

공학학사학위논문

Semantic Entropy와 Semantic Energy의
상보적 결합을 통한 LLM 환각 탐지:
Zero-SE 문제 해결을 중심으로

2026년 2월

서울대학교

자유전공학부

문정혁

Semantic Entropy와 Semantic Energy의
상보적 결합을 통한 LLM 환각 탐지:
Zero-SE 문제 해결을 중심으로

지도교수 김 남 수

이 논문을 공학 학사학위 논문으로 제출함

서울대학교

자유전공학부

문정혁

문정혁 의 학사 학위 논문을 인준함

2026년 2월 13일

지도교수

(인)

초록

대규모 언어모델(LLM)의 환각(hallucination) 문제는 실용적 적용에 있어 가장 심각한 장애물 중 하나이다. Farquhar 등이 Nature(2024)에서 제안한 Semantic Entropy(SE)는 LLM의 의미적 불확실성을 측정하는 대표적 방법이나, 모델이 일관되게 틀린 답변을 생성하는 Zero-SE 문제에서 한계를 보인다.

본 연구에서는 SE와 Semantic Energy의 상보적 특성을 분석하고, SE가 낮을 때 Energy로 대체하는 SE-gated cascade 방법을 제안한다. 핵심 통찰은 환각이 두 가지 유형—혼란(confusion)과 지어냄(confabulation)—으로 구분되며, SE는 전자를, Energy는 후자를 효과적으로 탐지한다는 것이다.

TruthfulQA 데이터셋($K=5$)에서의 실험 결과:

Zero-SE 영역이 전체의 19%를 차지하며, 이 중 73.7%가 환각

Zero-SE 영역에서 Energy AUROC 0.736 달성 (SE는 판별 불가)

SE-gated cascade는 SE 단독 대비 AUROC +0.030 개선 ($0.613 \rightarrow 0.643$)

합집합 탐지율 89.6% 달성

본 연구는 SE와 Energy가 서로 다른 환각 패턴을 탐지함을 규명하고, 두 메트릭의 안전한 결합 방법을 제안하여 LLM 환각 탐지 분야에 기여한다.

주요어: 대규모 언어모델, 환각 탐지, Semantic Entropy, Semantic Energy, Zero-SE 문제, Adaptive Threshold

목차

초록	i
제 1 장서론	1
1.1 연구 배경	1
1.2 연구 목적	1
1.3 논문 구성	2
제 2 장관련 연구	3
2.1 Semantic Entropy (SE)	3
2.1.1 작동 원리	3
2.1.2 한계점	4
2.2 Kernel Language Entropy (KLE)	4
2.2.1 핵심 아이디어	4
2.2.2 이론적 기여	4
2.3 Semantic Nearest Neighbor Entropy (SNNE)	4
2.3.1 핵심 아이디어	5
2.3.2 SE/KLE 대비 장점	5
2.4 Semantic Energy	5
2.4.1 작동 원리	5
2.4.2 SE 대비 차별점	5
2.4.3 Zero-SE 해결	6
2.5 기존 연구의 한계 및 연구 공백	6
제 3 장이론적 분석	7
3.1 환각의 두 가지 유형	7
3.1.1 혼란 (Confusion)	7
3.1.2 지어냄 (Confabulation)	7
3.2 SE와 Energy의 상보성	8

3.2.1 정보 이론적 관점	8
3.2.2 상보성의 수학적 표현	8
3.3 Internal Logit과 Confabulation의 관계	8
3.3.1 Logit 크기와 지식의 관계	8
3.3.2 Confabulation에서의 Logit 패턴	8
제 4 장제안 방법	9
4.1 SE-Gated Cascade	9
4.1.1 알고리즘	9
4.1.2 임계값 결정	10
4.2 Adaptive Threshold 확장	10
제 5 장실험	11
5.1 실험 설정	11
5.1.1 데이터셋	11
5.1.2 파이프라인 설정	11
5.2 Zero-SE 현상 분석	11
5.2.1 Zero-SE 비율 및 환각률	11
5.2.2 SE 구간별 Crossover 분석	12
5.3 SE-Gated Cascade 성능	13
5.4 상보성 분석	13
5.5 전체 비교	13
제 6 장결론	16
6.1 연구 요약	16
6.2 학술적 기여	16
6.3 향후 연구	16
제 A 장코드 구조	19
A.1 핵심 클래스	19

