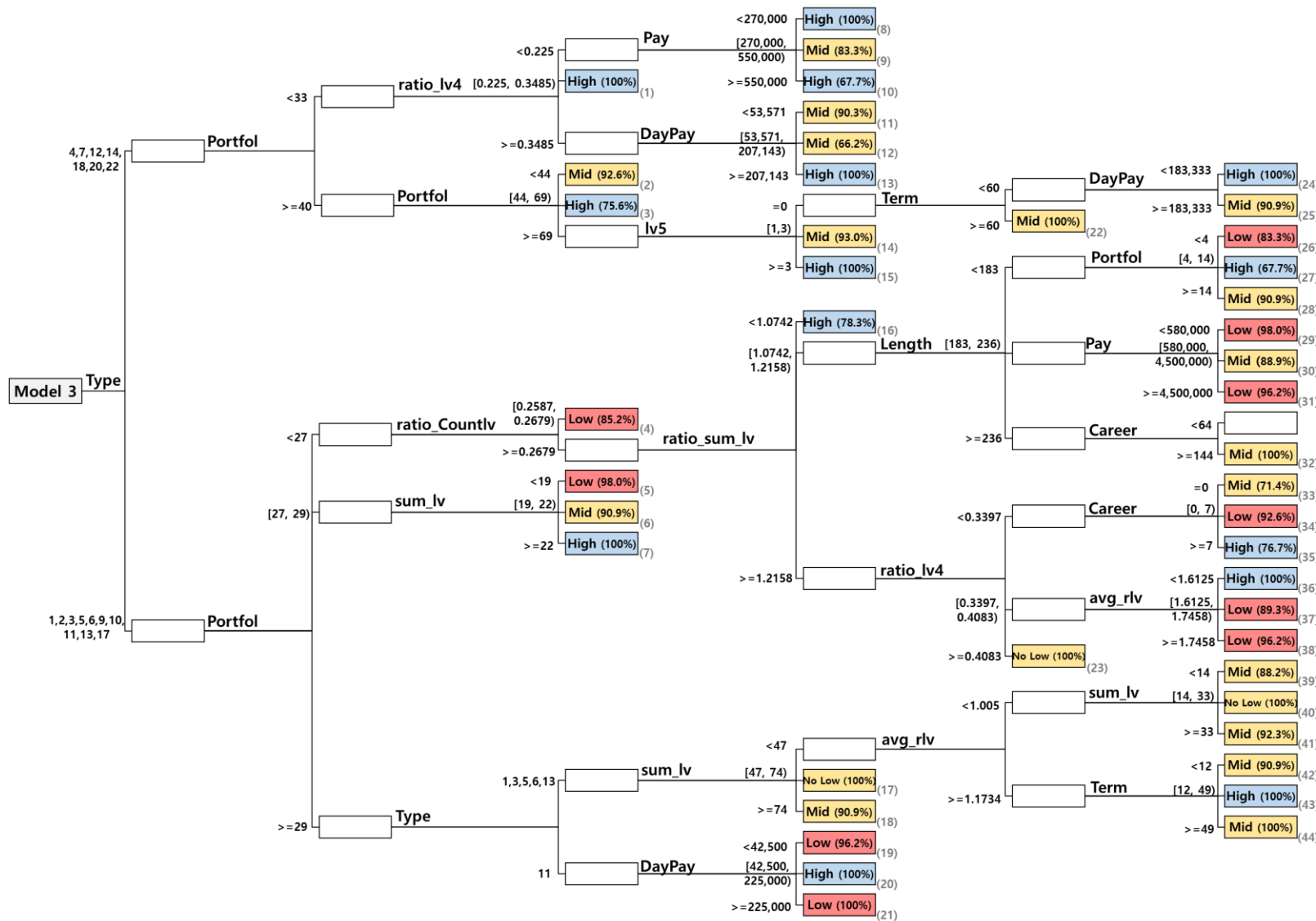
Node	통계량			해석
	통계량	분석(Training)	평가(Validation)	
5	High	8.12%	11.21%	*특정 프로젝트 분야 & 프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0377 이상, 1.0916 미만 & 프리랜서가 받은 리뷰의 비율이 0.5612 이상 0.7386 미만 ⇒ 74.8% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	17.09%	18.69%	
	Low	74.79%	70.09%	
	개수	234	107	
16	High	9.09%	16.67%	*특정 프로젝트 분야 & 프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0916 이상 & 프리랜서가 보유한 기술 수준의 총합이 15 이상, 18 미만 & 포트폴리오 수가 3개 미만 ⇒ 90.9% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	0	0	
	Low	90.91%	83.33%	
	개수	55	30	
27	High	9.09%	18.60%	*특정 프로젝트 분야 & 프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0377 미만 & 프리랜서가 보유한 기술 수준의 총합이 23 미만 & 프리랜서의 보수 누적액이 17,031,818원 미만 & 프리랜서의 프로젝트별 보수의 평균이 475,000원 이상 666,136원 미만 ⇒ 75.8% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	15.15%	23.26%	
	Low	75.76%	58.14%	
	개수	198	43	
40 & 41	High	100%	100%	*특정 프로젝트 분야 & 프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0916 이상 & 프리랜서가 보유한 기술 수준의 총합이 18 이상 & 프로젝트 보수가 713,636원 이상, 1,738,636원 미만 & 프리랜서가 받은 리뷰의 수가 4개 미만 또는 14개 이상 ⇒ 100% 확률로 우량 프리랜서 (High)
	Mid	0	0	
	Low	0	0	
	개수	50	10	

