



AI 추천 서비스의 특성과 사용 의도의 관계에 관한 연구

- <완벽한 하루>를 중심으로 -

조선하¹, 이주혜², 이다연¹, 박예진¹, 한채원¹, 김예리³

1: 서울여자대학교 데이터사이언스학과 학부생

2: 서울여자대학교 데이터사이언스학과 객원연구원

3: 서울여자대학교 데이터사이언스학과 조교수

CONTENTS

01 서론

1. '완벽한 하루' 애플리케이션 소개
2. 연구의 필요성과 목적

02 이론적 배경

1. AI 추천서비스
2. SERVQUAL
3. 토픽 모델링
4. AI 추천 서비스 사례

03 연구 방법

- | | |
|----------|------------------|
| 1. 심층인터뷰 | 5. 설문 |
| 2. 토픽모델링 | 6. JASP (유의성 검증) |
| 3. 연구모델 | 7. 분석 결과 |
| 4. 가설 | |

04 결론

1. Summary
2. 시사점
3. 제한점 및 향후 계획

뉴런즈 기업 연계



AI 기반 애플리케이션 및 프로그램 제작과
데이터 공급을 전문으로 하는 기업으로,
다양한 솔루션을 통해 고객들의 비즈니스를 지원

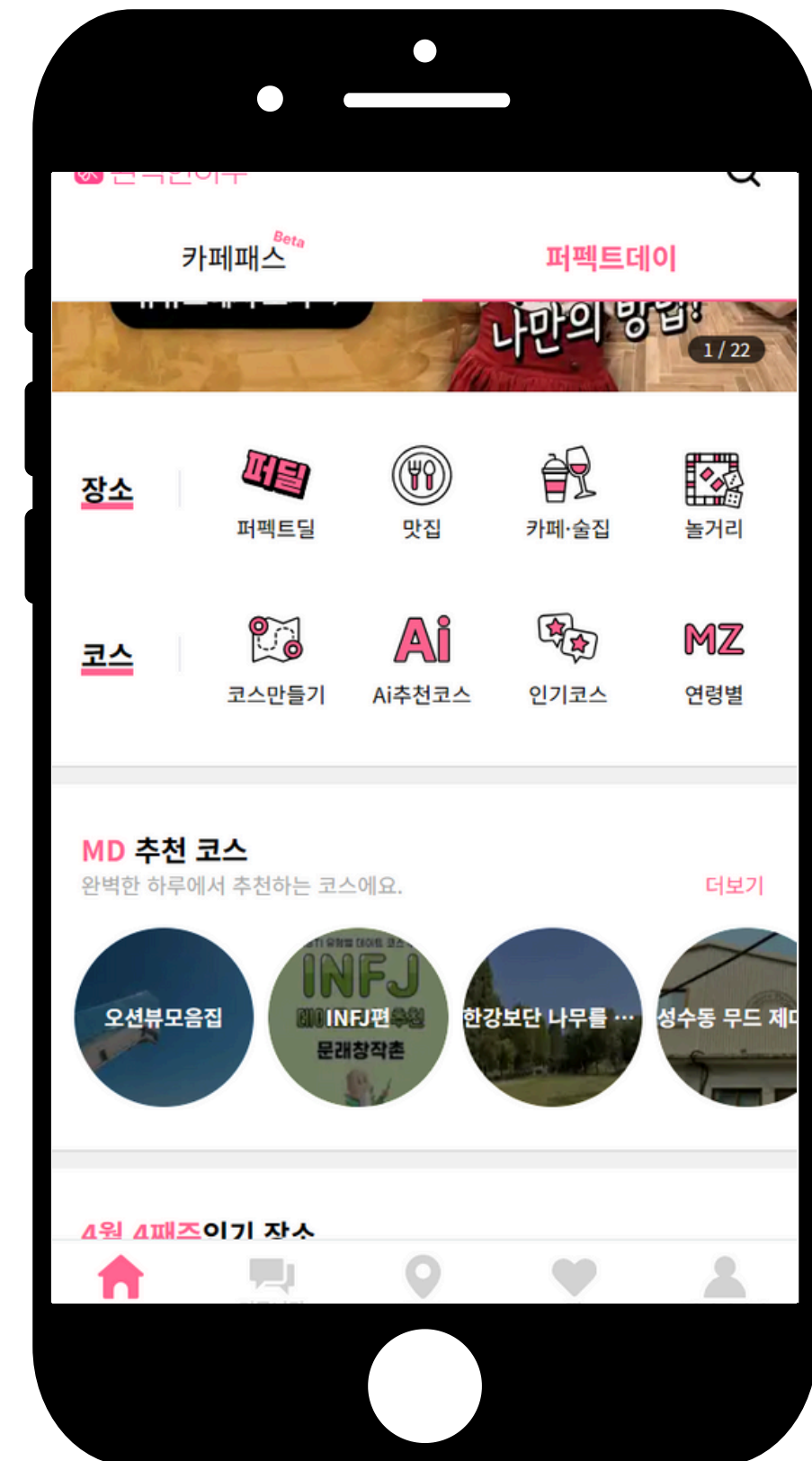
앱 서비스



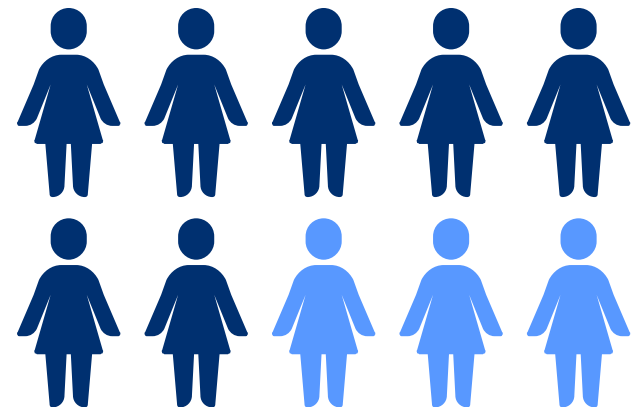
완벽한 하루 애플리케이션

완벽한 하루란?