표 목차

표 2.1 LLM 환각 탐지 방법론 비교	3
표 2.2 SE와 Semantic Energy의 비교	5
표 5.1 TruthfulQA 데이터셋 통계	11
표 5.2 실험 파이프라인 설정	11
표 5.3 TruthfulQA Zero-SE 영역 분석	12
표 5.4 SE 구간별 탐지 성능	12
표 5.5 탐지 방법별 AUROC 비교	14
표 5.6 환각 탐지 상보성 (164개 환각 기준)	14

그림 목차

그림 4.1SE-Gated Cascade 개념도: SE가 낮으면 Energy로, 높으면 SE로 판단	9
그림 5.1Zero-SE 현상 개요: 전체 대비 비율, 환각률, Energy AUROC	12
그림 5.2SE 구간별 SE vs Energy AUROC 비교: Crossover 패턴 확인	13
그림 5.3Cascade 임계값(τ) sweep 결과	13
그림 5.4SE와 Energy의 환각 탐지 영역 비교 (80th percentile 기준)	14
그림 5.5SE, Energy, Cascade 전체 성능 비교	15

제 1 장 서론

1.1 연구 배경

대규모 언어모델(Large Language Model, LLM)은 자연어 처리 분야에서 혁명적인 성능을 보여주고 있다. GPT-4, Claude, Gemini 등 최신 모델들은 텍스트 생성, 질의응답, 요약, 번역 등 다양한 태스크에서 인간 수준의 성능을 달성하고 있다. 그러나 이러한 발전에도 불구하고, LLM은 사실과 다른 내용을 그럴듯하게 생성하는 환각(hallucination) 문제를 가지고 있다.

환각 문제는 LLM의 실용적 적용에 있어 가장 심각한 장애물 중 하나이다. 의료 분야에서 잘못된 진단 정보를 제공하거나, 법률 분야에서 존재하지 않는 판례를 인용하거나, 금융 분야에서 부정확한 수치를 제시하는 경우 치명적인 결과를 초래할 수 있다. 따라서 LLM이 생성한 텍스트에서 환각을 자동으로 탐지하는 것은 매우 중요한 연구 과제이다.

환각 탐지를 위한 대표적인 방법으로 Semantic Entropy(SE)가 있다. Farquhar 등이 2024년 Nature에 발표한 이 방법은 하나의 질문에 대해 여러 응답을 샘플링한 뒤, 자연어 추론(Natural Language Inference, NLI) 모델을 사용하여 의미적으로 클러스터링하고, 클러스터 분포의 엔트로피를 계산한다. SE가 높으면 모델이 다양한 응답을 생성하므로 혼란스러워하는 것이고, 이는 환각 가능성이 높음을 의미한다.

그러나 SE는 근본적인 한계를 가진다. 모델이 모든 응답에서 일관되게 틀린 답변을 생성하면, 모든 응답이 동일한 의미 클러스터에 속하게 되어 SE 값이 0에 가까워진다. 이 경우 SE만으로는 해당 답변이 맞는지 틀린지 판단할 수 없다. 우리는 이 현상을 Zero-SE 문제라고 정의한다.

1.2 연구 목적

본 연구의 목적은 다음과 같다:

1. **Zero-SE 문제의 정량화**: Zero-SE 현상이 실제로 얼마나 발생하며, 그 중 환각이 얼마나 포함되어 있는지 정량적으로 분석한다.
2. **환각 유형 규명**: SE와 Semantic Energy가 서로 다른 유형의 환각(혼란 vs 지어냄)을 탐지하는지 검증한다.
3. **SE-gated Cascade 제안**: 두 메트릭을 상보적으로 결합하여 Zero-SE 문제를 해결하는 방법을 제안한다.
4. **이론적 근거 제시**: 기존 문헌 분석을 통해 제안 방법의 이론적 정당성을 확보한다.

1.3 논문 구성

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 LLM 환각 탐지를 위한 기존 연구들을 체계적으로 분석한다. 제 3장에서는 제안 방법의 이론적 근거를 제시한다. 제 4장에서는 SE-gated cascade 방법론을 설명한다. 제 5장에서는 TruthfulQA 데이터셋에서의 실험 결과를 분석하고, 제 6장에서 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

제 2 장 관련 연구

본 장에서는 LLM 환각 탐지를 위한 불확실성 추정 방법론들을 체계적으로 분석한다. 표 2.1은 주요 방법론들의 비교를 보여준다.