*특정 프로젝트분야: 게임(개발), 기타(개발), 애플리케이션(개발), 웹(개발), 일반소프트웨어(개발), 퍼블리싱(개발), 게임(디자인), 그래픽(디자인), 로고(디자인), 웹(디자인)

- '포트폴리오의 수' > '프로젝트 분야' > '프리랜서 보유기술의 총합' > '프로젝트 보수' > '프로젝트 기간' > '프리랜서 총 기술 수련기간대비 보유한 기술수준의 총합'
- 16) 보유기술이 많더라도 포트폴리오 수가 적은 프리랜서 ⇒ **불량**
- 27) 보유기술이 많지 않고 보수 누적액이 1700만원 미만인데, **소액 프로젝트** 위주로 진행한 프리랜서 ⇒ **불량**
- 40&41) 보유기술이 많고 받은 리뷰 수가 극단적인 프리랜서인데, 해당 프로젝트가 **특정 보수를 지급하는 경우** ⇒ **우량** 19

3. 연구 결과 Results

Model 3: '프로젝트 분야' > '포트폴리오 수' > '총 기술수련기간대비 보유기술개수의 합'의 변수 중요도



3. 연구 결과 Results

Model 3: 프로젝트 경험이 전혀 없는 신규 진입 프리랜서를 평가할 수 있는 척도 제공.

Node	통계량			해석
	통계량	분석(Training)	평가(Validation)	
4	High	14.77%	10.45%	*특정 프로젝트 분야 & 포트폴리오 수가 27개 미만 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술의 개수의 합이 0.2587 이상, 0.2679 미만 ⇒ 85.2% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	0	14.93%	
	Low	85.23%	74.63%	
	개수	176	67	
16	High	78.26%	69.23%	*특정 프로젝트 분야 & 포트폴리오 수가 27개 미만 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술의 개수의 합이 0.2679 이상 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0742 미만 ⇒ 78.3% 확률로 우량 프리랜서 (High)
	Mid	21.74%	30.77%	
	Low	0	0	
	개수	138	65	
26	High	16.67%	10.71%	*특정 프로젝트 분야 & 포트폴리오 수가 4개 미만 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술의 개수의 합이 0.2679 이상 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0742 이상, 1.2158 미만 & 프리랜서의 자기소개 글자 수가 183자 미만 ⇒ 83.3% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	0	0	
	Low	83.33%	89.29%	
	개수	60	28	
29	High	1.96%	3.85%	*특정 프로젝트 분야 & 포트폴리오 수가 27개 미만 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술의 개수의 합이 0.2679 이상 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.0742 이상, 1.2158 미만 & 프리랜서의 자기소개 글자 수가 183자 이상, 236자 미만 & 프로젝트 보수가 580,000원 미만 ⇒ 98.0% 확률로 불량 프리랜서 (Low)
	Mid	0	0	
	Low	98.04%	96.15%	
	개수	51	26	
35	High	76.74%	54.55%	*특정 프로젝트 분야 & 포트폴리오 수가 27개 미만 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술의 개수의 합이 0.2679 이상 & 프리랜서의 총 기술 수련기간 대비 보유한 기술 수준의 총합이 1.2158 이상 & 고급 기술 보유 비율이 0.3397 미만 & 프리랜서의 총 경력 기간이 7개월 이상 ⇒ 76.7% 확률로 우량 프리랜서 (High)
	Mid	23.26%	45.45%	
	Low	0	0	
	개수	43	22	

*특정 프로젝트분야: 게임(개발), 기타(개발), 애플리케이션(개발), 웹(개발), 일반소프트웨어(개발), 퍼블리싱(개발), 게임(디자인), 그래픽(디자인), 로고(디자인), 웹(디자인)