사용자의 성향을 바탕으로
맞춤형 장소를 추천해주어
쉽고 빠르게 “나만의 맞춤형 코스”
설계를 도와주는 애플리케이션

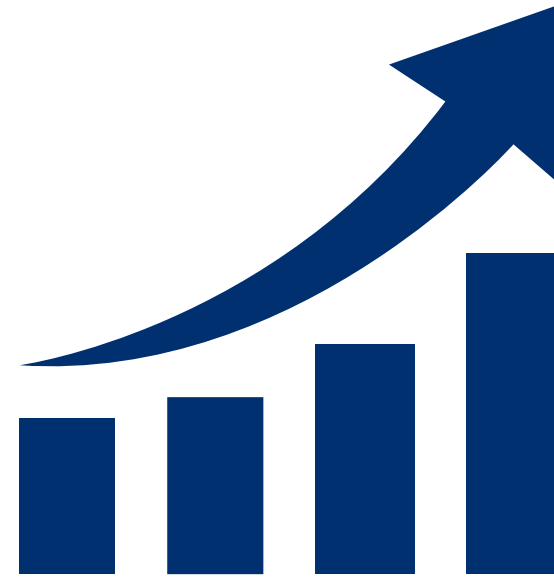


연구의 필요성과 목적



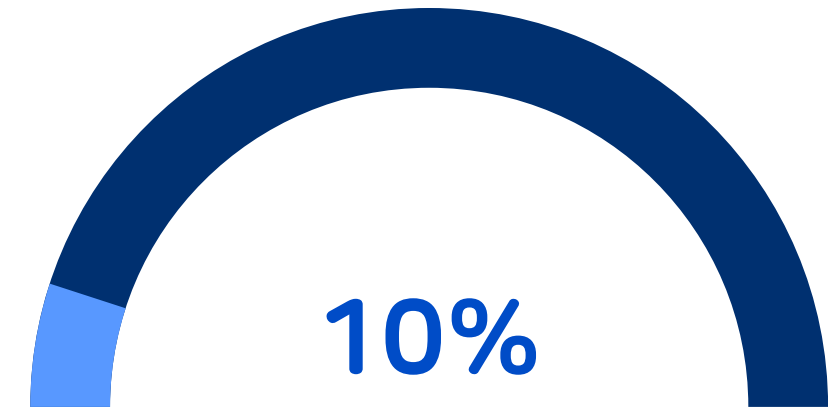
완벽한 하루의 이용자 수와
재사용률이 낮음

뉴런즈 팀이 생각한
완벽한 하루 애플리케이션의 문제점



모바일 AI 추천서비스
시스템 확대

AI 추천서비스 시스템 기능이
많은 애플리케이션에 확대됨



AI 추천서비스와
사용의도에 관한 연구 미흡

모바일 애플리케이션 특성과 소비자의
사용의도와의 관계에 대한 연구는
존재하나, AI 추천서비스 시스템과의
사용의도에 관한 연구는 부족

선행 연구에서의 AI 추천 서비스

어떤 음악을 들을 것인지, 어떤 온라인 뉴스를 읽을 것인지 등 다양한 의사결정과정과 관련된 제안을 제공한다.
특히, 고객에게 개인화된 서비스를 제공하기 위해 개개인의 특성, 취향에 맞추어 추천할 콘텐츠를 파악하는 방법을 AI 추천시스템 (AI Recommendation System)이라고 한다.

AI 에이전트 서비스를 제품서비스시스템 관점에서 접근하여 지속사용의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구에서 반응성, 신뢰성, 다양성, 개인맞춤성이 AI 에이전트 서비스의 품질을 결정한다고 제시하였다.

-
- 윤성환·임은택·김광용(2019), '제품서비스시스템 관점에서의 인공지능 스피커 지속적 사용의도에 관한 연구', "글로벌경영학회지 16.5", 73-98면.
 - 김상화·오병화·김문종·양지훈·한요섭(2012), '협력적 필터링과 콘텐츠 정보를 결합한 영화 추천 알고리즘', "정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용" 39(4), 261-268면.

SERVQUAL

- Service Quality → e-SERVQUAL
- SERVQUAL 모형은 서비스품질을 신뢰성(reliability), 공감성(empathy), 확신성(assurance), 응답성(responsiveness), 유형성(tangibility) 5가지 차원으로 나눔
- e-SERVQUAL이란 SERVQUAL에서 발전한 인터넷 서비스 품질의 소비자 평가 측정 도구
- 결과품질 과정품질 모형 등은 서비스품질의 각 차원에 영향을 미치는 선행 변수와 서비스품질의 각 차원의 영향을 받는 결과 변수를 제시함으로써 서비스품질 향상방안을 제안

토픽 모델링

- LDA(Latent Dirichlet Allocation)는 비지도 학습 알고리즘으로 수많은 비구조적 문서에서 단어들 간 관련성에 따라 토픽별로 분류하는 확률적 토픽모델링 알고리즘
- 실제로 문서를 작성할 때에는 이야기하고자 하는 주제를 중심으로 표현하게 되므로, 글 각 문서의 토픽 비율과 각 토픽 단어의 확률들을 알아낼 수 있음

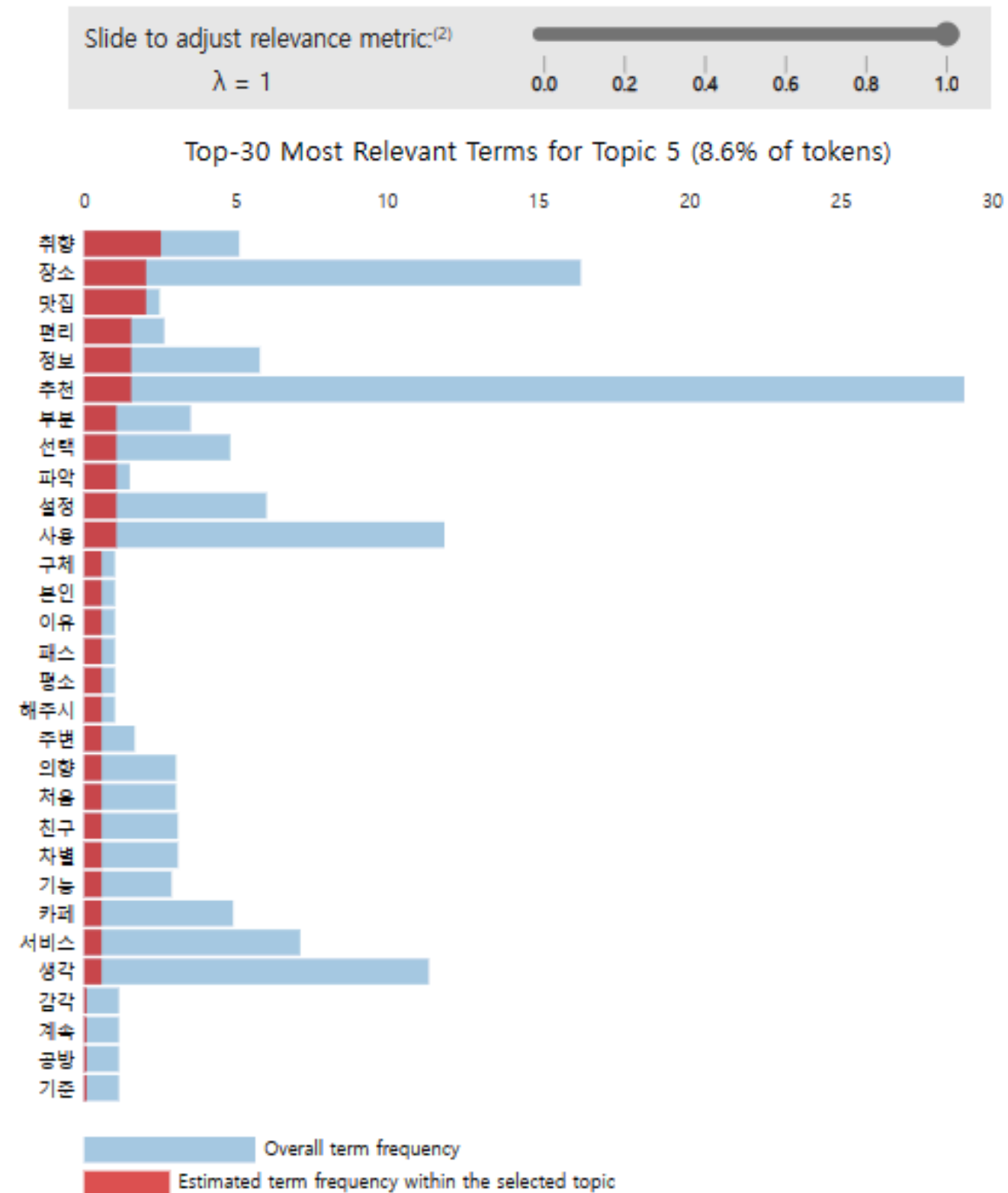


심층인터뷰 답변을 바탕으로
독립변수를 추출하는 분석에 이용

심층 인터뷰

- 완벽한하루 애플리케이션 사용자 대상으로 진행
 - 7명(여성 4명, 남성 3명)을 대상으로 비대면 심층 인터뷰를 실시
- 인구통계학적 질문 및 AI 추천 서비스 관련 질문으로 구성
 - e.g. 완벽한 하루 AI 추천서비스만의 차별성
- 응답자들의 답변을 토픽모델링하여 AI 추천서비스 특성 4가지를 추출하여 독립변수로 활용