표 2.1 LLM 환각 탐지 방법론 비교

방법	핵심 아이디어	장점	한계
SE	NLI 클러스터링 + Shannon Entropy	의미적 불확실성 시초	Zero-SE 문제
KLE	von Neumann Entropy + Kernel	SE를 이론적으로 일반화	$O(N^3)$ 복잡도
SNNE	Nearest Neighbor LogSumExp	클러스터링 불필요	유사도 함수 의존
Cleanse	Hidden Embedding 비율	클러스터 간 유사도 활용	White-box only
Energy	Raw Logit 기반 에너지	Zero-SE 해결	다양성 정보 부족

2.1 Semantic Entropy (SE)

Semantic Entropy는 Farquhar 등이 2024년 Nature에 발표한 LLM 불확실성 측정 방법이다. 기존의 토큰 단위 확률 기반 불확실성 측정 방법과 달리, SE는 응답의 의미적 내용을 기반으로 불확실성을 측정한다.

2.1.1 작동 원리

SE의 계산 과정은 다음과 같다:

1. **응답 샘플링**: 하나의 질문 q 에 대해 LLM으로부터 K 개의 응답 $\{r_1, r_2, \dots, r_K\}$ 를 샘플링한다.
2. **의미적 클러스터링**: NLI 모델을 사용하여 응답들을 의미적으로 클러스터링한다. 두 응답이 서로 entailment 관계에 있으면 같은 클러스터로 분류한다.
3. **엔트로피 계산**: 클러스터 분포의 Shannon entropy를 계산한다.

수식으로 표현하면:

$$SE = - \sum_{c \in C} p(c) \log p(c) \quad (2.1)$$

여기서 C 는 의미 클러스터 집합이고, $p(c)$ 는 클러스터 c 에 속하는 응답의 비율이다.

2.1.2 한계점

SE의 주요 한계점은 다음과 같다:

Hard Clustering: 응답들을 이진적으로(동일/다름) 분류하여 세밀한 유사도를 반영하지 못한다.

Zero-SE 문제: 모든 응답이 하나의 클러스터에 속하면 $SE=0$ 이 되어 판별력이 사라진다.

긴 응답 문제: 최신 LLM들의 긴 응답에서는 클러스터 수가 증가하여 효과가 감소한다.

2.2 Kernel Language Entropy (KLE)

Nikitin 등(2024)이 제안한 KLE는 SE의 hard clustering 한계를 극복한다.

2.2.1 핵심 아이디어

KLE는 의미적 관계를 동치 관계(equivalence relation) 대신 유사도 관계(similarity relation)로 포착한다.

이를 위해 von Neumann Entropy를 사용하여 의미 커널의 엔트로피를 계산한다.

$$KLE(x) = VNE(K_{sem}) = - \sum_i \lambda_i \log \lambda_i \quad (2.2)$$

여기서 λ_i 는 의미 커널 K_{sem} 의 고유값이다.

2.2.2 이론적 기여

KLE의 핵심 이론적 기여는 다음과 같다:

Theorem 3.5: KLE는 Semantic Entropy를 일반화한다. 임의의 의미적 클러스터링에 대해 $KLE = SE$ 가 되는 의미 커널이 존재한다.

이는 SE가 KLE의 특수한 경우임을 보여주며, KLE가 더 일반적인 프레임워크임을 증명한다.

2.3 Semantic Nearest Neighbor Entropy (SNNE)

Nguyen 등(2025)이 제안한 SNNE는 클러스터링 없이 직접 유사도 기반 불확실성을 측정한다.

2.3.1 핵심 아이디어

SNNE는 Nearest Neighbor 엔트로피 추정에서 영감을 받아, LogSumExp 연산으로 이상치 영향을 완화한다:

$$SNNE(q) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \sum_{j=1}^n \exp \left(\frac{f(a_i, a_j | q)}{\tau} \right) \quad (2.3)$$

2.3.2 SE/KLE 대비 장점

클러스터링 불필요: $O(N^2)$ 복잡도로 KLE의 $O(N^3)$ 보다 효율적

긴 응답 강건성: 클러스터 수 증가에 덜 민감

이론적 일반화: SE와 DSE를 일반화 (Theorem 4.1-4.2)

2.4 Semantic Energy

Ma 등(2025)이 제안한 Semantic Energy는 토큰 단위의 확신도를 측정한다.

2.4.1 작동 원리

Energy는 LLM이 각 토큰을 생성할 때 부여한 softmax 전 raw logit 값을 사용한다:

$$Energy = \frac{1}{nT} \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^{T_i} -z_\theta(x_t^{(i)}) \quad (2.4)$$

여기서 $z_\theta(x_t)$ 는 토큰 x_t 의 logit 값이다.