- '프로젝트 분야' > '포트폴리오의 수' > '총 기술수련기간 대비 보유한 기술의 개수 합' > '보유한 고급기술의 비율' > '프로젝트 보수' > '보유기술수준의 총합' > '경력기간'
 - 16) 포트폴리오 수가 많지 않고, 수련기간 대비 보유기술의 수가 적지만 그 수준이 높지 않다고 기재한 프리랜서 ⇒ **우량**
 - 26) 포트폴리오 수가 극단적으로 적고, 자기소개가 짧은데, 수련기간 대비 보유기술의 수가 적지만 그 수준이 낮지 않다고 기재한 프리랜서 ⇒ **불량**
 - 29) 포트폴리오 수가 많지 않고 자기소개가 중간정도, 수련기간 대비 보유기술의 수가 많고 그 수준도 낮지 않다고 기재한 프리랜서가 **보수가 낮은** 프로젝트 지원 ⇒ **불량**
 - 35) 포트폴리오 수가 많지 않고 수련기간 대비 보유기술의 수가 많은데 **비고급 기술 위주인 경력 7개월 이상**의 프리랜서 ⇒ **우량**

4. 결론 Conclusion

본 연구를 통해 기업과 프리랜서 양측 모두에게 선순환 효과를 일으켜 국내 프리랜서 시장 활성화를 유도.

AS-IS

플랫폼에서 제공하는 데이터를 **효과적**으로 활용하지 못하는 문제
프리랜서 고용 리스크를 **정량적**으로 산출하기가 어려운 문제
경험 부족/신규 진입 프리랜서의 **낮은 고용률**과 **높은 고용대기율**

IT 프리랜서 아웃소싱 온라인 중개 플랫폼에서 제공하는 프리랜서들의 공개 프로필을 활용하여
기업과 프리랜서간의 '**매칭 시스템**'에 대한 **프레임워크**를 제공

TO-BE

1. 기업은 플랫폼의 데이터를 **효과적**으로 활용하여 **과학적/정량적 의사결정**을 함으로서 프리랜서 아웃소싱에서 발생하는 **리스크**를 줄인다.
2. 기업이 프리랜서 평가에 있어서 '**우선시해야 할 요소**를 설정'할 수 있고, 프리랜서는 자신들이 '**집중해야 할 핵심 역량**을 발견'할 수 있다.
3. 경험 부족/신규 진입 프리랜서는 기존 프리랜서의 누적된 정보로 인한 '**고용 기회의 비대칭성을 극복**'할 수 있는 방법을 제공받을 수 있다.
4. 기업과 프리랜서 '**양측 모두에게 선순환 효과**'를 불러일으켜, 각 이코노미 시대에 부합하는 '**국내 프리랜서 시장 활성화**'를 유도한다.

빅 이코노미 시대에 머신러닝을 활용한 IT 아웃소싱 프리랜서 매칭 시스템

2019 제 15회 KMAC 경영혁신 연구논문 및 사례연구 대학(원)생 공모전

-End of Presentation-
Thank you!

Pre-ISL 팀
우현우

부록 Appendix 1-1

매칭 프레임워크에 사용한 변수 추가 설명1

변수명	변수 의미	변수 타입	변수 정보		
Type	프로젝트 타입 (분야)	명목형(Nominal)	해당 변수의 종류=22가지*		
Pay	프로젝트 보수 (금액) [원]	간격형(Interval)			
Term	프로젝트 기간 [일]	간격형(Interval)			
DayPay	프로젝트 일당 보수 [원/일]	간격형(Interval)			
CumulP	프리랜서의 보수 누적액 [원]	간격형(Interval)			
AvgP	프리랜서의 프로젝트별 보수의 평균 [원]	간격형(Interval)			
AvgDP	프리랜서의 프로젝트별 일당 보수의 평균 [원/일]	간격형(Interval)			
Rate	프리랜서의 평가 항목별 평점	간격형(Interval)	상세 변수명	평가 항목	1-5점으로 구성
			Rate1	전문성	
			Rate2	결과물만족도	
			Rate3	의사소통	
			Rate4	일정준수	
			Rate5	적극성	
TotRate	프리랜서의 전체 평균 평점	간격형(Interval)	$\sum_{i=1}^5 [(Rate\ i)/5]$		
Job	프리랜서의 직종 구분	이진형(Binary)	개발자=0 디자이너=1		
Solo	프리랜서의 사업 형태	이진형(Binary)	개인=0 개인사업자=1		
Same	프리랜서의 포트폴리오와 프로젝트의 분야 일치여부	이진형(Binary)	불일치=0 일치=1		
Portfol	프리랜서의 포트폴리오의 수	간격형(Interval)			
Proj	프리랜서가 수행했던 프로젝트의 수	간격형(Interval)			
Review	프리랜서가 받은 리뷰의 개수	간격형(Interval)			
ratioRv	프리랜서가 받은 리뷰의 비율	간격형(Interval)	(Review)/(Proj)		
School	프리랜서의 학력 공개여부	이진형(Binary)	비공개=0 공개=1		
Qualif	프리랜서가 보유한 자격증의 수	간격형(Interval)			
NonQ	프리랜서가 보유한 IT와 무관한 자격증의 수	간격형(Interval)			
ratioNQ	프리랜서의 IT무관 자격증 비율	간격형(Interval)	(NonQ)/(Qualif)		
Career	프리랜서의 총 경력 기간 [달]	간격형(Interval)			