토픽 모델링



1. saliency(term w) = frequency(w) * [sum_t p(t | w) * log(p(t | w)/p(t))] for topics t; see Chuang et. al (2012)
2. relevance(term w | topic t) = λ * p(w | t) + (1 - λ) * p(w | t)/p(w); see Sievert & Shirley (2014)

한글로 토픽 모델링 진행



한글은 불용어 사전 없음



동사의 어근과 형용사를 같이 추출



전처리가 지저분함



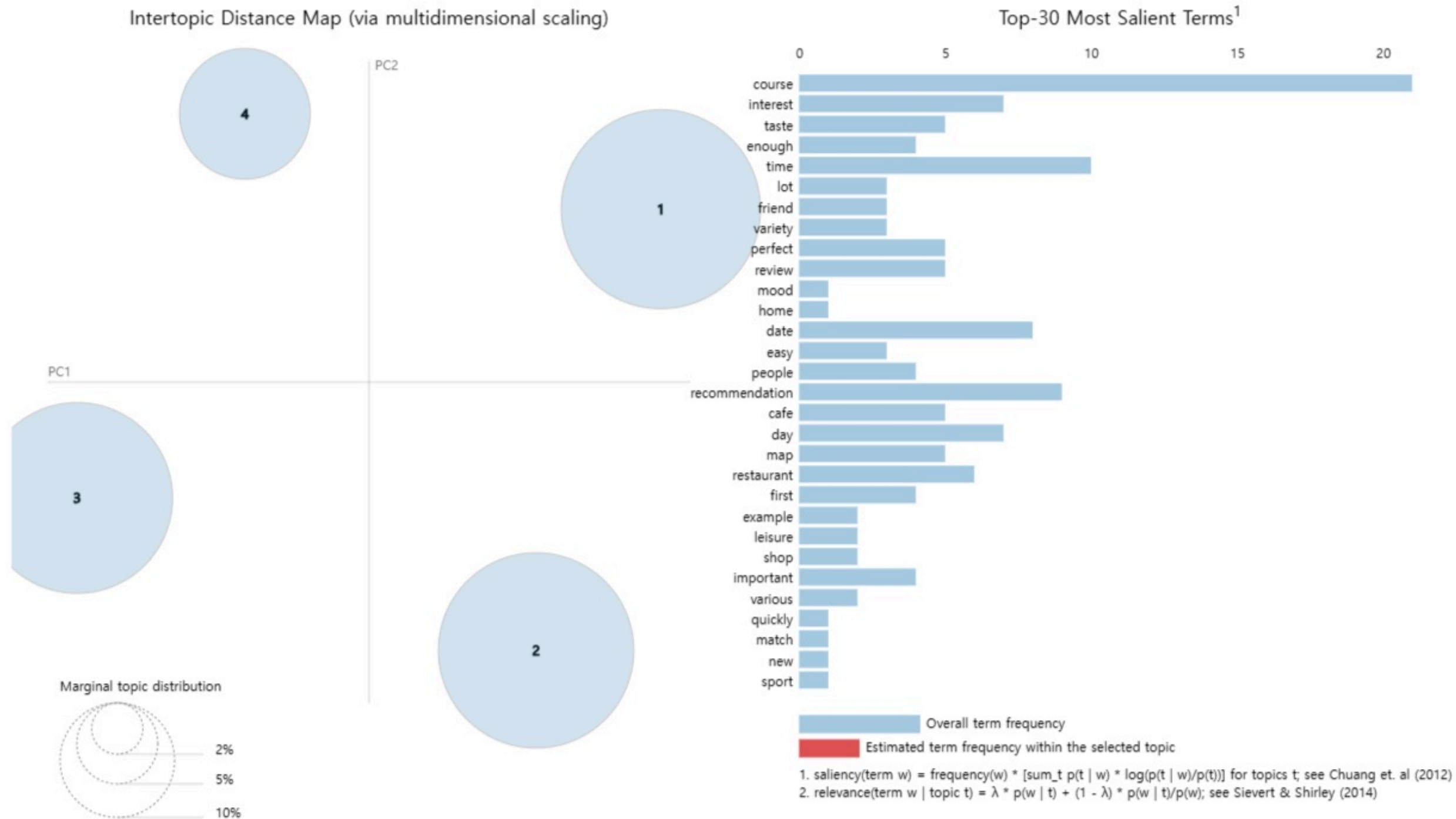
명사만 추출



토픽 분류 제대로 이루어지지 못함

토픽 모델링

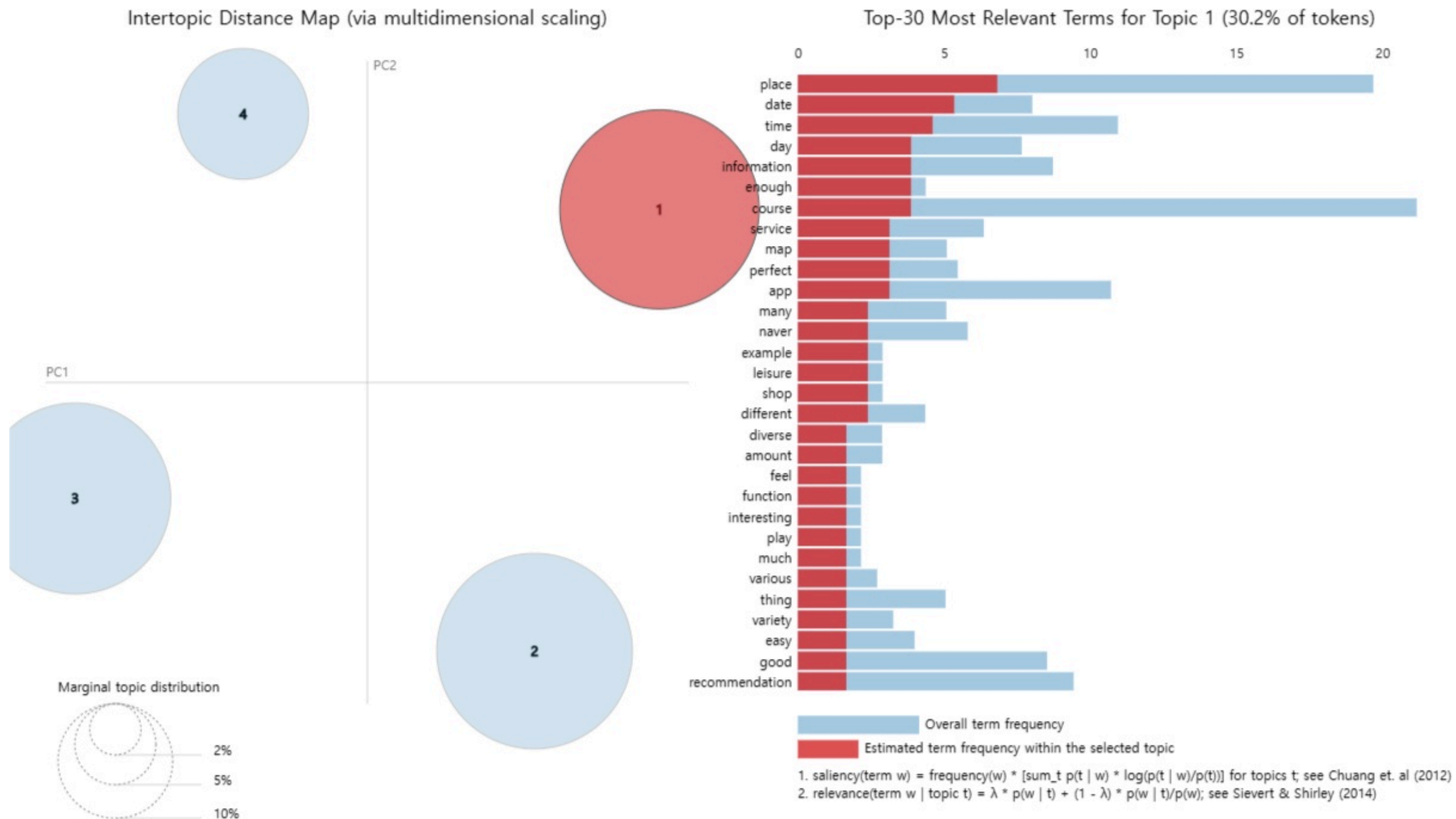
불용어 사전이 있는 영어로 토픽 모델링을 진행하여 문제 해결