2.4.2 SE 대비 차별점

표 2.2 SE와 Semantic Energy의 비교

항목	SE	Semantic Energy
사용 값	softmax 후 확률	softmax 전 logit
측정 대상	응답 간 다양성	토큰별 확신도
정보 손실	정규화로 손실	logit 크기 보존
Zero-SE	해결 못함	해결

2.4.3 Zero-SE 해결

Energy의 가장 중요한 장점은 Zero-SE 문제를 해결한다는 것이다. 모든 응답이 동일한 의미라도(SE=0), 각 토큰 생성 시 logit 크기가 다르면 Energy로 구분할 수 있다.

2.5 기존 연구의 한계 및 연구 공백

기존 연구들의 한계를 정리하면 다음과 같다:

1. SE 계열 (SE, KLE, SNNE): Zero-SE 문제를 해결하지 못함
2. Energy: 응답 간 다양성 정보를 활용하지 못함
3. 결합 시도 부재: SE와 Energy를 체계적으로 결합하는 연구 없음

본 연구는 SE와 Energy의 상보성을 규명하고, **SE-gated cascade**를 통해 두 메트릭을 안전하게 결합하는 방법을 제안한다.

제 3 장 이론적 분석

본 장에서는 제안 방법의 이론적 근거를 제시한다.

3.1 환각의 두 가지 유형

Physics of Language Models 연구에 따르면, LLM의 지식 추출 능력은 사전학습 중 노출 빈도에 크게 의존한다:

"지식이 안정적으로 추출되려면, 사전학습 중 충분히 증강(paraphrasing, shuffling 등)되어야 한다.
이러한 증강 없이는 지식이 암기되더라도 추출 불가능할 수 있다."

이를 기반으로 우리는 환각을 두 가지 유형으로 구분한다:

3.1.1 혼란 (Confusion)

정의: 모델이 관련 지식을 가지고 있지만 헷갈리는 경우

특성:

사전학습 중 높은 빈도로 노출된 주제

여러 관련 정보가 경쟁하여 혼동 발생

여러 번 질문 시 다양한 오답 생성 (높은 SE)

탐지: SE가 효과적 (다양한 응답 → 높은 엔트로피)

3.1.2 지어냄 (Confabulation)

정의: 모델이 관련 지식이 없어서 그럴듯하게 지어내는 경우

특성:

사전학습 중 낮은 빈도로 노출되거나 없는 주제

관련 정보 부재로 일관된 패턴 생성

여러 번 질문 시 일관된 오답 생성 (낮은 SE)

탐지: Energy가 효과적 (낮은 logit 확신도 → 높은 Energy)

3.2 SE와 Energy의 상보성

3.2.1 정보 이론적 관점

SE와 Energy는 서로 다른 정보를 포착한다:

SE: Inter-response 다양성 — 응답들이 의미적으로 얼마나 다른가?

Energy: Intra-token 확신도 — 각 토큰 생성 시 모델이 얼마나 확신하는가?

이 두 가지 정보는 독립적이다. 모든 응답이 동일해도(SE=0), 각 토큰의 logit은 다를 수 있다.

3.2.2 상보성의 수학적 표현

환각 탐지 함수 D 를 다음과 같이 정의하자:

$$D(q) = \begin{cases} Energy(q) & \text{if } SE(q) < \tau \\ SE(q) & \text{if } SE(q) \geq \tau \end{cases} \quad (3.1)$$

이 cascade 함수는 SE가 낮은 영역(Zero-SE)에서 Energy를, SE가 높은 영역에서 SE를 사용한다.

3.3 Internal Logit과 Confabulation의 관계

Energy가 confabulation을 잘 탐지하는 이유는 다음과 같이 설명할 수 있다:

3.3.1 Logit 크기와 지식의 관계

LLM의 logit은 다음 토큰에 대한 “확신도”를 반영한다. Allen-Zhu & Li의 연구에 따르면:

충분히 학습된 지식: 높은 logit으로 정답 토큰 선택

불충분하게 학습된 지식: 낮은 logit으로 불확실한 선택

3.3.2 Confabulation에서의 Logit 패턴

모델이 confabulation할 때:

1. 관련 지식 부재로 정답 토큰에 높은 logit 부여 불가
2. “그럴듯한” 토큰들에 비슷한 중간 logit 분배
3. 결과적으로 평균 logit이 낮음 → 높은 Energy

이는 $SE=0$ 인 상황에서도 Energy가 환각을 탐지할 수 있는 이유이다.