lv	프리랜서가 보유한 각 수준별 기술의 수	간격형(Interval)	상세 변수명		기술수준 (i)	
			lv1		관심 있음 (1)	
			lv2		초급 (2)	
			lv3		중급 (3)	
			lv4		고급 (4)	
			lv5		특급 (5)	
Countlv	프리랜서가 보유한 기술의 총 개수	간격형(Interval)				
ratio_lv	프리랜서가 보유한 수준별 기술의 비율	간격형(Interval)	상세 변수명		변수 식	
			ratio_lv1		lv1/Countlv	
			ratio_lv2		lv2/Countlv	
			ratio_lv3		lv3/Countlv	
			ratio_lv4		lv4/Countlv	
			ratio_lv5		lv5/Countlv	
sum_lv	프리랜서가 보유한 기술 수준의 총합	간격형(Interval)	$\sum_{i=1}^5 [(i)*(lv\ i)]$			
ratio_sum_lv	프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술 수준의 총합	간격형(Interval)	(sum_lv)/(총 기술 수련기간*)			
ratio_Countlv	프리랜서의 총 기술 수련 기간 대비 보유한 기술의 개수의 합	간격형(Interval)	(Countlv)/(총 기술 수련 기간*)			
avg_rlv	프리랜서의 각 기술별 수련 기간 대비 해당 기술 수준의 평균	간격형(Interval)	[(특정 기술의 수준/해당 기술의 수련기간*)의 평균			
Length	프리랜서 자기소개의 글자 수	간격형(Interval)				
Senti	프리랜서가 받은 리뷰의 감성 분석 결과	간격형(Interval)	(+1)*(긍정어 개수) + (-1)*(부정어 개수)			
class	프리랜서의 등급	순서형(Ordinal)	High(우량)		등급 서열화 결과	목표 변수 (Target)
			Mid(보통)			
			Low(불량)			

부록 Appendix 1-2

매칭 프레임워크에 사용한 변수 추가 설명2

[프로젝트 타입 (분야) 변수]

프로젝트 타입 (분야)																					
개발									디자인												
게	기	애플리케이션	워드프레스	웹	일반소프트웨어	임베디드	커머스,쇼핑몰	퍼블리싱	게임	그래픽	기타	로고	애플리케이션	영상	워드프레스	웹	인쇄용	제품	커머스,쇼핑몰	퍼블리싱	프레젠테이션
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22

[기술의 수련기간 변수]

기술 수련기간	범주화 값 (순서형, Ordinal)
1년 미만	1
1년 이상 3년 미만	2
3년 이상 5년 미만	3
5년 이상 10년 미만	4
10년 이상	5

<본 연구 Model2와 3에서의 프로젝트 타입(분야) 분류 정리>

1,2,3,5,6,9,10,11,13,17: 게임(개발), 기타(개발), 애플리케이션(개발), 웹(개발), 일반소프트웨어(개발), 퍼블리싱(개발), 게임(디자인), 그래픽(디자인), 로고(디자인), 웹(디자인)

4,7,12,14,18,20,22: 워드프레스(개발), 임베디드(개발), 기타(디자인), 애플리케이션(디자인), 인쇄용(디자인), 커머스/쇼핑몰(디자인), 프레젠테이션(디자인)

1,2,3,5,6,13: 게임(개발), 기타(개발), 애플리케이션(개발), 웹(개발), 일반소프트웨어(개발), 기타(디자인)

11: 그래픽(디자인)