SERVQUAL의 유형성(Tangible)에서 파생된 특성

Massive Information Quantity
정보 대량화

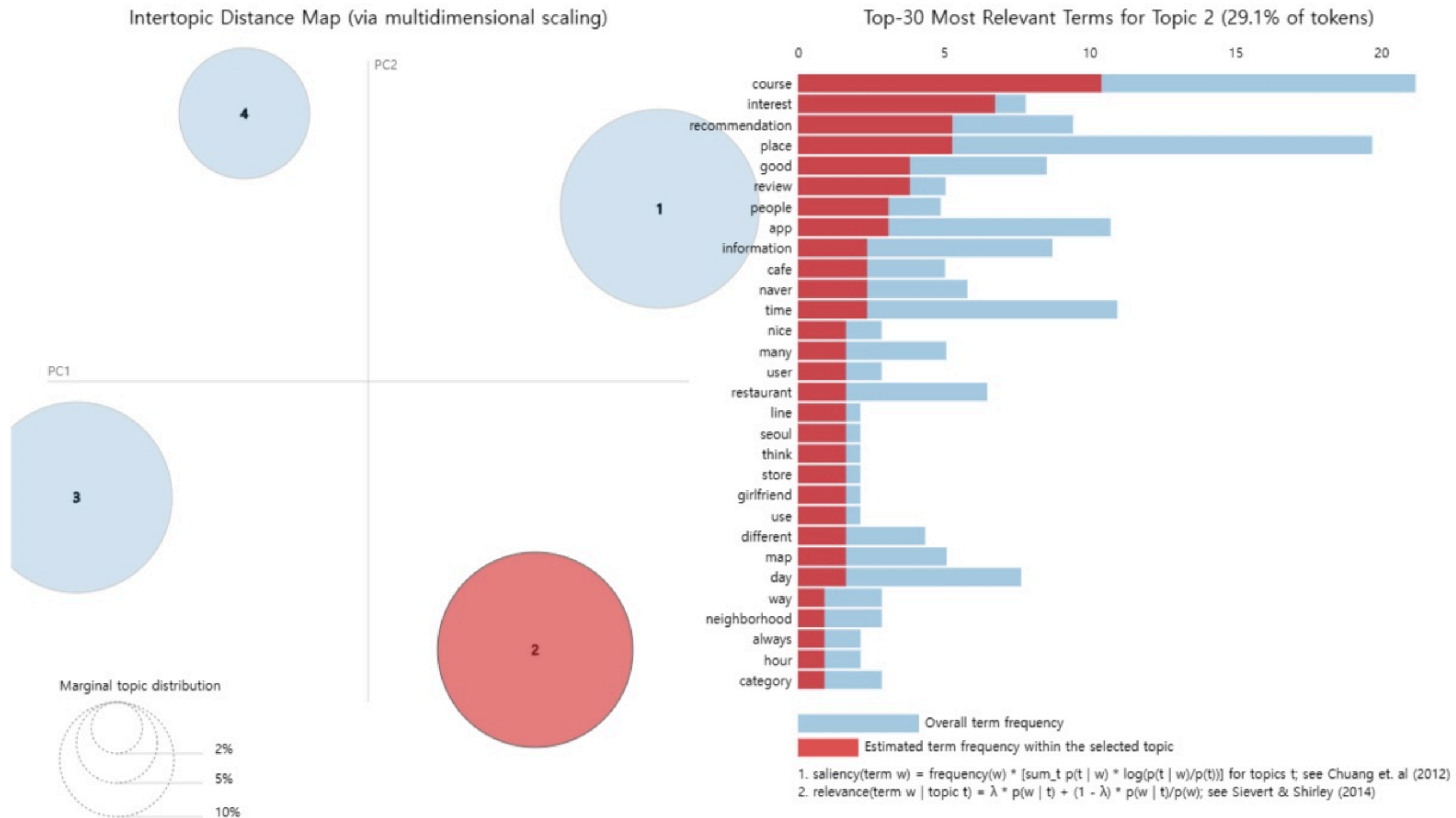
enough, information, diverse, many, amount,
course, various, variety



SERVQUAL의 공감성(Empathy)에서 파생된 특성

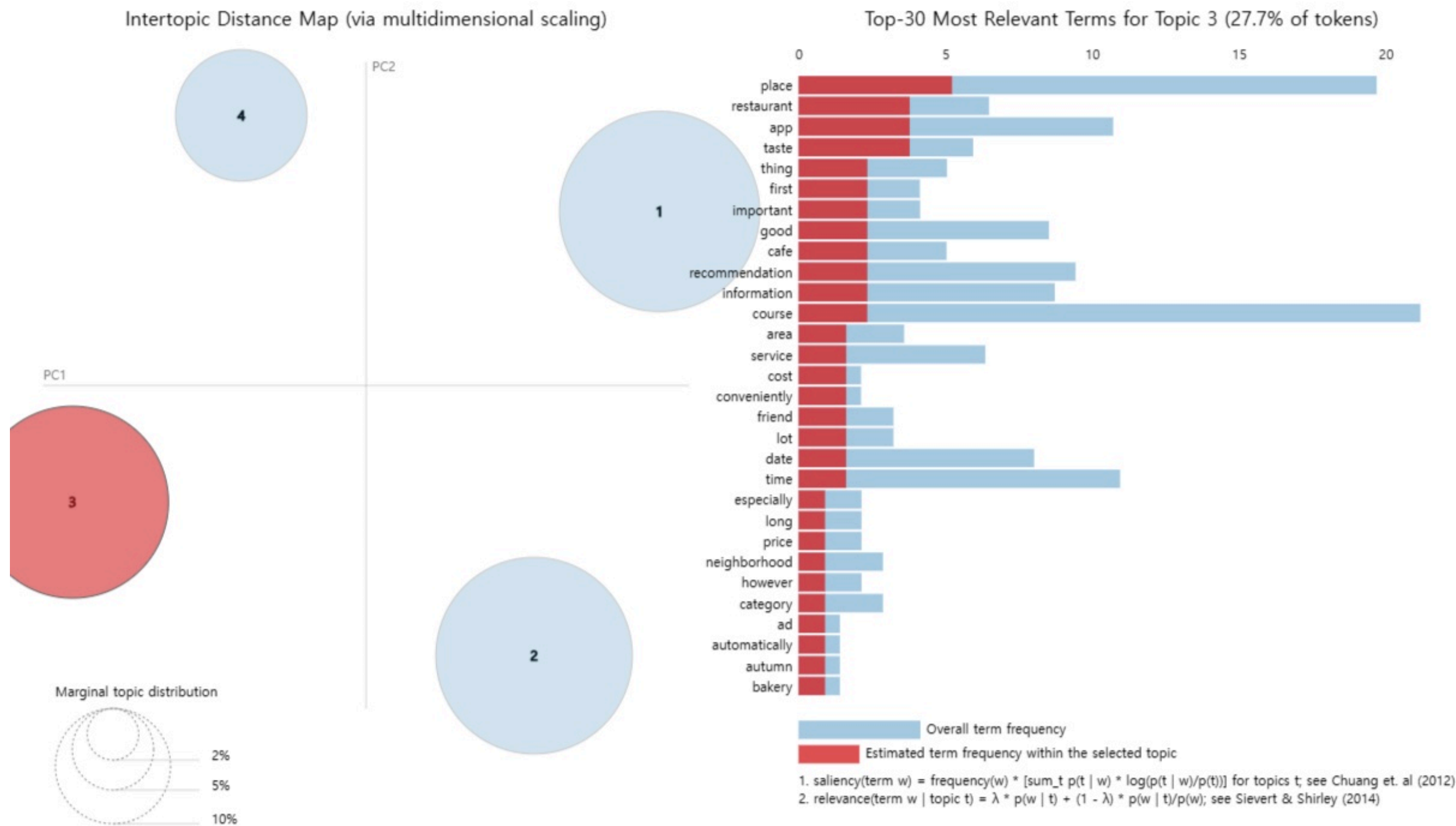
Context Based Provision
상황 기반 제공성

course, interest, recommendation, place, review, app, information, cafe,
time, nice, many, user, restaurant, different, map, day, hour, category



