

**신용평가모델링 관련 활동 보고**  
**(sims woe 분석 및 결과 비교)**  
**김소정**  
**2021.04**

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ SIMS 데이터 설명

- SIMS 데이터란 “중소기업 지원사업 통합관리시스템”이 보유하고 있는 중앙행정기관, 지방자치단체 또는 관련 기관·단체의 중소기업 지원 사업에 대한 사업정보, 신청·접수 현황, 지원 이력 등의 자료를 데이터화 한 자료.
- SIMS 데이터 개요
  - 구성 : SIMS 데이터는 크게 사업별 지원이력 정보, 참여기업 기본 정보, 경영지표 등의 기업 현황 정보로 구성
  - 모집기간: 13년 ~ 20년 9월, 매 분기별 추출
  - 활용 데이터 : 지원이력 항목(지원기업별 지원정보)과 특허정보

코드명	속성 내용
지원금액	용자 또는 보증 금액
지원잔액	기준 시점의 용자 또는 보증 잔액
지원상태	용자 또는 보증, 보험 상태 - 대출상태 (정상, 이익상실) - 보증상태 (정상, 대위변제)  - 보험상태 (정상, 보험금지급)

코드명	속성 내용
출원 내용	출원번호 및 출원일자
등록 내용	등록번호 및 등록일자
발명 명	특허 발명 내용
관련자코드	출원인/대리인코드의 분류코드  (개인 및 법인, 내국 및 외국, 대리인 등)

- > 자금지원횟수: 정책자금 용자 또는 신용보증 지원, 기술개발지원 지원 횟수를 변수로 만들어 활용
- > 특허출원개수: 각 기업별 결산 년도에 특허 출원 횟수를 변수로 만들어 활용

- 결산기준: 2008년 3월 ~ 20017년 (NICE 결산데이터 기준)
- raw 데이터 수: NICE data 약 170만개 중 20만개로 구성
- train/test 데이터: train, test 70%, 30% 비율(부도비율도 동일하게 진행)

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ☑ 변수 설명

- 기본 변수

컬럼명	한글명	상세설명
model	규모구분	외감: 외부감사 받은 기업 비외감(1~3): 외감이 아닌 기업 총자산 기준 구분 (비외감1:30억 이상, 비외감2:10억원 이상, 비외감3 : 10억원 미만)
date	결산일자	결산년도기준 2008~2017
upjong	업종구분	1: 경공업, 2: 중공업, 3: 건설업, 4: 도소매업, 5: 기타 서비스업
tuk_count1	특허출원개수	특허출원개수
jiwon-YN	자금지원횟수	자금지원횟수
cc	상장여부	0: 비상장, 1: 상장
budo	부도여부	0: 정상, 1: 부도

- 재무비율 변수

카테고리	구분	변수명	상세설명
수익성	EBIT/매출액(%)	KK050	EBIT/매출액
	매출액순이익률(%)	KK043	당기순이익/매출액
	이자보상바율(%)	KK103	(총금융비용+세전이익)/총금융비용
	ROA(%)	KK106	당기순이익/자산총계
	ROE(%)	KK039	당기순이익/자기자본
현금흐름	OCF대매출액비율(%)	KK097	OCF/매출액
	순차입금/EBITDA(배)	KK018	순차입금/EBITDA
	EBIT/총금융비용(배)	KK016	EBIT/총금융비용
	EBITDA/총금융비용(배)	KK015	EBITDA/총금융비용
안정성	부채비율(%)	KK057	부채총계/자본총계
	단기자입금의존도(%)	KK112	단기성자입금/자산총계
	차입금의존도(%)	KK060	총차입금/자산총계
	부채상환계수(%)	KK022	(OCF+총금융비용)/(단기성자입금+총금융비용)
성장성	매출액증가율(%)	KK030	(기말매출액/기초매출액-1)
	총자산증가율(%)	KK025	(기말총자산/기초총자산-1)
활동성	총자산회전율	KK137	매출액/자산총계
	재고자산회전율	KK081	매출액/재고자산

### ※ 변수 속성

1.수치형 변수: 결산년도, 특허출원개수, 자금지원횟수, 재무비율변수

2.범주형 변수: 모델, 업종구분, 상장여부, 부도여부

-> 수치형 변수 중 결산년도를 제외한 나머지 변수는 WOE 분석을 통해 범주형 변수로 변환하고자 함.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_정의 및 진행 방식

기존 NICE 데이터의 재무비율 중 신용평가를 위한 주요 지표를 위한 재무비율을 선정하여 부도여부에 대한 독립변수들로 선정하여 각 변수 별 WOE 값을 계산하고자 한다. 이를 통해, 각 변수 별 변화하는 WOE값을 살펴보고 종속변수와 변수들 간의 관계를 도출하고자 한다.

1) WOE (Weights of Evidence)

WOE란 개별 변수를 등급 구간으로 나눈다고 한다면 개별 등급 구간에서 연체 건, 비연체 건이 전체 총 합계 비율로 얼마인지 볼 수 있는 지표이다.

이러한 값의 결과로 연체율 회귀식은 아래와 같은 예시로 계산할 수 있다.

$$WOE = \ln\left(\frac{\% \text{ of non-event}}{\% \text{ of event}}\right)$$

$$P(\text{default} = \text{yes} | \text{age}, \text{income}, \text{job} \dots) = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 WOE_{\text{age}} + B_2 WOE_{\text{income}} + B_3 WOE_{\text{job}} + \dots)}}$$

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석

### 2) 데이터 구성

##	model	date	upjong	tuk_count1	jiwonYN	KK050	KK043	KK103
## 17	3	20081231	1	0	0	3.685232	2.4251563	2.924611
## 30	2	20081231	1	0	0	6.120164	1.4345075	1.555910
## 31	2	20091231	1	0	0	5.614838	0.6637591	1.140654
## 33	2	20111231	1	0	0	7.440887	2.4320556	1.447038
## 34	4	20081231	2	0	0	8.365608	6.9713400	6.000000
## 36	3	20141231	2	0	0	10.496984	5.4705863	2.089453
##	KK106	KK039	KK097	KK018	KK016	KK015	KK057	KK112
## 17	4.4185894	9.920530	0	4.297085	341.0180	341.0180	75.97027	22.82369
## 30	1.5605820	4.506331	0	8.904629	190.0401	190.0401	280.83298	63.10626
## 31	0.7210894	2.962896	0	6.918446	139.7361	139.7361	359.66216	67.83423
## 33	3.3221615	20.933544	0	8.163256	162.9772	162.9772	337.96799	69.31562
## 34	16.7910448	47.872340	0	15.259489	1094.4444	1094.4444	172.08122	44.40299
## 36	3.1149478	11.744339	0	29.557462	588.0447	588.0447	282.41479	0.00000
##	KK060	KK022	KK030	KK025	KK137	KK081	budo	cc
## 17	22.82369	31.16783	1.847094	12.532448	1.9294185	142.254589	0	0
## 30	63.10626	12.34130	7.497897	-12.775158	1.0136557	1.856317	0	0
## 31	68.81076	10.21754	-2.592375	-2.456565	1.0728626	1.988124	0	0
## 33	73.49245	14.98791	1.447268	-3.516011	1.3415452	3.789183	0	0
## 34	44.40299	76.95312	47.374429	3.076923	2.4450758	129.100000	0	0
## 36	71.05660	587.93650	-24.170854	-5.684678	0.5527415	18.338746	0	0