부록 Appendix 2

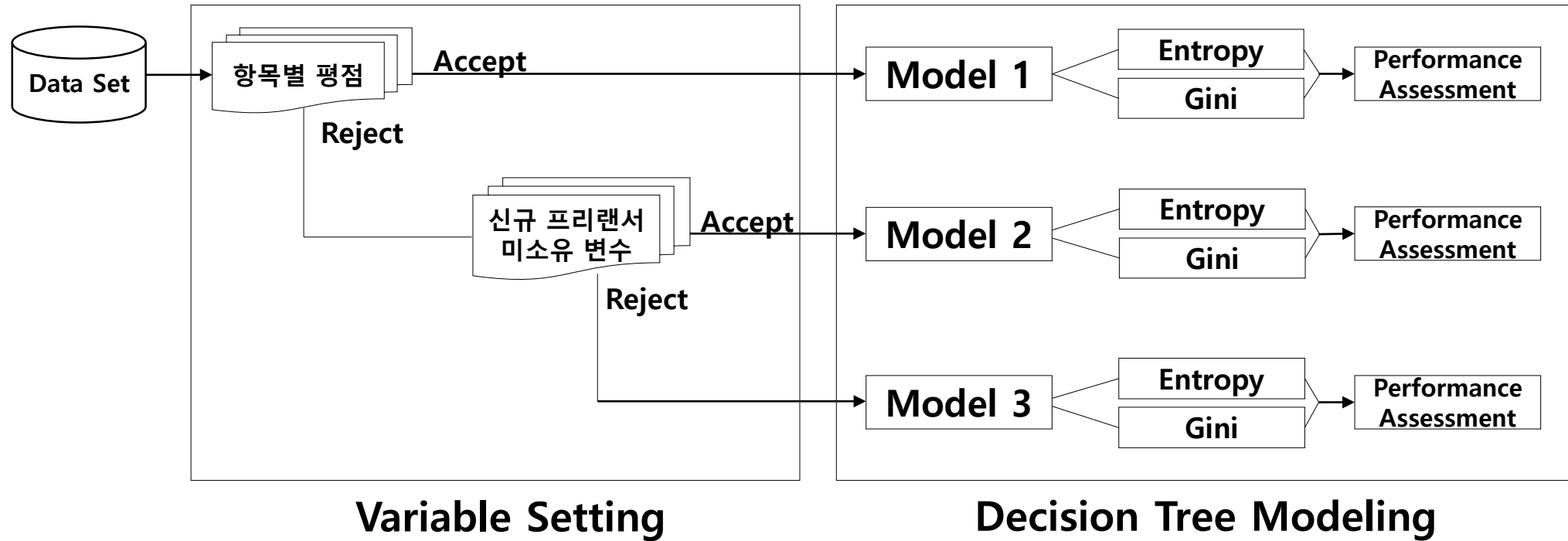
표본의 특성에 대한 Interval 변수 통계량(좌)과 Non-Interval 변수 통계량(우)

변수명	평균	중위수	표준편차	최대	최소	왜도
Pay	3486699.02	2000000	5404510.26	110750000	15000	6.71
Term	22.56	15	23.00	365	1	3.85
DayPay	149008.35	120481.90	146366.83	4000000	7500	12.50
CumulP	24040910.51	8154545	40777259.43	254544174	40000	3.28
AvgP	3486699.02	2170000	4628754.76	110750000	40000	8.48
AvgDP	149008.35	128204.60	102628.29	1430636.83	7500	5.20
Rate1	4.73	5	0.71	5	1	03.31
Rate2	4.68	5	0.77	5	1	-3.05
Rate3	4.72	5	0.73	5	1	-3.22
Rate4	4.72	5	0.76	5	1	-3.19
Rate5	4.76	5	0.71	5	1	-3.59
TotRate	4.72	5	0.67	5	1	-3.47
Portfol	22.22	15	23.57	146	0	2.27
Proj	14.61	5	23.84	118	1	2.96
Review	8.12	3	12.61	60	1	2.80
ratioRv	0.70	0.65	0.25	1.33	0.1	0.03
Qualif	0.37	0	0.90	8	0	3.23
NonQ	0.06	0	0.26	4	0	5.83
ratioNQ	0.04	0	0.20	1	0	4.48
Career	53.85	35	62.00	404	0	1.28
lv1	0.06	0	0.27	3	0	6.05
lv2	0.32	0	1.08	18	0	7.81
lv3	1.65	1	2.18	15	0	2.17
lv4	3.01	3	2.60	23	0	1.17
lv5	2.06	0	3.34	15	0	2.10
Countlv	7.10	6	4.22	31	0	1.33
ratio_lv1	0.01	0	0.03	0.4	0	7.80
ratio_lv2	0.04	0	0.11	1	0	3.68
ratio_lv3	0.23	0.14	0.26	1	0	1.07
ratio_lv4	0.46	0.5	0.33	1	0	0.10
ratio_lv5	0.26	0	0.34	1	0	0.98
sum_lv	27.98	23	17.51	115	0	1.34
ratio_sum_lv	1.09	1.05	0.23	2.4	0	1.66
ratio_Countlv	0.29	0.26	0.08	1	0	2.15
avg_rlv	1.13	1.08	0.26	2.5	0	1.56
Length	460.58	267	615.78	4603	0	3.45
Senti	2.78	3	1.87	9	-8	-0.54

변수명	변수 타입	레벨	빈도	백분위 [%]
Type	Nominal	1	18	0.97
		2	31	1.67
		3	335	18.09
		4	103	5.56
		5	356	19.22
		6	131	7.07
		7	19	1.03
		8	21	1.13
		9	106	5.72
		10	7	0.38
		11	50	2.70
		12	19	1.03
		13	67	3.62
		14	186	10.04
		15	23	1.24
		16	1	0.05
		17	202	10.91
		18	86	4.64
		19	43	2.32
		20	28	1.51
		21	1	0.05
		22	19	1.03
Job	Binary	개발자=0	1045	56.43
		디자이너=1	807	43.57
Solo	Binary	개인=0	851	45.95
		개인사업자=1	1001	54.05
Same	Binary	불일치=0	664	35.85
		일치=1	1188	64.15
School	Binary	비공개=0	1472	79.48
		공개=1	380	20.52
class	Ordinal	High(우량)=3	1620	87.47
		Mid(보통)=2	168	9.07
		Low(불량)=1	64	3.46