SERVQUAL의 확신성(Assurance)에서 파생된 특성

Sufficiency Expectation 기대충족	place, restaurant, app, taste, thing, important, good, cafe, recommendation, course, area, service, cost, conveniently, friend, date, time
---------------------------------	--

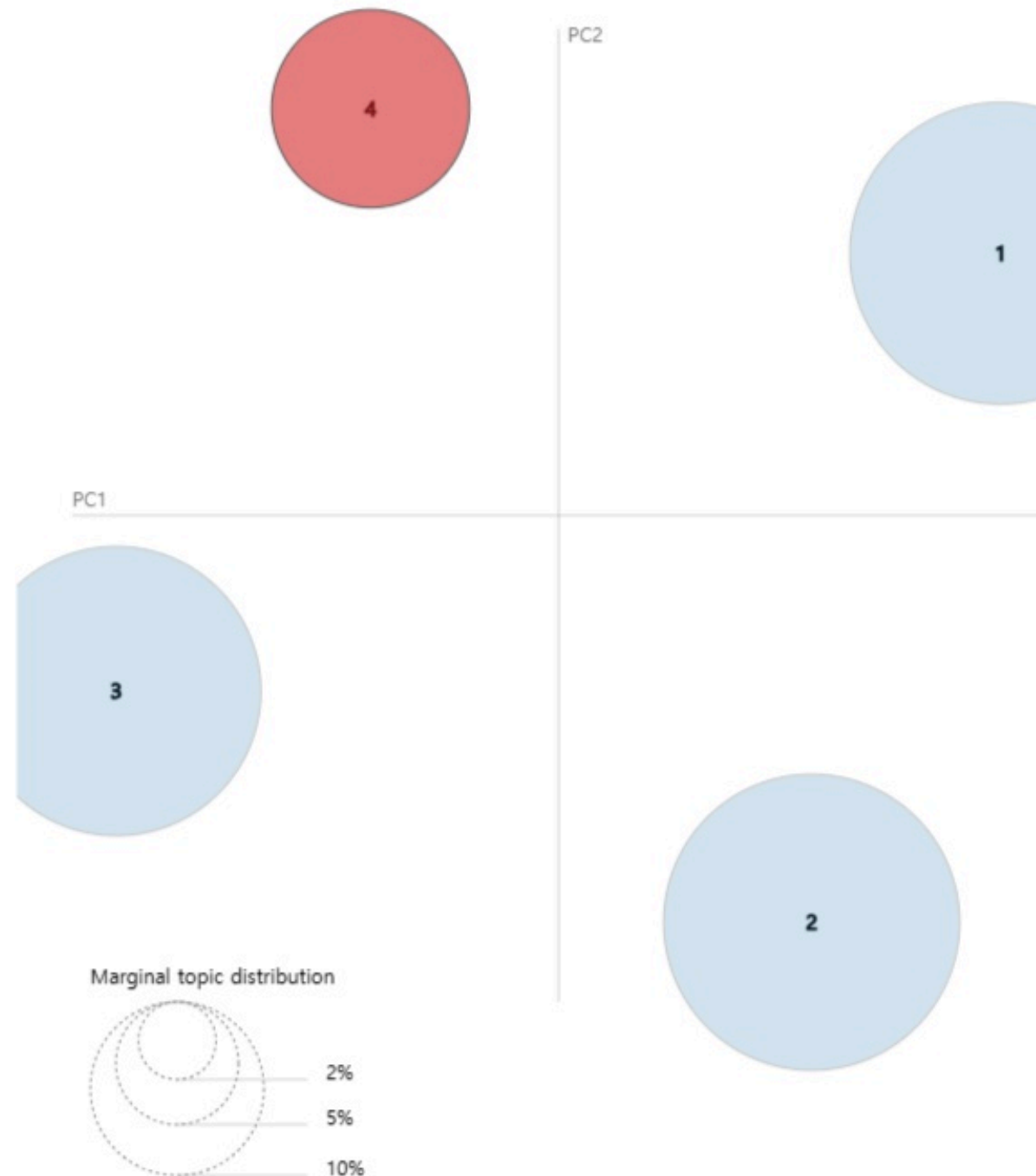


SERVQUAL의 요구응대성(Responsiveness)에서 파생된 특성

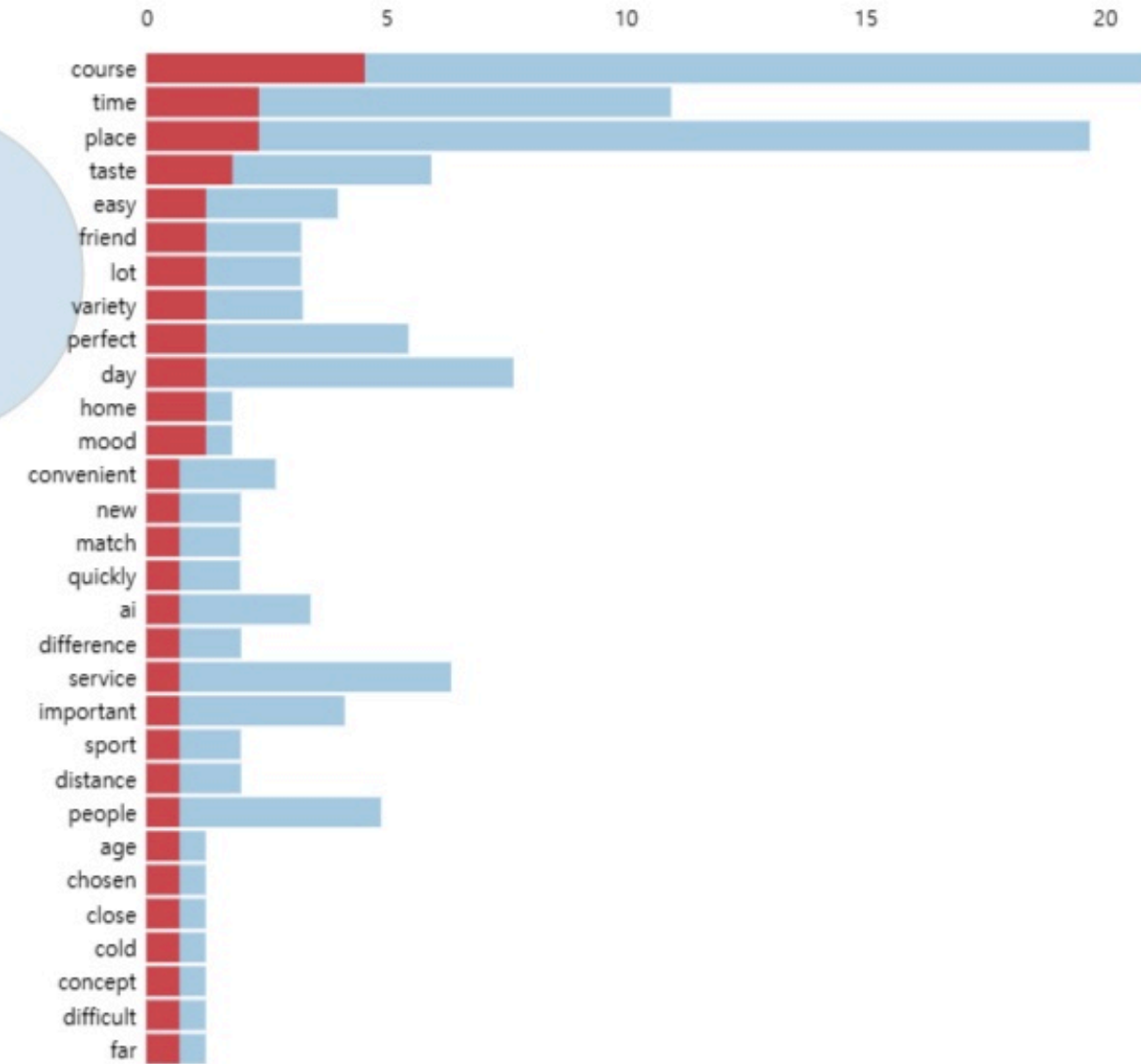
Easiness
편의성

time, easy, convenient, quickly, variety