### 3) 기초 통계

model	date	upjong	tuk_count1	jiwonYN
1: 25	Min. : 20081231	1: 24292	Min. : 0.0e+00	Length: 131452
2: 17222	1st Qu.: 20121231	2: 59640	1st Qu.: 0.0e+00	Class : character
3: 40540	Median : 20151231	3: 2588	Median : 0.0e+00	Mode : character
4: 73665	Mean : 20141966	4: 27865	Mean : 5.3e-05	
	3rd Qu.: 20161231	5: 17067	3rd Qu.: 0.0e+00	
	Max. : 20171231		Max. : 6.0e+00	
KK050	KK043	KK103	KK106	
Min. : -2912.00	Min. : -13756.000	Min. : -73212.0	Min. : -582.00	
1st Qu.: 5.99	1st Qu.: 4.350	1st Qu.: 2.8	1st Qu.: 4.57	
Median : 8.92	Median : 6.620	Median : 5.6	Median : 9.57	
Mean : 11.17	Mean : 7.295	Mean : 53.7	Mean : 14.84	
3rd Qu.: 13.40	3rd Qu.: 9.980	3rd Qu.: 13.5	3rd Qu.: 18.40	
Max. : 2038.00	Max. : 1716.000	Max. : 385780.0	Max. : 23017.00	
KK039	KK097	KK018	KK016	
Min. : -3601310	Min. : -153.42948	Min. : -3749.00	Min. : -7321850	
1st Qu.: 15	1st Qu.: 0.00000	1st Qu.: 7.19	1st Qu.: 375	
Median : 33	Median : 0.00000	Median : 11.70	Median : 749	
Mean : 1401	Mean : 0.00485	Mean : 14.55	Mean : 6376	
3rd Qu.: 68	3rd Qu.: 0.00000	3rd Qu.: 18.80	3rd Qu.: 1730	
Max. : 8309323	Max. : 183.00000	Max. : 108.00	Max. : 38578000	
KK015	KK057	KK112	KK060	
Min. : -7321850	Min. : 0	Min. : 0.000	Min. : 0.00	
1st Qu.: 375	1st Qu.: 94	1st Qu.: 0.000	1st Qu.: 29.72	
Median : 749	Median : 205	Median : 1.485	Median : 51.70	
Mean : 6376	Mean : 5836	Mean : 15.700	Mean : 48.97	
3rd Qu.: 1730	3rd Qu.: 433	3rd Qu.: 25.300	3rd Qu.: 69.17	
Max. : 38578000	Max. : 34629990	Max. : 488.000	Max. : 1489.00	
KK022	KK030	KK025	KK137	
Min. : -962395	Min. : -100	Min. : -99.8	Min. : 0.000	
1st Qu.: 58	1st Qu.: -9	1st Qu.: -4.4	1st Qu.: 0.821	
Median : 237	Median : 5	Median : 5.0	Median : 1.530	
Mean : 4615	Mean : 90	Mean : 57.0	Mean : 2.221	
3rd Qu.: 872	3rd Qu.: 27	3rd Qu.: 29.5	3rd Qu.: 2.770	
Max. : 25721050	Max. : 5799210	Max. : 432823.0	Max. : 195.000	
KK081	budo	cc		
Min. : 0	Min. : 0.000000	0: 129626		
1st Qu.: 16	1st Qu.: 0.000000	1: 1826		
Median : 63	Median : 0.000000			
Mean : 255458	Mean : 0.005591			
3rd Qu.: 1075	3rd Qu.: 0.000000			
Max. : 43592140	Max. : 1.000000			

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

---

## ✓ WOE 분석

### 4)데이터 분할 (train data/test data)

데이터를 학습데이터인 Train Data 와 테스트 데이터인 Test data로 7대 3으로 나누어 진행하고자 한다. 131,452개의 데이터가 Train Data set 이고56,336개는 Test data set이다. 나누어진 데이터는 임의로 선택되어 진행된다.

### 4)변수 별 BINNING과 WOE 그래프

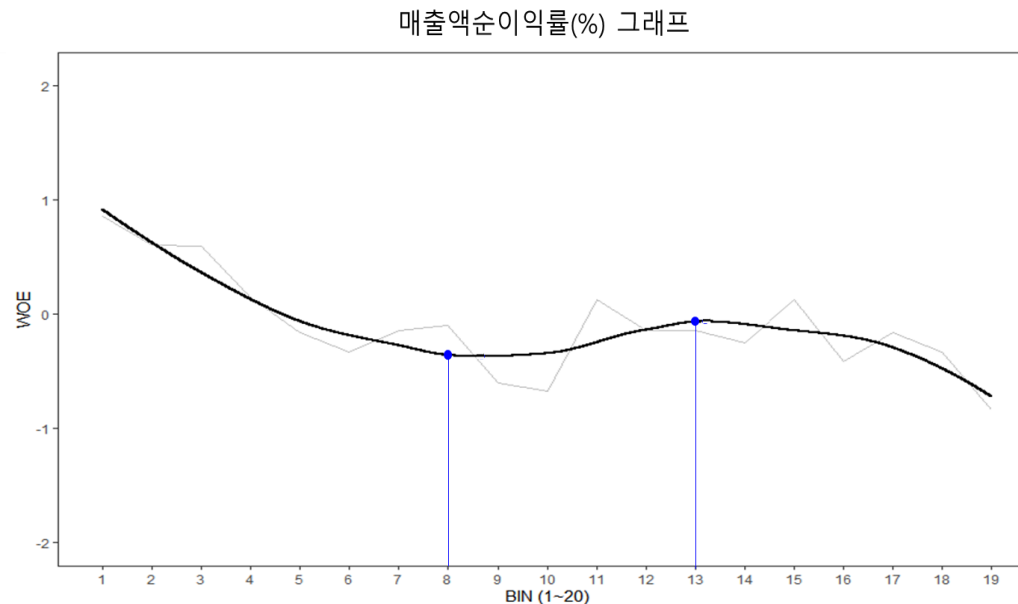
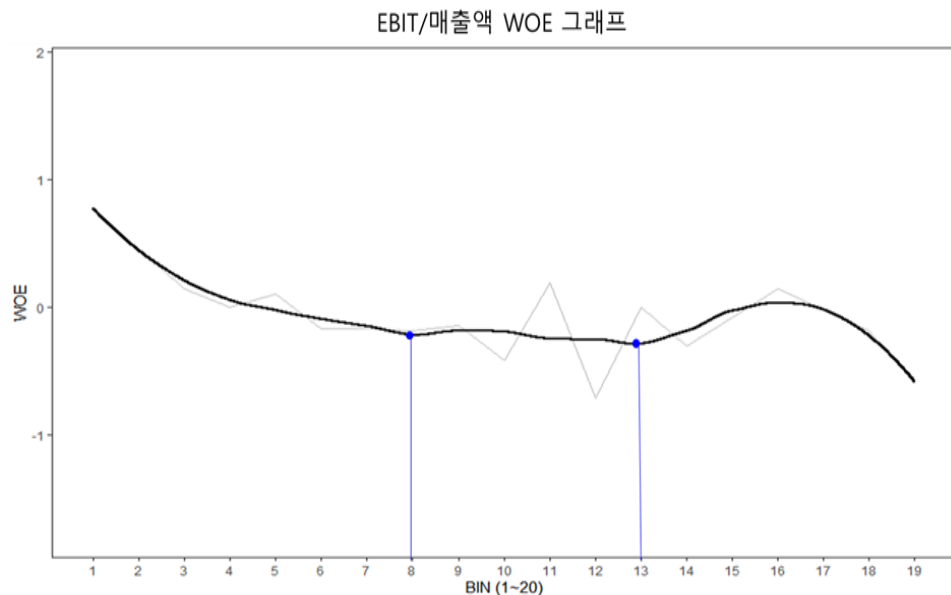
- BIN : 개별 변수 전체 대상으로 몇 개의 구간으로 나누어 해당 구간의 WOE 값 산출
- WOE 추정 : 구간별로 산출된 WOE 값에 대해 loess smoothing 방법으로 산출하며 span 값은 0.4 ~0.5 기준으로 사용하여 추정

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_수익성지표

(1) KK050(EBIT/매출액 %), EBIT 이익률 / 매출액순이익률(%)

- WOE 그래프 비교



해당 두 그래프는 비슷한 패턴을 보이고 있다.