부록 Appendix 3

모델마다 사용할 변수에 차이를 주는 과정. (SAS E-miner 사용)



[Model 1] 평가 항목별 평점(전문성, 결과물 만족도, 의사소통, 일정준수, 적극성)을 포함한 **모든 변수**를 다 활용한 모델 (41 input variables)

[Model 2] **평가 항목별 평점을 변수에서 제거**한 상태에서의 모델 (36 input variables)

[Model 3] 평가 항목별 평점뿐만 아니라 **신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수 값들을 함께 제거**한 상태에서의 모델 (31 input variables)

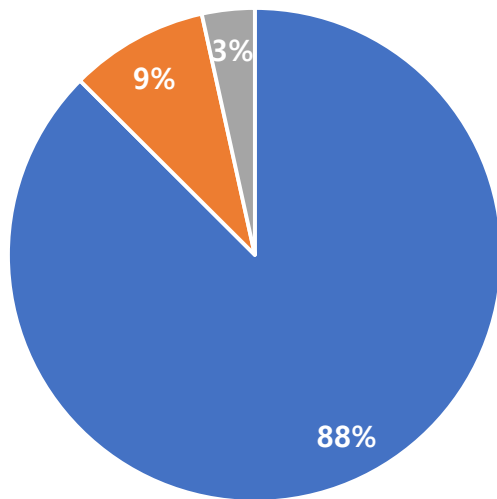
*신규 프리랜서가 가질 수 없는 변수값:

'CumulP(프리랜서 보수 누적액)', 'AvgP(프리랜서의 프로젝트별 보수의 평균)', 'AvgDP(프리랜서의 프로젝트별 일당 보수의 평균)', 'Proj(프리랜서가 수행했던 프로젝트 수)', 'Review(프리랜서가 받은 리뷰의 수)', 'ratioRv(프리랜서 받은 리뷰의 비율)'

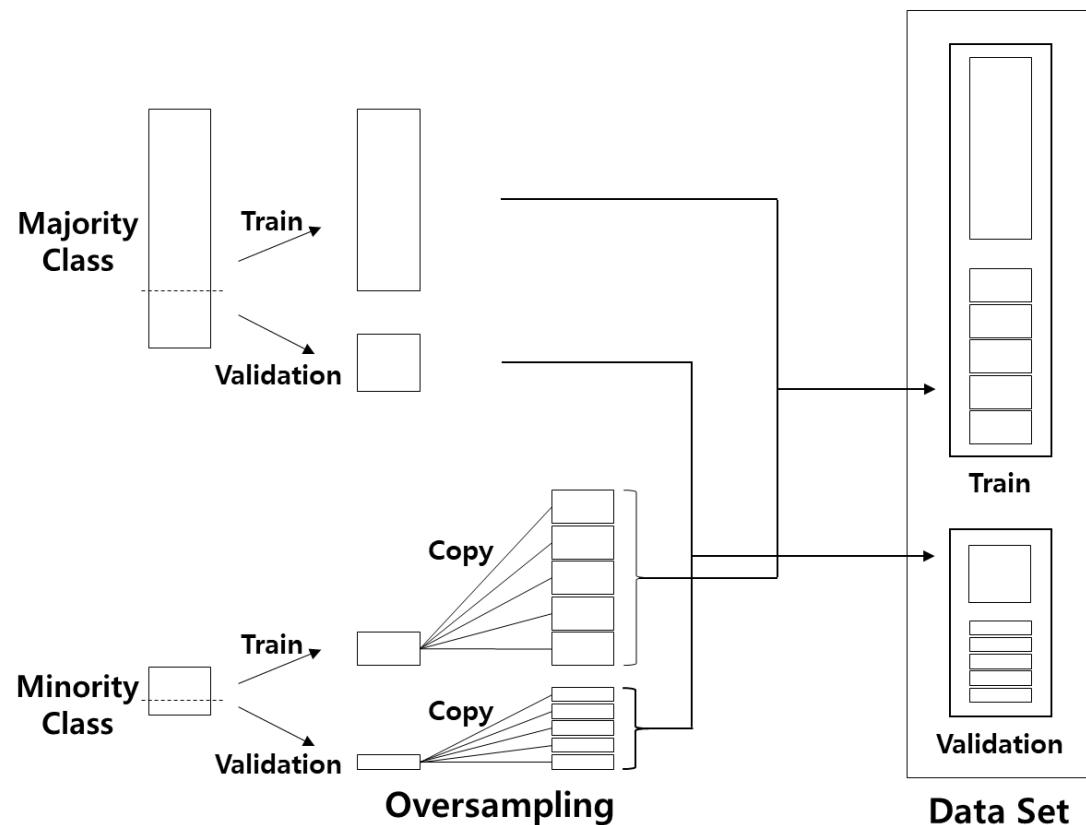
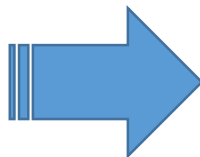
부록 Appendix 4

머신러닝 모델링의 민감도(Sensitivity)를 높이기 위한 과대표본추출(Oversampling) 과정.