Intertopic Distance Map (via multidimensional scaling)



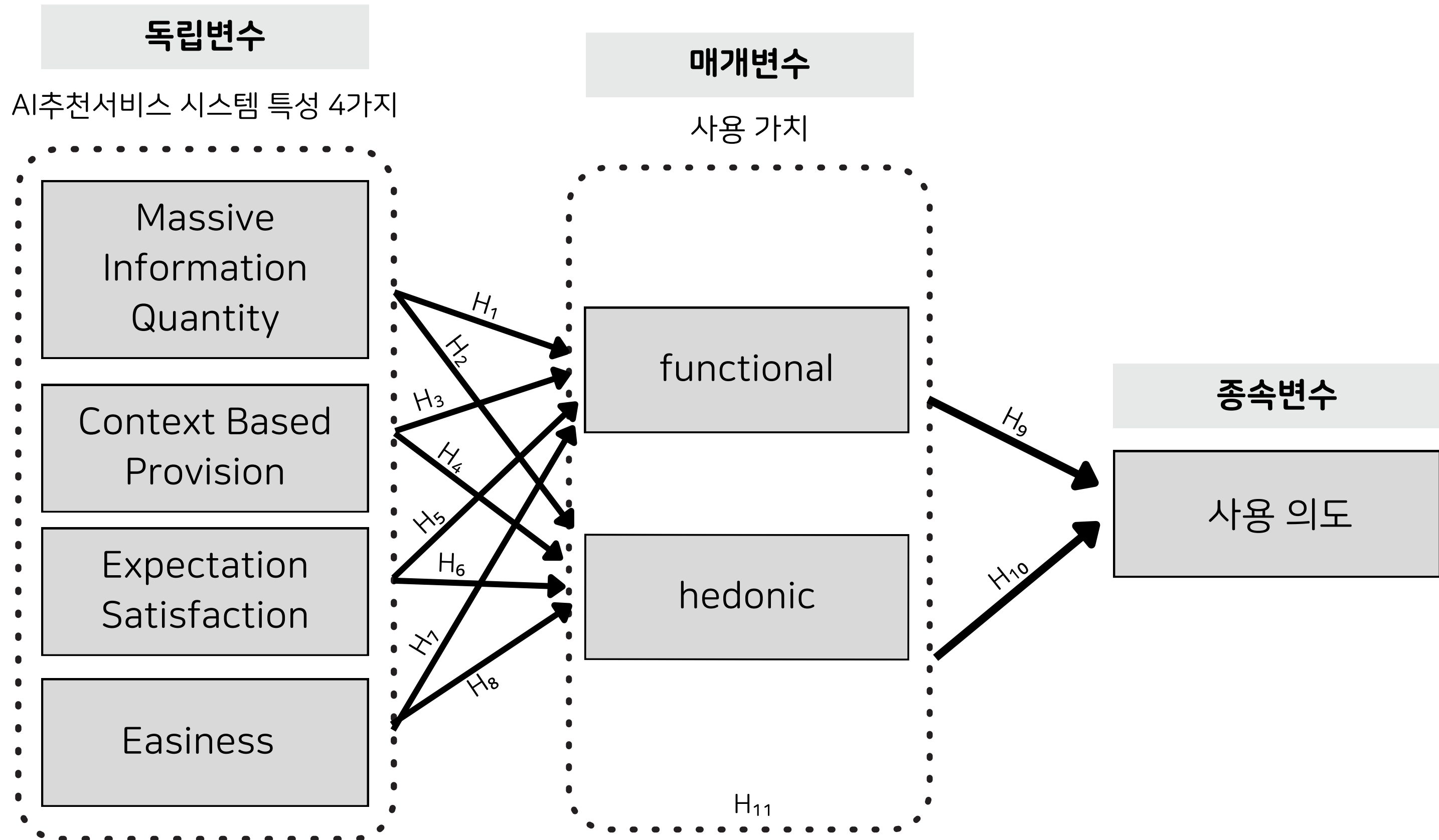
Top-30 Most Relevant Terms for Topic 4 (13% of tokens)



Overall term frequency
Estimated term frequency within the selected topic

1. saliency(term w) = frequency(w) * [sum_t p(t | w) * log(p(t | w)/p(t))] for topics t; see Chuang et. al (2012)
2. relevance(term w | topic t) = $\lambda * p(w | t) + (1 - \lambda) * p(w | t)/p(w)$; see Sievert & Shirley (2014)