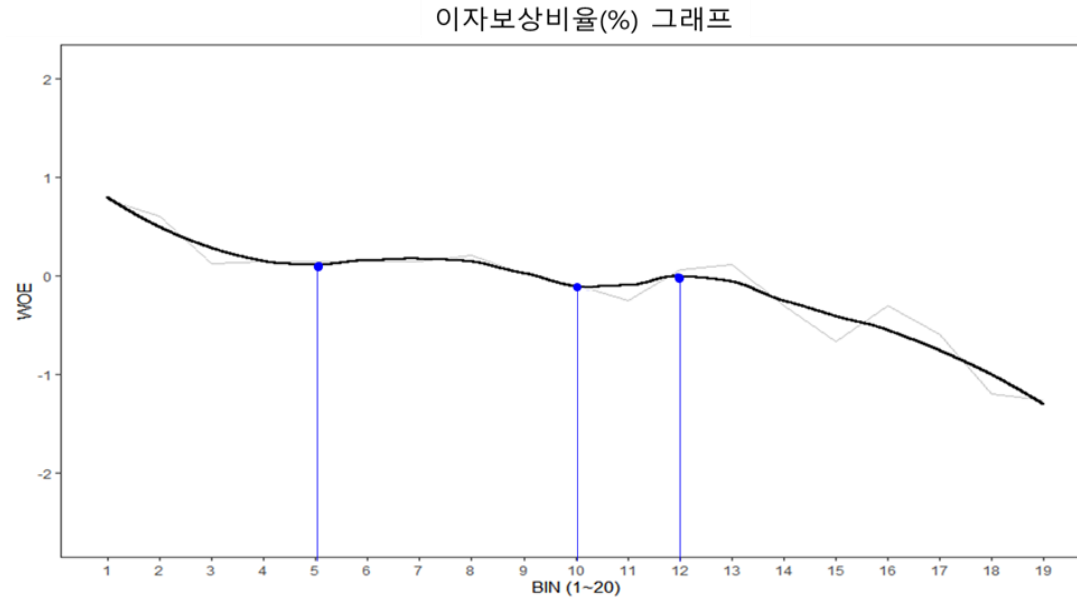
- 1구간 : 가파르게 하락. 이는 기업이 기존 마이너스 수익률을 가지고 있었거나 아주 낮은 수익률을 가지고 있을 경우 수익률이 약간 상승하거나 플러스 수익률을 보일 때 부도율이 크게 하락하는 것을 의미한다. 즉, 지속적으로 높은 수익을 보이는 기업들이 아닌 수익성이 낮은 기업들이 대부분 분포되어 있을 것으로 예상된다.
- 2구간 : 횡보. 이는 수익률이 상승하여도 부도에 영향을 크게 미치지 않는 것을 의미한다. 즉, 어느정도 지속적으로 수익을 내고 있는 기업들이 분포되어 있을 것으로 예상된다.
- 3구간 : 상승하다가 하락. 지속적으로 높은 수익률을 보이고 있는 기업들의 경우 수익률이 상승하거나 하락하는 것과 부도와는 큰 영향이 없기 때문에 부도에 대한 다른 요인들이 WOE 값 상승에 주요 요인이 될 것으로 판단된다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_수익성지표

### (3) 이자보상비율

- WOE 그래프 비교



해당 변수는 수익성 지표로도 볼 수 있으며 안정성 지표로도 해석할 수 있다. 전반적으로 보면 이자보상비율이 커질수록 WOE 값이 작아지는 것을 볼 수 있다.

- BIN 1구간 : 가파르게 WOE 가 낮아짐. 이자대비 수익성이 가파르게 좋아진 경우 또는 수익성 대비 이자가 작다는 것, 부채비율이 낮은 것으로 해석할 수 있다.
- BIN 2구간 : 1구간에 비해 가파르진 않지만 WOE 값이 하락하고 있는 것을 볼 수 있다.
- BIN 3구간 : 상승. 지속적으로 수익률이 좋은 기업의 경우 수익성이 부도유무에 큰 영향을 미치는 요인이 아님을 의미한다.
- BIN 4구간 : 1구간과 마찬가지로 해당 지표가 커질수록 WOE값이 가파르게 하락하는 것을 볼 수 있다.



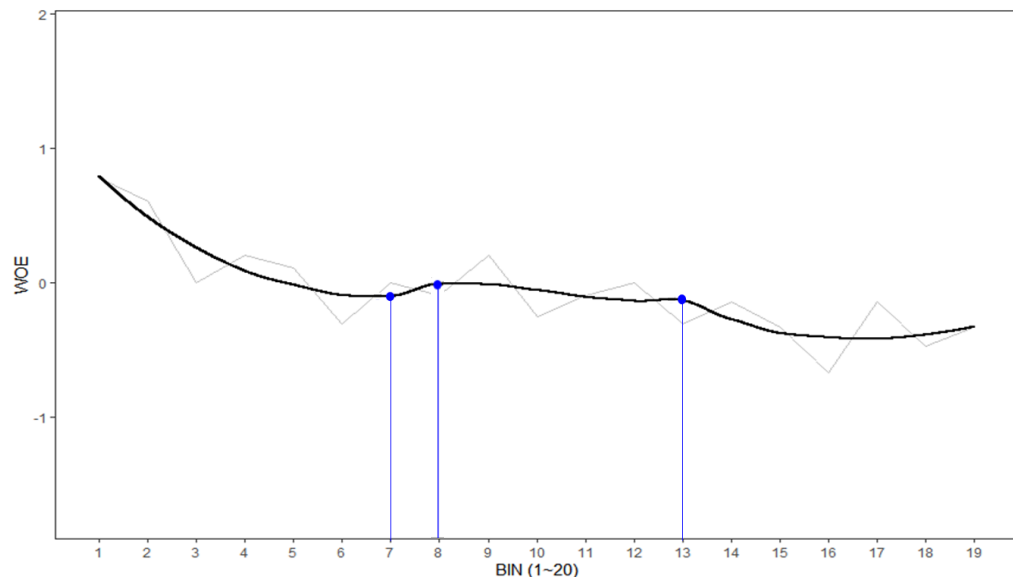
# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_수익성지표

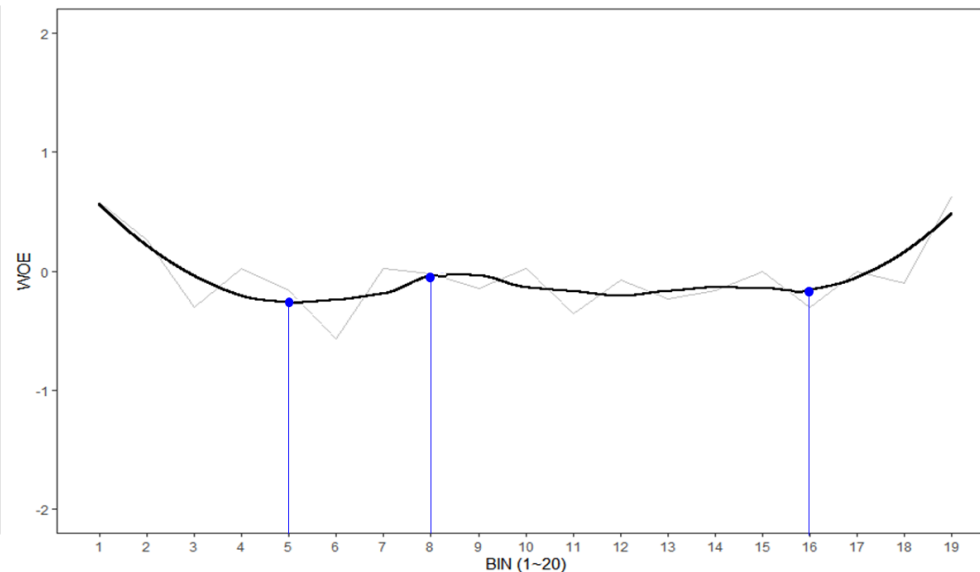
### (4) ROA (총자산이익률%) / ROE (자기자본이익률%)

- WOE 그래프 비교

총자산이익률(%) 그래프



자기자본이익률(%) 그래프



해당 두 그래프는 비슷한 패턴을 보이고 있다. 대부분의 대기업의 경우 기업 자산/자본이 크기 때문에 자산/자본 대비 순이익이 일정하게 상승할 경우가 높으며, 반면 중소기업의 경우 산업에 따라 자산/자본대비 큰 수익을 달성할 경우가 높기 때문에 해당 지표를 아래와 같이 해석할 수 있다.

- BIN 1구간 : 자산/자본이 적은 중소기업의 경우 큰 수익을 보이게 될 경우 부도유무에 큰 영향을 미친 것으로 볼 수 있다.
- BIN 2구간 : 자산/자본이 많고 수익도 적당히 높은 기업이 분포되어 있을 것으로 예상된다. 따라서, 높은 자기자본 대비 비슷한 수익을 보이기 때문에 부도에 영향을 미치지 않은 것으로 본다..
- BIN 3구간 : 전반적으로 WOE 가 완만하게 하락하고 있는 것으로 보아, 2 구간과 비슷하게 자본이 많고 수익도 높은 기업이 분포되어 있을 것으로 본다.
- BIN 4구간 : 2번째 구간과 비슷한 기업이 분포되어 있음을 예상할 수 있다.