프리랜서의 리뷰 감성점수에 따라
3개의 class로 구분했을 때 나타나는 분포



■ High ■ Mid ■ Low



비대칭 데이터 문제(Imbalanced Data Problem): Class간 구성요소 수에 차이가 크게 발생

→ 머신러닝기법을 적용하기 위해서 각 Class의 구성요소 수가 유사한 수준을 갖추어야 함

과대표본추출(Oversampling): 소수 범주 집단을 반복적으로 복사하여 다수 범주 집단과 균형을 맞춤

부록 Appendix 5

Wishket 홈페이지와 프로젝트 공고 이미지 예시

wishket 프로젝트 등록 프로젝트 찾기 파트너스 찾기 이용방법 이용후기 스토어 로그인 회원가입

IT 아웃소싱을
위시켓에서
빠르고 안전하게

애플리케이션 개발, 웹 개발, 일반 소프트웨어 개발,
웹 디자인, 커머스, 쇼핑몰 등

무료로 프로젝트 등록하기



국내 1위
아웃소싱 플랫폼

20,654개

등록된 프로젝트

2,284억 원

프로젝트 등록 금액

69,818명

개발회사 & 프리랜서

다양한 카테고리의 IT 프로젝트를 등록하고 전문가를 만나보세요.



애플리케이션 개발 웹 개발 일반 소프트웨어 개발 웹 디자인 커머스, 쇼핑몰 애플리케이션 디자인 퍼블리싱 기타 개발

패션공유 소셜커머스 콘텐츠 쇼핑 플랫폼 구축

₩ 70,000,000원 | 150일 | 18명 지원

<프로젝트 진행 방식> 자사는 서울 강남에 있습니다. 서울 이내 지역 미팅 가능합니다. 미팅 방식 및 횟수는 프로젝트 진행하며 협의결정 하고자함 ...

photoshop android illustrator ...

풋살파크 시설 예약 플랫폼 및 앱 개발

₩ 27,000,000원 | 90일 | 12명 지원

<프로젝트 진행 방식> 계획안 자료와 개발자 의견을 취합하여 최종으로 결정할 예정 매주 1회 미팅 필요시 진행하고 피드백 공유 정부지원을 받아 ...

photoshop android ios ...

앱을 이용한 중고차 비교견적 서비스 개발

₩ 100,000,000원 | 150일 | 44명 지원

<프로젝트 진행 방식> 시작 시점에 미팅, 주 1회 미팅 및 진행상황 검토 <프로젝트의 현재 상황> 아이디어 단계이며 초기 기획부터 ...

photoshop android illustrator ...

글로벌 추천 엔진 고도화 프로젝트

₩ 36,000,000원 | 180일 | 0명 지원

<프로젝트 진행 방식> 고객사 사무실에서 상주하여 근무가 가능한 개발자 2분을 모집 하고 있습니다. - 근무 방식 : 주 5일 출근(상주) - 프 ...

Beta 상주 java python restful ...