연구 모형



연구 모형

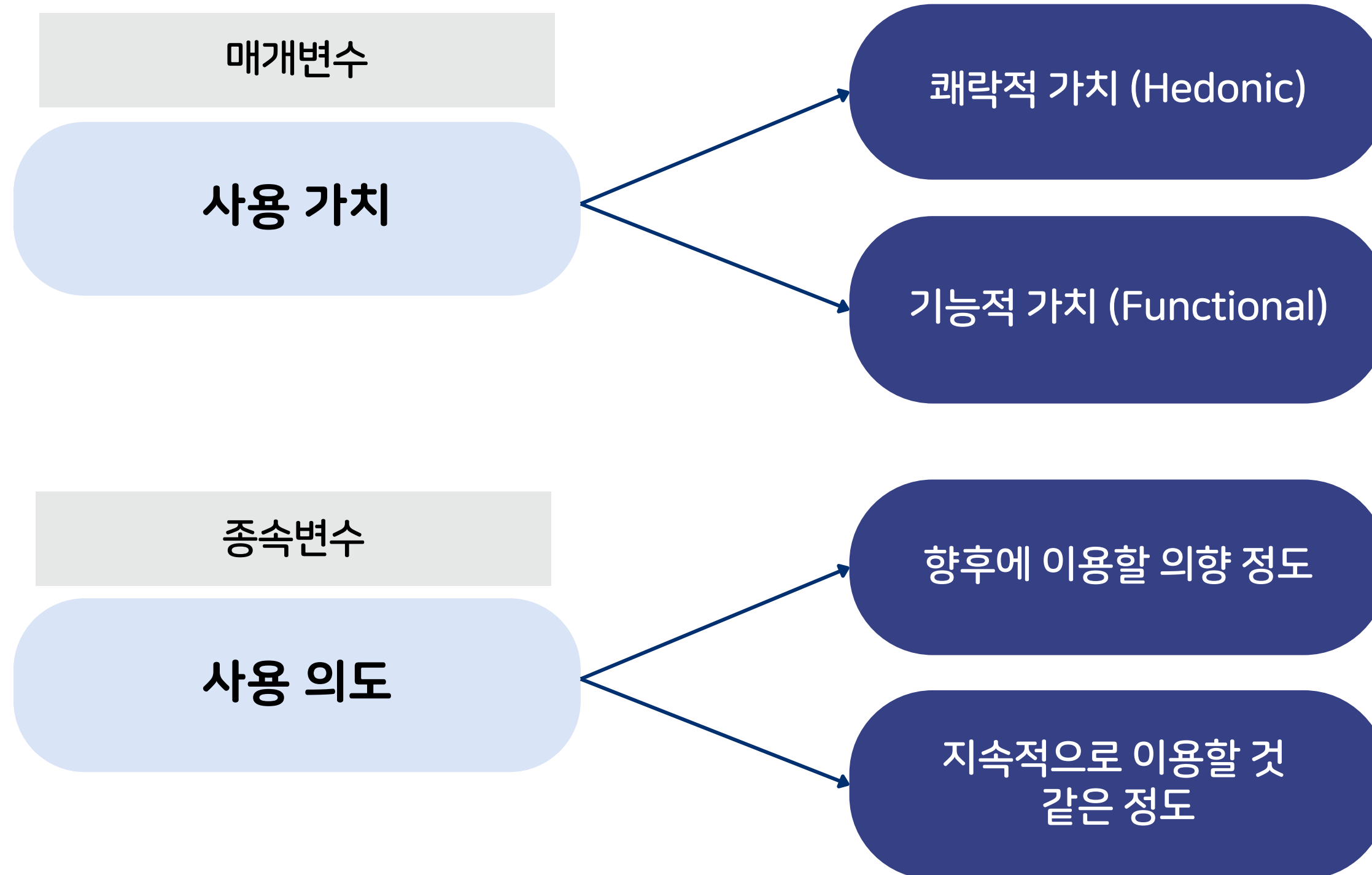
독립변수

완벽한하루 추천서비스
시스템 특성

- “완벽한 하루” 사용자들에게 심층 인터뷰를 진행
- 토픽모델링을 진행하여 특성과 관련된 토픽 추출
- servqual 선행연구 논문에서 언급한 특성에서 파생

최종적으로 AI 추천서비스 시스템 특성 4가지 추출

연구 모형



가설 설정

H ₁	AI 추천서비스 시스템이 Massive Information Quantity적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 부의 영향을 미칠 것이다.
H ₂	AI 추천서비스 시스템이 Massive Information Quantity적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 부의 영향을 미칠 것이다.
H ₃	AI 추천서비스 시스템이 Context based provision적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₄	AI 추천서비스 시스템이 Context based provision적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.

가설 설정

H ₅	AI 추천서비스 시스템이 Expectation Satisfaction적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₆	AI 추천서비스 시스템이 Expectation Satisfaction적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₇	AI 추천서비스 시스템이 Easiness적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₈	AI 추천서비스 시스템이 Easiness적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.

가설 설정

H ₉	사용자가 기능적(Functional)인 사용 가치를 느꼈을 때 사용 의도에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₁₀	사용자가 쾌락적(Hedonic)인 사용 가치를 느꼈을 때 사용 의도에 정의 영향을 미칠 것이다.
H ₁₁	AI 추천서비스 시스템 특성 4가지는 사용 의도에 영향을 미치는데 있어 사용 가치(Functional, Hedonic)들이 매개할 것이다. (매개변수로 매개가 되는지에 대한 가설)

설문조사

인적사항	성별, 나이대, 거주지역, 가구원 수 등
Part 1	AI 추천서비스 사용 경험 및 사용 빈도 조사
Part 2	AI 추천서비스의 방대한 정보량에 대한 인식 조사
Part 3	AI 추천서비스가 본인의 취향에 맞는 정보 제공 여부 및 인식 조사
Part 4	AI 추천서비스를 통한 기대 충족 여부와 인식 조사
Part 5	AI 추천서비스를 통한 편의성과 이에 대한 의식 정도 조사
Part 6	AI 추천서비스가 기능적가치, 쾌락적 가치 제공 여부와 인식 조사
Part 7	지속적 사용 의도 조사

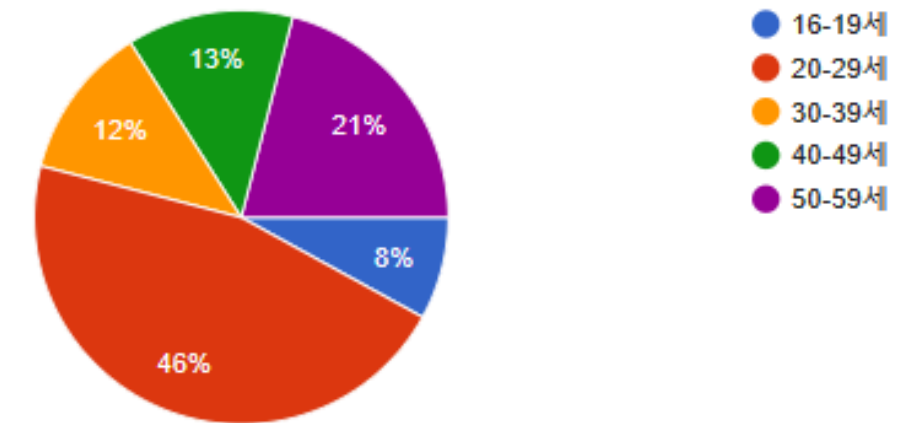
설문조사

- 가설 검증을 위해 총 100명에게 설문을 진행
- 설문자 나이: 20대 46%로 최다 참여
- 남녀 비율 51:49

인적사항

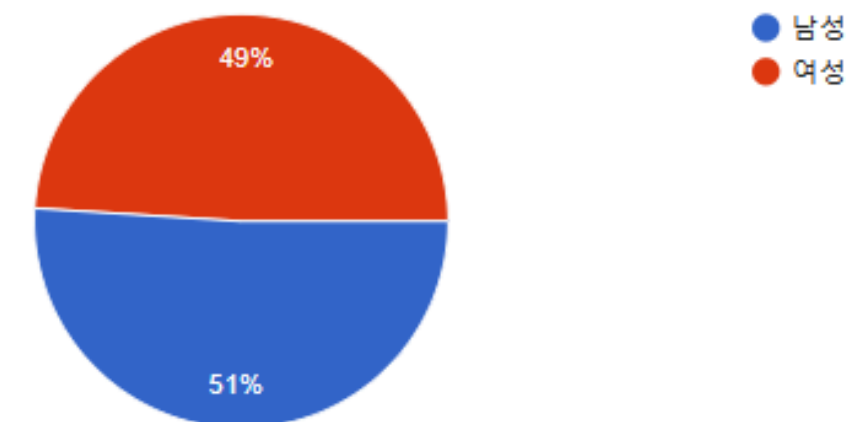
귀하의 해당 나이대는 어떻게 되십니까? (만 나이 기준)

응답 100개



귀하의 성별은 어떻게 되십니까?

응답 100개



JASP-SEM 모델링

Total indirect effects

							95% Confidence Interval	
			Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper
Massive Information Quantity	→	사용 의도	-0.061	0.063	-0.976	0.329	-0.185	0.062
Context Based Provision	→	사용 의도	-0.008	0.023	-0.339	0.735	-0.052	0.037
Expectation Satisfaction	→	사용 의도	0.223	0.055	4.046	< .001	0.115	0.331
Easiness	→	사용 의도	0.119	0.040	2.978	0.003	0.041	0.197

Note. Delta method standard errors, normal theory confidence intervals, ML estimator.