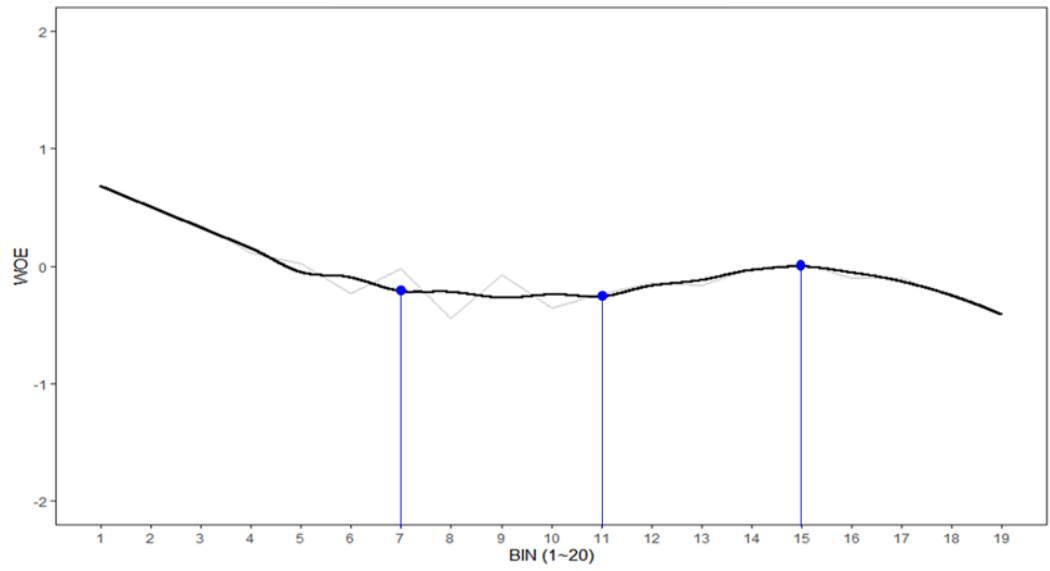
# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_현금흐름지표

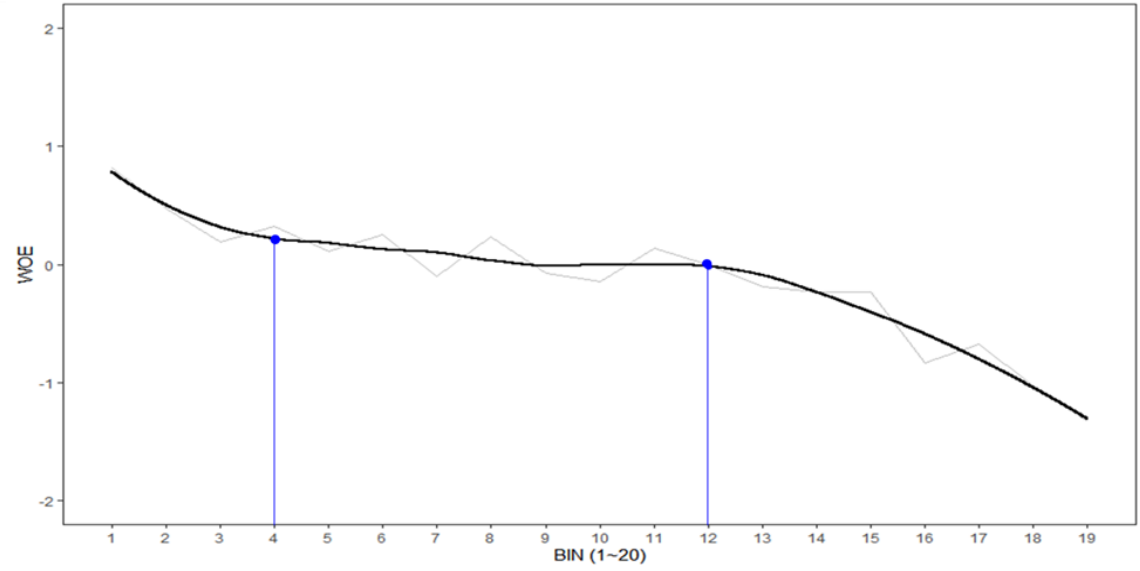
### (1) 순차입금/EBITDA / EBITDA/총금융비용

- WOE 그래프 비교

순차입금/EBITDA 그래프



EBITDA/총금융비용 그래프



해당 두 그래프는 구간은 약간씩 다르지만 전체적으로 하락 후 횡보, 마지막에 가파르게 하락하는 모습을 보이고 있다.

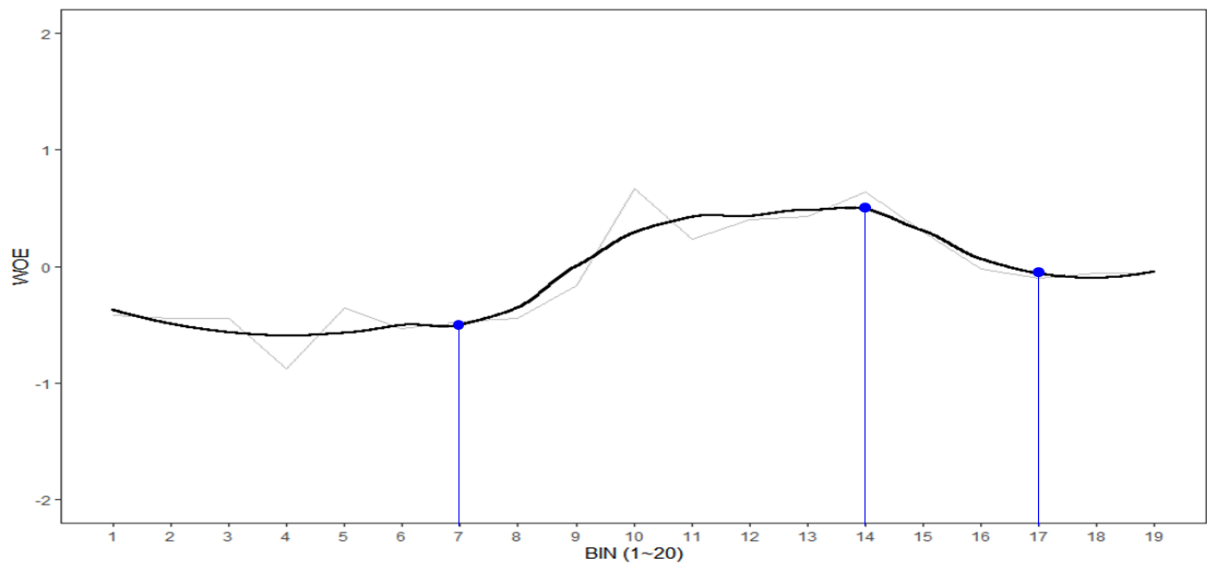
- 하락구간: 위 구간은 상대적으로 낮은 지표 값을 보이고 있다. 즉, 현금보유가 증가하고 현금보유 대비 적당한 수준의 순차입금, 금융비용을 지니고 있는 것이다. 따라서, 해당 구간에 속한 기업들의 경우 기본적으로 현금보유가 높은 기업들이 속해 있을 것으로 예상된다. 따라서, WOE가 하락한 것으로 해석된다.
- 횡보 및 약간 상승 구간 : 상대적으로 높은 수치를 보이고 있기 때문에 WOE가 하락하는 것으로 해석된다. .
- 하락구간 : 해당 지표의 값이 매우 높은 편인데, 이미 부도 즉, 파산한 기업의 경우 결산일자에 맞춰 정확한 재무결산을 하지 않았을 경우가 높다. 이러한 경우로 인해 WOE 값이 급격하게 하락한 것으로 예상된다. 이러한 점으로 보았을 때, 부도가 된 기업이 이후 부도여부에 대해 추가적으로 체크하여 정확하지 않은 재무 값을 고려하여 분석하는 방향이 필요할 것으로 본다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_현금흐름지표

### (3) OCF 대 매출액비용

- WOE 그래프 비교
- OCF 대 매출액비용그래프



- BIN 구간 최종 결과

BIN	MIN	MAX	GOOD	BAD	TOTAL	구성율	부도율
1	-153.43	0	48267	166	48433	36.84%	0.34%
2	0	0	48063	370	48433	36.84%	0.76%
3	0	0	20632	125	20757	15.79%	0.60%
4	0	183	13755	74	13829	10.52%	0.54%
SUM			130717	735	131452	100.00%	0.56%

전체적으로 해당 그래프를 보면, WOE 가 완만하게 하락하다가 상승하는 구간이 반복적으로 나타나는 것을 볼 수 있다. 그러나, 19개의 BIN으로 구성된 각각의 BIN의 값을 보면 가장 낮은 지표 값인 -153.42에서 가장 높은 값인 183 사이에 연속적인 수치들이 구성되어 있지 않고 50% 이상 0인 값인 것을 볼 수 있다. 또한 해당 지표의 증감이 부도율의 증감 움직임에 영향을 크게 미치지 않고 있는 것으로 해석할 수 있다.