이미지 출처 및 홈페이지 주소: <https://www.wishket.com/>

참고 문헌 References

- Cheng, D.F. (2014). Reading between the Lines: Blueprints for a Worker Support Infrastructure in the Peer Economy, Ph.D Thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Dellarocas, C. (2006). Strategic Manipulation of Internet Opinion Forum: Implications for Consumers and Firms, Management Science, 52(10), 1577-1593.
- Deng, X.N. & Joshi, K.D. (2016). Why Individuals Participate in Micro-task Crowdsourcing Work Environment: Revealing Crowdworkers' Perceptions, Journal of the Association for Information Systems, Vol.17, No.10, pp.648-673.
- Harmancioglu, N. (2009). Portfolio of controls in outsourcing relationships for global new product development, Industrial Marketing Management, 38(4), 394-403.
- JANG, J. (2017). THE EMERGENCE OF FREELANCER COOPERATIVES IN SOUTH KOREA, Annals of Public and Cooperative Economics, 88: 75-89.
- Japkowicz, N. (2000). The class imbalance problem: Significance and strategies. In: Proceedings of the 2000 international conference on artificial intelligence (IC-AI'2000): Special track on inductive learning, LasVegas, Nevada.
- Joseph, M. P. (2005). A PD validation framework for Basel a internal ratings-based systems, Credit Scoring and Credit Control IV.
- Kwon, P. (2017). Gig Economy Legal Discipline for Domestic Household Services: Focusing on Legislation on Domestic Worker Protection, Yonsei Journal of Medical and Science Technology Law, Vol.8, No.1, pp.1-23.
- Lee, Bo Ram & Cho, Jae Kyung. (2018). Development Direction of Domestic Design Talent Market through Analysis of Global Freelance Design Marketplace Platform, Industrial design (ID), 12(4), 51-61.
- Lee, Soo Yong & Chang, Won Sup. (2013). A Qualitative Study on the Independent Workers' Career Development Process, The Korean Journal of Human Resource Development, 15(4), 27-48.
- Lobel, O. (2017). The gig economy the future of employment and labor law, University of San Francisco Law Review, 51(1), 51-74.
- Mudambi, Susan M. & Schuff, David. (2010). What makes a helpful review? A study of customer reviews on Amazon. com, MIS quarterly 34.1: 185-200.
- Muhammed, Abdullahi. (2019). 4 Reasons Why The Gig Economy Will Only Keep Growing In Numbers, Forbes.
- Park, Soo Kyung & Lee, Bong Gyou. (2018). A Qualitative Study on the Experience and Future Job Recognition of Resource Provider in the Gig Economy, Journal of Internet Computing and Services (JICS), 19(1), 141-154.
- Park, D., Lee, J., and Han, I. (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement, International Journal of Electronic Commerce 11.4: 125-148.
- Pink, D. H. (2001). Free agent nation: How America's new independent workers are transforming the way we live, New York: Warner Books.
- Saxton, T. (1997). The Effects of Partner and Relationship Characteristics on Alliance Outcomes, The Academy of Management Journal, 40(2), 443-461.
- Schindler, R. M. & Bickart, B. (2005). Published word of mouth: Referable, consumer-generated information on the Internet, In C. P. Haugtvedt, K. A. Machleit, & R. F. Yalch (Eds.), Online consumer psychology: Understanding and influencing consumer behavior in the virtual world (pp. 35-61). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Stewart, A. & Stanford, J. (2017). Regulating Work in the Gig Economy: What are the Options?, The Economic and Labour Relations Review, Vol.28, No.3, pp.420-437.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B. and Crook, J. B. (2002). Credit Scoring and Its Applications, Society for Industrial Mathematics, Philadelphia.
- Upwork & Freelancers Union. (2017). Freelancing in America, p.15-41.
- Upwork & Freelancers Union. (2018). Freelancing in America, p.59.
- Wilkie, A. D. (2004). Measures for comparing scoring systems, In Readings in Credit Scoring-recent developments, advances, and aims, Eds. Thomas, L. C., Crook, J. N, and Edelman, D. B. Oxford nance.
- Yang, N., Kim, S., and Kang J. (2018). Researcher and Research Area Recommendation System for Promoting Convergence Research Using Text Mining and Messenger UI, The Journal of Information Systems, 27(4), 71-96.
- Yang, S. (2016). Sharing Talent: Future Knowledge, Experience, Utilization of Labor Resources, Future Horizon, Vol.30, pp.28-31.
- 강서진. (2016). 각 이코노미(Gig Economy)의 이해와 향후 전망, KB금융지주 경제연구소 KB 지식 비타민(16-58호), 2016년 8월.
- 김진형, 황명권, 김장원, 송사광, 정도현, 이승우, 정한민. (2013). 지시적 분석을 위한 연구자 역량 분석 및 롤모델 추천 모델, 한국정보과학회 학술발표논문집, (), 241-243.
- 미래창조과학부 미래준비위원회·KISTEP·KAIST. (2017). <10년후 대한민국 미래 일자리의 길을 찾다>. 서울: 지식공감.
- 박예진, 이동언, 김수영, 양동훈. (2019). 新노동경제, 각 이코노미, Chief Executive(KMAC) 200; p.28-30.
- 박제성. (2016). 플랫폼 노동 혹은 클라우드 워크, 국제노동브리프, 14(8), 한국노동연구원, 3면.
- 이광현 (1998). <아웃소싱>. 서울: 한국능률협회.
- 전선호, 임재익, 양성병. (2015). 개인간 온라인 아웃소싱 플랫폼에서 프리랜서의 성과에 미치는 영향요인 분석, 2015년 한국경영정보학회 춘계학술대회, pp.55-60.
- 정길호. (2015). IT아웃소싱이 기업성과에 미치는 영향에 관한 연구, 단국대학교 경영대학원.
- 정혁. (2018). 시간과 돈 사이에서 신음하는 '각(Gig)' 노동자의 생존법, 르몽드 디플로마티크, 113(): 16-16.
- 한국은행. (2019). 글로벌 각 경제(Gig Economy) 현황 및 시사점, 국제경제리뷰(제2019-2호), 2019년 1월.