Path coefficients

							95% Confidence Interval	
			Estimate	Std. Error	z-value	p	Lower	Upper
Functional	→	사용 의도	0.280	0.102	2.739	0.006	0.080	0.480
Hedonic	→	사용 의도	0.210	0.065	3.221	0.001	0.082	0.337
Massive Information Quantity	→	사용 의도	0.166	0.097	1.708	0.088	-0.024	0.357
Context Based Provision	→	사용 의도	0.030	0.037	0.798	0.425	-0.044	0.103
Expectation Satisfaction	→	사용 의도	0.073	0.073	1.003	0.316	-0.070	0.217
Easiness	→	사용 의도	0.085	0.060	1.419	0.156	-0.033	0.203
Massive Information Quantity	→	Functional	-0.294	0.107	-2.738	0.006	-0.504	-0.083
Context Based Provision	→	Functional	0.033	0.043	0.765	0.444	-0.051	0.117
Expectation Satisfaction	→	Functional	0.324	0.070	4.666	< .001	0.188	0.461
Easiness	→	Functional	0.165	0.065	2.537	0.011	0.038	0.293
Massive Information Quantity	→	Hedonic	0.098	0.168	0.585	0.558	-0.231	0.428
Context Based Provision	→	Hedonic	-0.081	0.067	-1.195	0.232	-0.213	0.052
Expectation Satisfaction	→	Hedonic	0.631	0.109	5.791	< .001	0.418	0.845
Easiness	→	Hedonic	0.345	0.102	3.386	< .001	0.145	0.545

Note. Delta method standard errors, normal theory confidence intervals, ML estimator.

가설 검증

H ₁	AI 추천서비스 시스템이 Massive Information Quantity적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 부의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₂	AI 추천서비스 시스템이 Massive Information Quantity적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 부의 영향을 미칠 것이다.	기각
H ₃	AI 추천서비스 시스템이 Context based provision적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	기각
H ₄	AI 추천서비스 시스템이 Context based provision적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	기각

가설 검증

H ₅	AI 추천서비스 시스템이 Expectation Satisfaction적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₆	AI 추천서비스 시스템이 Expectation Satisfaction적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₇	AI 추천서비스 시스템이 Easiness적인 특성을 지닐 때 기능적인(Functional) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₈	AI 추천서비스 시스템이 Easiness적인 특성을 지닐 때 쾌락적인(Hedonic) 사용 가치에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택

가설 검증

H ₉	사용자가 기능적(Functional)인 사용 가치를 느꼈을 때 사용 의도에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₁₀	사용자가 쾌락적(Hedonic)인 사용 가치를 느꼈을 때 사용 의도에 정의 영향을 미칠 것이다.	채택
H ₁₁	AI 추천서비스 시스템 특성 4가지는 사용 의도에 영향을 미치는데 있어 사용 가치(Functional, Hedonic)들이 매개할 것이다. (매개변수로 매개가 되는지에 대한 가설)	채택

Summary

본 연구는 AI 추천서비스 특성을 추출하기 위해
완벽한 하루 애플리케이션 사용자를 대상으로 한 사람당 30분동안 심층인터뷰를 진행

심층 인터뷰 결과를 토대로 영어로 토픽모델링을 진행하여 AI 추천서비스 특성 4가지
Massive Information Quantity, Context Based Provision,
Expectation Satisfaction, Easiness 추출

각각의 독립변수 특성을 매개변수인 사용 가치, 종속변수인 사용의도와의 연결성을 파악하고자
Functional(기능적)/Hedonic(쾌락적)가치에 어떤 영향을 주는지 가설 설정함

각각의 가설을 검증하기 위해 설문을 진행하였고 JASP를 이용하여 SEM 경로분석을 진행함

가설 검증을 통해 Context Based Provision는 기능적 가치와 쾌락적 가치
모두에서 정의 영향을 주지 못하는 특성이고, Massive Information Quantity는
쾌락적 가치에 부의 영향을 주지 못한다는 것을 증명함

시사점

문헌적 시사점

- 모바일 애플리케이션 특성과 소비자의 사용의도와의 관계에 대한 연구는 존재하나, AI 추천서비스 시스템과의 사용의도에 관한 연구는 부족했음
- 기존에 존재하는 e-SERVQUAL 특성을 사용자 심층인터뷰를 기반으로 한 토픽모델링을 통해 추출하고 매칭했다는 점에서 의의가 있음

실무적 시사점

- 애플리케이션의 실사용자들을 대상으로 심층 인터뷰를 진행한 후, 토픽 모델링을 통해 독립 변수를 추출하였기 때문에 실질적인 AI 추천서비스의 독립 변수 및 특성들을 뽑아낼 수 있음
- 독립변수가 사용자들의 지각된 가치와 사용 의도에 실제로 어떻게 영향을 미치는지 알아냈기 때문에 '완벽한 하루' 뿐만 아니라 다양한 애플리케이션 및 서비스에서 AI를 발전시키는 데 위 연구결과를 활용할 수 있을 것임

제한점 및 향후 연구

제한점

- '완벽한 하루' AI 추천서비스만을 바탕으로 한 연구이기에 타 애플리케이션의 AI 추천서비스 특성까지 고려하여 좀 더 대중적인 특성들을 추출하지 못한 점
- 토픽 모델링을 진행할 때 한국어에서 영어로 번역하여 응답자의 의미전달에 아쉬움이 남는다는 점

향후 연구

- 타 애플리케이션의 AI 추천서비스 특성도 고려하여 함께 진행할 계획.
- AI 추천서비스 사용량 정도(High/Low)를 조절변수로 두어 더 흥미로운 Insight를 얻을 계획.
- AI 추천서비스는 전세계적으로 화두가 되는 주제이기 때문에 미국인을 대상으로 설문을 진행하여 문화적 차이가 AI 추천서비스에 작용을 하는지 연구하고자 함.
- 기각된 가설들은 추후 추가적인 설문을 통해 수집된 정량적 데이터를 기반으로 기각된 이유에 대해 세부적으로 탐색할 계획.
- SERVQUAL 에서 파생된 AI 추천서비스 특성 4가지를 'AI Recommendation Service-SERVQUAL'과 같이 AI 추천서비스의 서비스 품질 도구로 발전시켜 앞으로 새로운 SERVQUAL 모델을 정의해 볼 계획.

참고 문헌

- 김문섭·유정현(2018), '항공사 서비스품질이 고객가치와 태도에 미치는 영향', "한국항공경영학회지" 16(6), 117-136면.
- 김상화·오병화·김문종·양지훈·한요섭(2012), '협력적 필터링과 콘텐츠 정보를 결합한 영화 추천 알고리즘', "정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용" 39(4), 261-268면.
- 김혜경·도미라·최재섭·최정일(2023), 'AI 추천시스템 기반 패션 구독 서비스 특성과 사용 의도와의 관계에 관한 연구', "서비스경영학회지" 24(1), 26-54면.
- 배현진·이상우(2020), '콘텐츠 특성에 따른 개인화 추천서비스 플랫폼에 대한 사용자 인식 연구', "한국방송학보" 34(3), 5-42면.
- 이문규(2002), 'e - SERVQUAL - 인터넷 서비스 품질의 소비자 평가 측정 도구', 한국마케팅학회, 73-95면.
- 윤성환·임은택·김광용(2019), '제품서비스시스템 관점에서의 인공지능 스피커 지속적 사용의도에 관한 연구', "글로벌경영학회지 16.5", 73-98면.
- Hong, T.-H.·Niu, H.·Ren, G.·Park, J.-Y(2018), 'Multi-Topic Sentiment Analysis using LDA for Online Review', "The Journal of Information Systems" 27(1), 89-110.

감사합니다