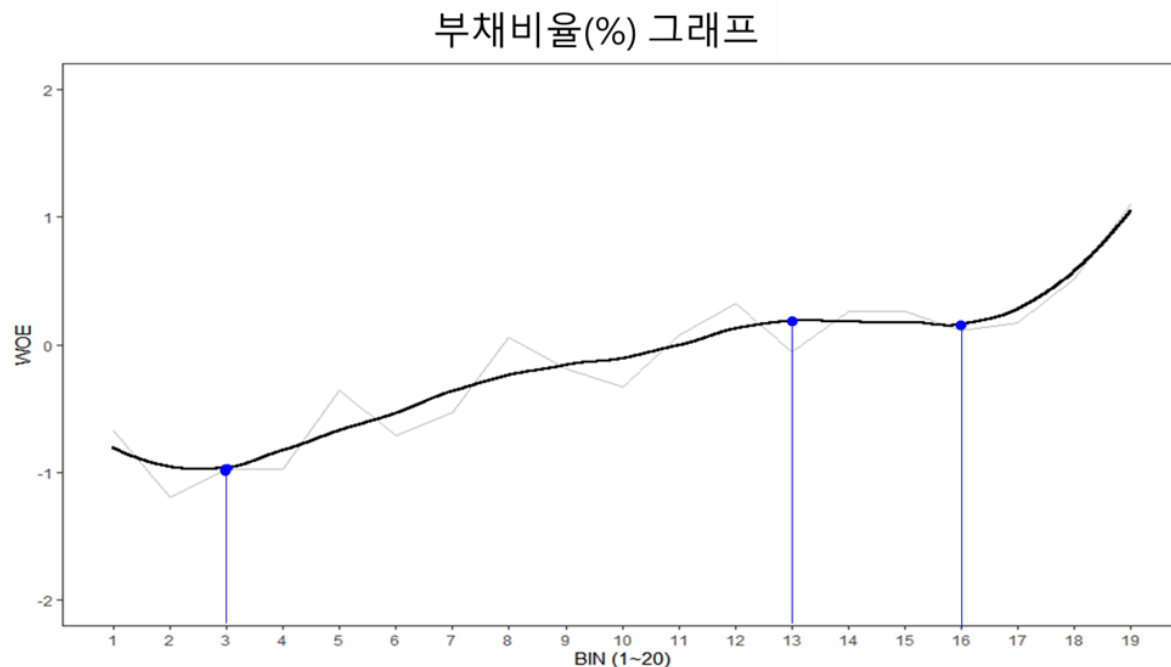
OCF의 경우 영업현금창출능력 지표로 이용되어왔지만, 산업별 특성에 따라 변동성이 크게 나타나는 단점이 있다. 따라서, 해당 지표의 경우 그래프와 각각의 BIN의 부도율 및 WOE 값을 토대로 기업들의 산업 및 영업특성에 맞춰 재분석해야 할 필요가 있다고 본다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ☑ WOE 분석\_안정성지표

### (1) 부채비율(%)

- WOE 그래프 비교



전반적으로 WOE 값이 상승하고 있는 것을 볼 수 있다. 즉, 부채비율이 부도에 영향을 미치고 있는 것을 볼 수 있다. 부채비율은 산업·업종·기업에 따라 차이는 있지만, 100% 이하를 표준비율로 보고 있으나 통상 적정 부채비율을 200% 이하로 본다. 400%를 넘어가면 업종과 상관없이 잠재 위험기업으로 친다.

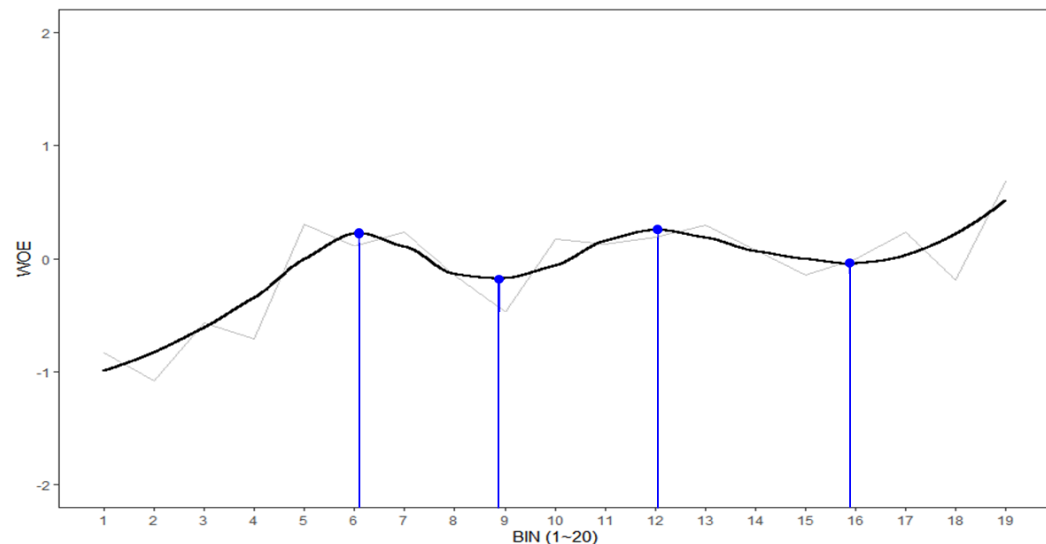
- 1구간 : 부도비율이 0%~61%로 구성되어 있는데, 100% 미만의 부도비율로 표준비율로 해석할 수 있기 때문에 WOE 값이 하락한 것으로 해석된다.
- 2구간 : 부채비율이 347%까지 상승하는 기업들이 속해 있는데, 표준 이상의 높은 부채비율을 보이며 수익성 악화뿐만 아니라 부채비중이 큰 기업으로 WOE값이 상승한 것으로 해석된다.
- 3구간,4구간 : 부채비율이 400% 이상으로 잠재 위험기업으로 볼 수 있기 때문에 아주 가파르게 WOE 가 상승한 것으로 본다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

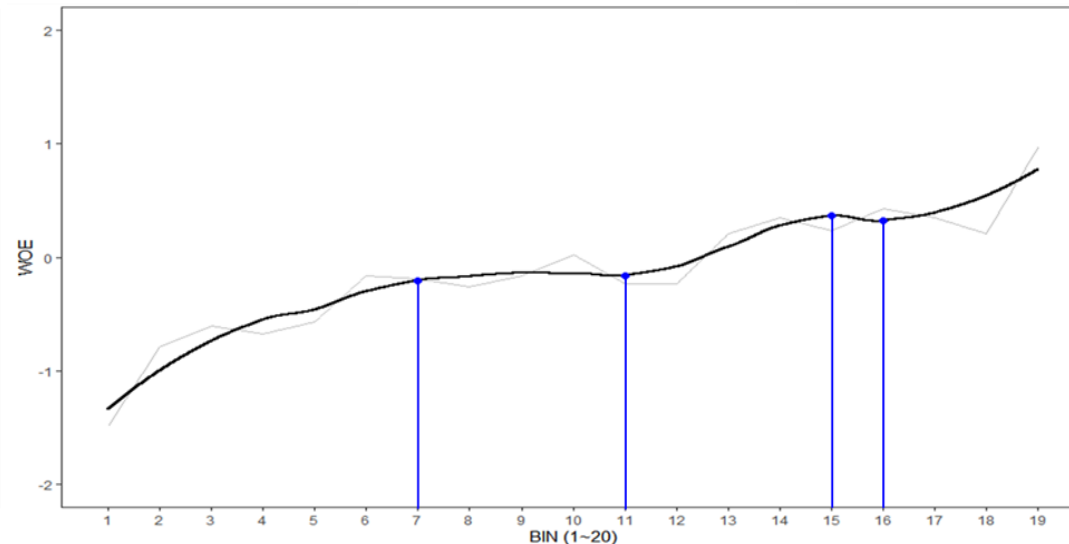
## ✓ WOE 분석\_안정성지표

### (4) 단기차입금의존도/ 차입금의존도

- WOE 그래프 비교 단기차입금의존도(%) 그래프



차입금의존도(%) 그래프



WOE 그래프를 보면 상승, 하락 패턴이 반복적으로 동일한 구간에 나타나고 있는 것을 볼 수 있다.

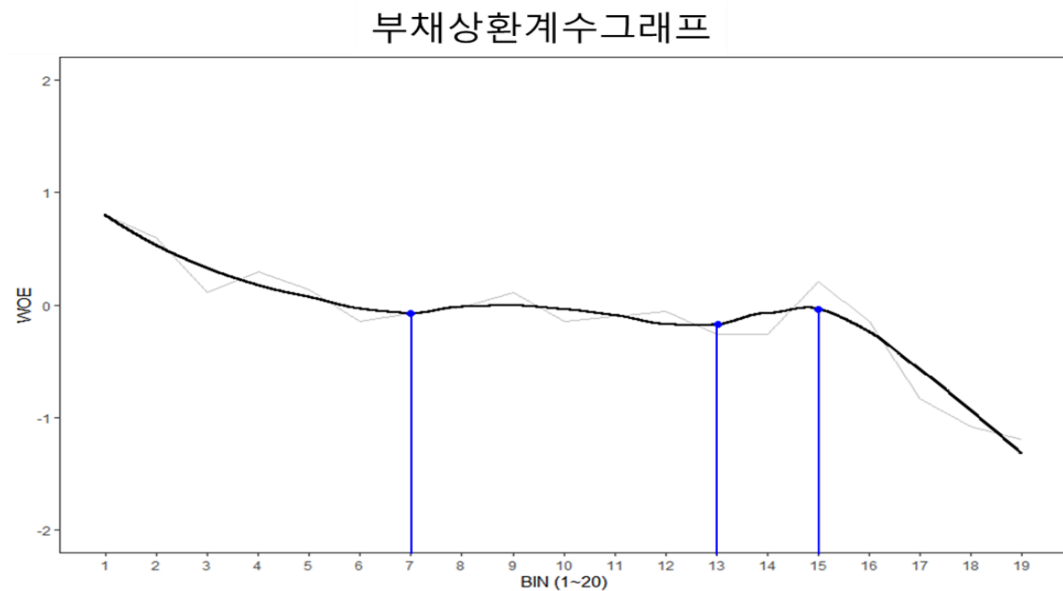
단기차입금의 경우 1년 이내에 원금과 이자를 상환해야만 하는 빌린 돈으로 단기차입금의존도와 전체차입금의존도를 비교하는 이유는 전체차입금의존도와 달리 단기차입금의 비중이 높다는 것은 금리상승 또는 금융시장 불안 등으로 단기 상환 압박이 높아질 경우 기업들의 대응능력을 추가적으로 살펴볼 수 있기 때문이다. 해당 두 지표가 비슷한 패턴을 보이는 것은 단기차입금의존도가 높기 때문에 경기부진이 지속되면 신용위험으로 부각될 가능성이 있다는 것을 보여준다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_안정성지표

### (3) 부채상환계수

- WOE 그래프 비교



- BIN 구간 최종 결과

BIN	MIN	MAX	GOOD	BAD	TOTAL	구성율	부도율
1	-962395	115	48069	364	48433	36.84%	0.75%
2	115	606	41297	217	41514	31.58%	0.52%
3	606	1100	13760	78	13838	10.53%	0.56%
4	1100	25721050	27591	76	27667	21.05%	0.27%
SUM			130717	735	131452	100.00%	0.56%

부채상환계수의 WOE를 보면 전반적으로 하락하는 것을 볼 수 있다. 부채상환계수는 결과값이100%의 경우 영업활동으로 조달된 현금흐름으로 1년 이내의 차입금을 충분히 상환할 능력이 있다는 것을 의미하고, 그 판단기준은 80%이상 양호, 20%이하 불량으로 판단한다.

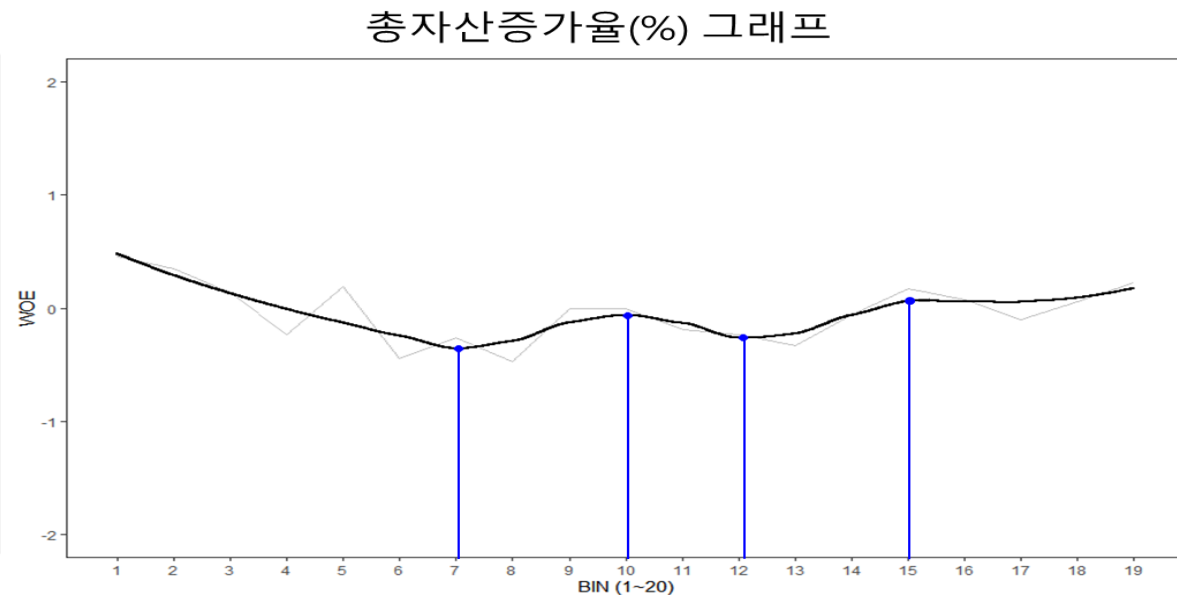
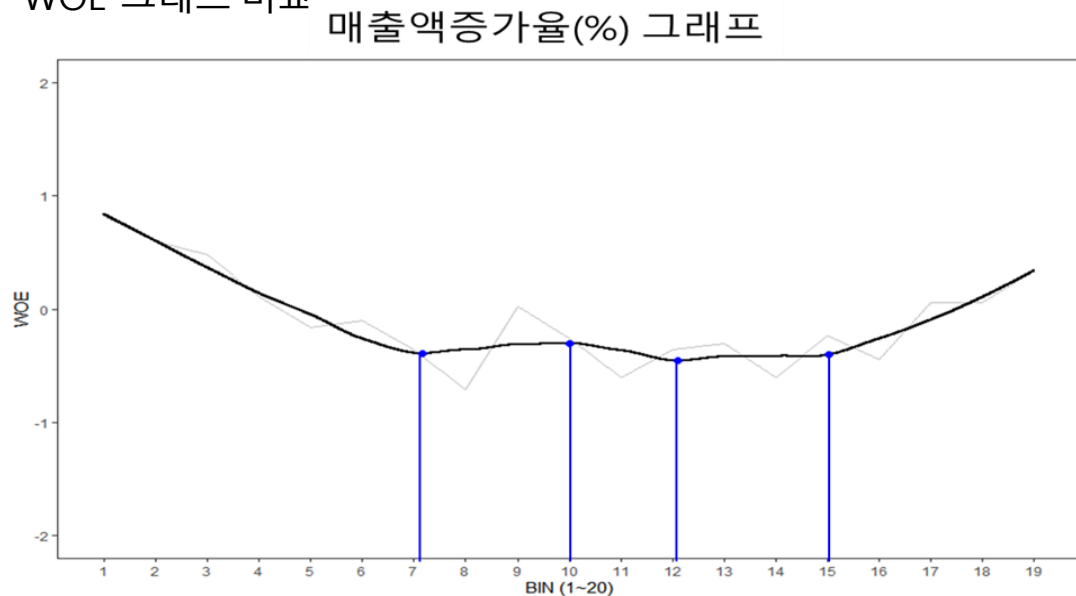
- 1구간 : 부채상환계수가 불량인 기업부터 80%까지 구성되어 있기 때문에 WOE 가 급격히 하락한 것으로 볼 수 있다.
- 2구간 : 부채상환계수가 100% 이상으로 차입금원리금을 충분히 충당할 수 있는 능력을 지닌 기업이기 때문에 부채상환계수가 상승하더라도 완만하게 WOE 가 하락한 것으로 보인다.
- 3구간 : 사실상 해당 구간의 기업은 부채상환계수가 아주 높은 수치를 보이고 있기 때문에 지속적으로 높은 현금흐름을 보였을 가능성이 크다. 즉, 해당 구간의 구성율이 10%로 아주 낮기 때문에 경상적인 내부자금 이외에 다른 이슈로 인해 WOE 가 상승한 것으로 예상된다.
- 4구간 : 다른 하락구간과 마찬가지로 부채상환계수 상승으로 인한 하락이라고 해석할 수 있다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_성장성지표

### (4) 매출액증가율(%) / 총자산증가율(%)

- WOE 그래프 비교



매출액증가율과 총자산증가율의 WOE 그래프를 보면 WOE가 하락하였다가 횡보하며 마지막에 상승하는 패턴을 보이고 있다.

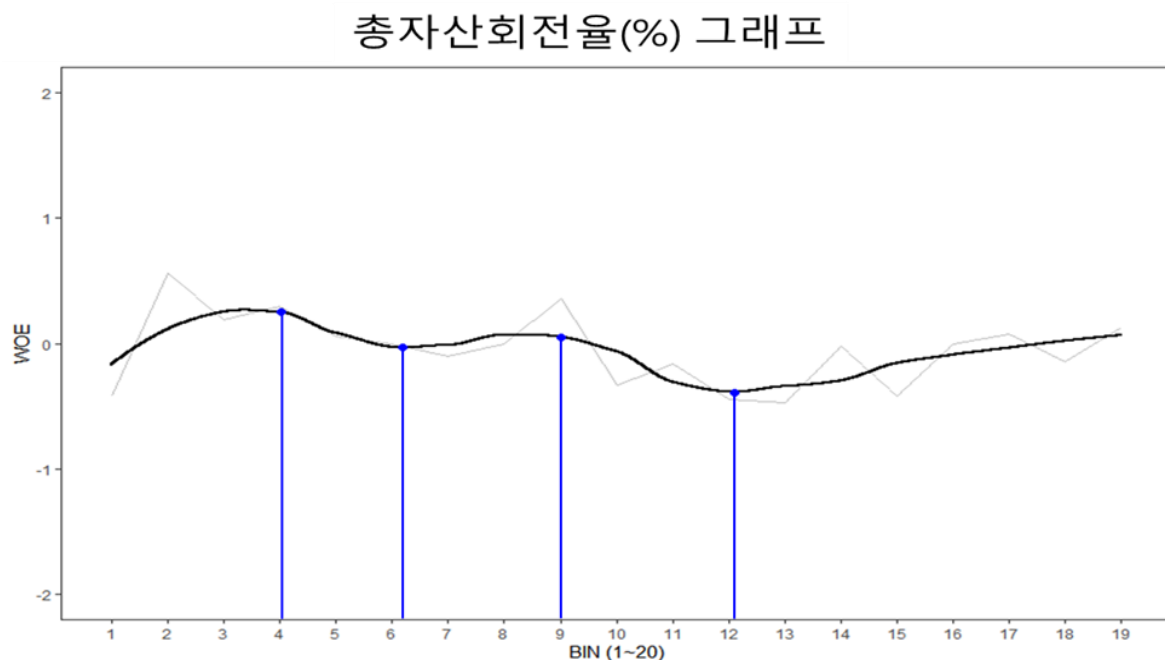
- 1구간 : 매출액 증가율이 음수 값을 가지고 있다가 0으로 크게 상승하고 있는데, 기업의 영업활동이 크게 성장하였다고 볼 수 있다. 따라서, WOE값이 가파르게 하락한 것으로 보인다.
- 2,3,4구간 : WOE값이 횡보하며 완만하게 하락, 상승하는 것을 볼 수 있는데, 해당되는 기업의 경우 지속적으로 성장하고 있으나 매출증가에 따라 운전자금 부담이 가중되는 등 꾸준히 성장을 해온 기업일 것으로 예상된다.
- 5구간 : 매출액증가율이 증가할수록 WOE가 크게 상승하는 것을 볼 수 있는데, 이는 기업의 성장이 이미 높은 구간에 있으며 사양산업일 가능성이 있다. 즉, 매출증가에 따른 운전자금 부담뿐만 아니라 수익성이 저하되는 상황에서 저가수주로 인한 매출증가일 가능성이 높기 때문에 이러한 패턴을 보이고 있는 것으로 해석된다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_활동성지표

### (1) 총자산회전율(%)

- WOE 그래프 비교



-> 총자산회전율의 경우 총자산회전율이 높으면 기업의 유동자산과 비유동자산이 효율적으로 이용되어 매출액이 많이 창출하고 있다는 것을 의미하고, 낮으면 기업의 자산투자가 과다하였거나 또는 자산이 비효율적으로 이용되고 있다는 것 의미한다. 기업이 속한 각 산업의 특성이 다르고 적정 수준의 총자산회전율이 다르기 때문에 총자산회전율을 해석할 때는 동종산업 내에서 비교해야 한다.

매출채권회전율이 높을수록 매출채권의 현금화 속도가 빠르고, 기업의 자금력이 증가한다고 볼 수 있기 때문에 얼마나 기업이 효율적으로 자산을 관리하고 있는 지를 보여준다. WOE 그래프를 보면, 전체적으로 총자산회전율이 높아질수록 WOE 가 낮아지는 패턴이 아니고, 횡보하는 패턴인 것을 볼 수 있다. 이는, 해당 데이터에 속하는 기업들의 산업별, 자산규모 별로 구분된 그룹들에 대한 분석이 아니기 때문에 특정한 패턴을 찾기 어려운 것이라고 해석된다.

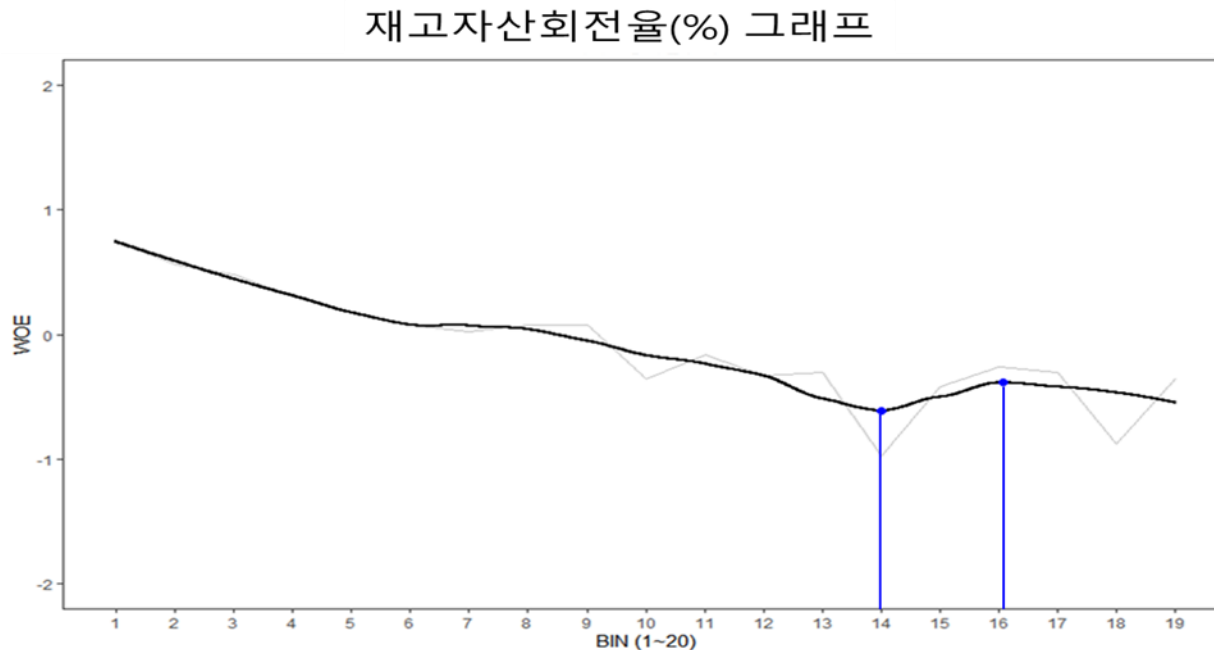


# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_활동성지표

### (1) 재고자산회전율(%)

- WOE 그래프 비교



재고자산회전율이 높을수록 WOE 값도 하락하고 있는 것을 볼 수 있다.

- 1구간 : 재고자산회전율이 상승할수록 WOE도 가파르게 하락하는 것을 볼 수 있다.
- 2구간 : WOE값이 소폭 상승하는데, 이는 일반적으로 재고자산회전율이 높을수록 좋으나, 과도하게 높은 경우에는 매출액 대비 재고자산이 부족하여 제품 판매에 지장을 초래할 수도 있기 때문에 수익성 하락에 영향을 미칠 수 있다. 즉, 해당 구간의 기업의 경우 재고자산회전율이 높은 편에 속하기 때문에, 해당 사유로 인해 WOE가 상승했을 가능성이 있다고 해석할 수 있다.
- 3구간 : 1구간과 마찬가지로 재고자산회전율이 상승하면서 하락한 것으로 보인다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_비재무적지표

### (1) 자금지원횟수

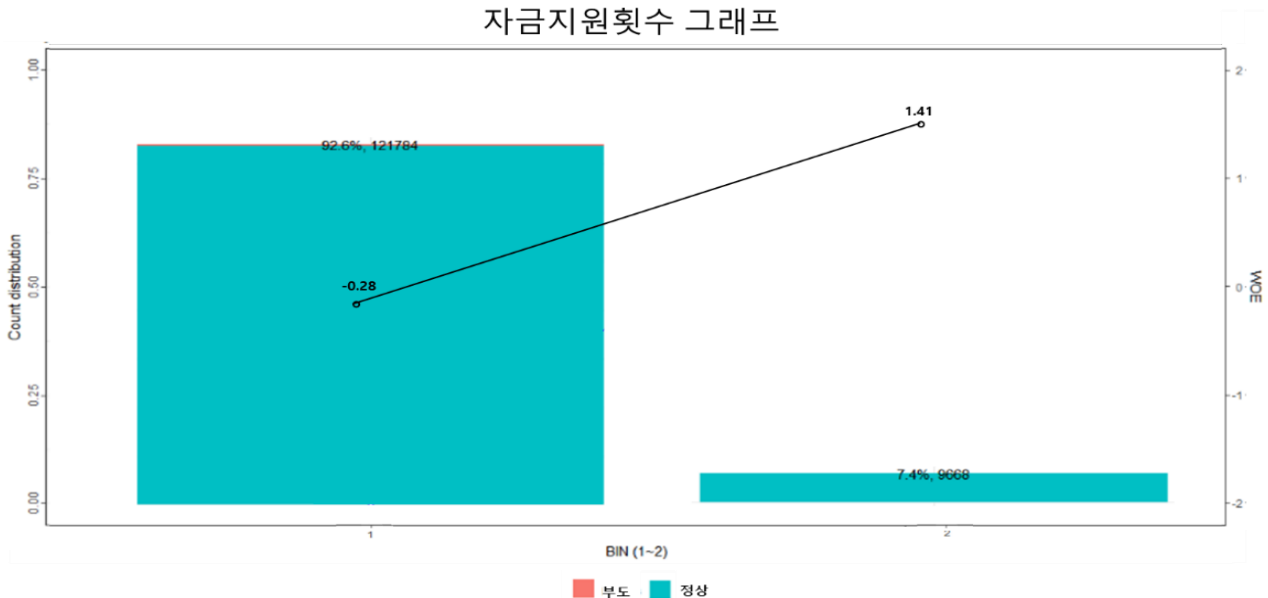
- 각 기업의 결산일자 기준으로 자금지원을 몇 번 받았는지 개수를 카운트하여 변수를 생성
- 해당 변수의 경우 자금지원횟수가 각 기업들로 골고루 분포되어 있지 않고 편향적이기 때문에 구간을 정해 나누지 않고 FREQ 테이블을 통해 구성율과 부도율을 비교하여 구간을 나누고자 한다.

#### • 자금지원횟수 FREQ 테이블

자금지원횟수	GOOD	BAD	TOTAL	구성율	부도율
0	121267	517	121784	92.65%	0.42%
1	9300	184	9484	7.21%	1.94%
2	55	12	67	0.05%	17.91%
3	29	8	37	0.03%	21.62%
4	22	5	27	0.02%	18.52%
5	15	6	21	0.02%	28.57%
6	6	1	7	0.01%	14.29%
7	8	0	8	0.01%	0.00%
8	6	1	7	0.01%	14.29%
9	5	0	5	0.00%	0.00%
10	2	1	3	0.00%	33.33%
13	1	0	1	0.00%	0.00%
17	1	0	1	0.00%	0.00%
SUM		735	131452	100.00%	0.56%

-> 대부분의 기업들은 자금지원을 받지 않았고, 자금지원을 받은 경우라면 대부분 1번에 그치는 경우가 많은 것을 볼 수 있었다. 전체 평균 부도율은 0.56%이며 부도율과 구성율에 맞춰 구간을 0회, 1회 이상 2개의 구간으로 나누어서 진행하였다.

#### • WOE 테이블



-> WOE 결과를 보면, 자금지원횟수가 0인 기업의 비율이 훨씬 높기 때문에 자금지원횟수 변수가 부도에 영향을 미치는 변수라고 단정지어 해석할 순 없지만, 한번이라도 자금지원을 받은 기업의 경우 WOE 값이 양수의 값을 보이는 것을 볼 수 있다. 자금지원여부가 중소기업의 부도 여부에 유의미한 변수가 될 것으로 생각할 수 있다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

## ✓ WOE 분석\_비재무적지표

### (2) 특허출원개수

- 각 기업의 결산일자 기준으로 특허출원을 몇 번 하였는지 개수를 카운트하여 변수를 생성
- 특허출원개수 FREQ 테이블

특허출원개수	GOOD	BAD	TOTAL	구성율	부도율
0	130715	735	131450	100.00%	0.56%
1	1	0	1	0.00%	0.00%
6	1	0	1	0.00%	0.00%
SUM		735	131452	100.00%	0.56%

-> 특허출원 데이터의 경우 모든 기업들이 특허출원 개수가 0 이었고, 특허출원이 있는 기업의 경우 모두 중복된 기업인 경우였다. 따라서, 해당 변수는 WOE 값을 구할 수 없었으며 활용할 수 없을 것으로 판단된다.

# 1. Sims 데이터 WOE 분석

---

## ✓ 결과 및 논의점

### (1) 결과

- 기업의 재무비율에 대한 WOE를 계산하여 부도예측에 어떠한 영향을 미치는지, 유의미한 지표인지 확인
- 기존 모든 변수를 단순히 10개 구간으로 지정한 후 BINNING한 후 구간을 정했던 과정과 달리, 각 변수별로 구간을 지정하고 WOE을 계산한 후 최대한 많은 변수들을 고려하여 구간을 다양하게 지정.

### (2) 논의점

- 해당 데이터의 경우 재무비율값 산출을 위해 NICE에서 제공하는 기업들을 대상으로 재무비율을 산출하였고, 산출된 데이터를 기준으로 SIMS 데이터에 해당되는 기업 데이터를 선별했기 때문에 전체 SIMS 데이터를 활용하지 못했음.
- 재무변수들을 분석하는 데 있어 기업 규모, 산업 등 기업의 기본 정보를 비교하여 분석해야 할 필요성이 있다. 향후, 해당 과정에서 부족했던 기업 데이터 나 중소기업 데이터들을 추출하여 추가적으로 보완해야 할 부분이 있음.