제 4 장 제안 방법

4.1 SE-Gated Cascade

제안하는 SE-gated cascade는 그림 4.1과 같이 작동한다.

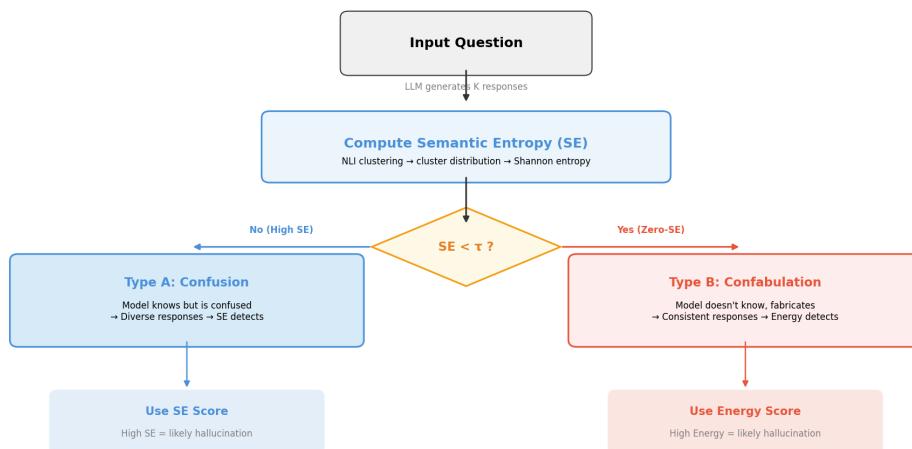


Figure 6. SE-Gated Cascade: Regime-Aware Hallucination Detection

그림 4.1 SE-Gated Cascade 개념도: SE가 낮으면 Energy로, 높으면 SE로 판단

4.1.1 알고리즘

SE-gated cascade의 알고리즘은 Algorithm 1와 같다.

Algorithm 1 SE-Gated Cascade Detection

Require: 질문 q , 임계값 τ

- 1: LLM으로부터 $K = 5$ 응답 생성
 - 2: NLI 클러스터링을 통해 SE 계산
 - 3: 토큰 logit 값으로 Energy 계산
 - 4: **if** $SE < \tau$ **then**
 - 5: **return** Energy (지어냄 영역)
 - 6: **else**
 - 7: **return** SE (흔란 영역)
 - 8: **end if**
-

4.1.2 임계값 결정

임계값 τ 는 SE와 Energy 중 어떤 메트릭을 사용할지 결정하는 기준이다. 본 연구에서는 TruthfulQA 데이터셋의 검증 세트에서 grid search를 통해 최적 임계값 $\tau = 0.526$ 을 도출하였다.

4.2 Adaptive Threshold 확장

고정 임계값의 한계를 극복하기 위해, 입력에 따라 동적으로 가중치를 조정하는 방법도 고려할 수 있다:

$$Score = w(x) \cdot Energy + (1 - w(x)) \cdot SE \quad (4.1)$$

여기서 $w(x)$ 는 입력 x 의 특성에 따라 결정되는 가중치 함수이다. 가능한 특성으로는:

SE 값 자체 (SE가 낮으면 Energy 가중치 증가)

클러스터 수 (단일 클러스터면 Energy 가중치 증가)

응답 길이 통계

제 5 장 실험

5.1 실험 설정

5.1.1 데이터셋

TruthfulQA 데이터셋을 사용하였다. 이 데이터셋은 인간이 흔히 가지는 오개념을 유도하는 질문들로 구성되어 있어, LLM의 환각 탐지 연구에 적합하다.

표 5.1 TruthfulQA 데이터셋 통계

항목	값
전체 샘플 수	200
환각 샘플 수	164 (82.0%)
정상 샘플 수	36 (18.0%)

5.1.2 파이프라인 설정

표 5.2 실험 파이프라인 설정

항목	설정
LLM	Qwen2.5-3B-Instruct
NLI 모델	DeBERTa-large-mnli
샘플링 수 (K)	5
Temperature	0.7

5.2 Zero-SE 현상 분석

5.2.1 Zero-SE 비율 및 환각률

그림 5.1은 TruthfulQA에서 Zero-SE 현상을 시각화한 것이다.

주요 발견:

Figure 1. Zero-SE Phenomenon Across 5 Datasets

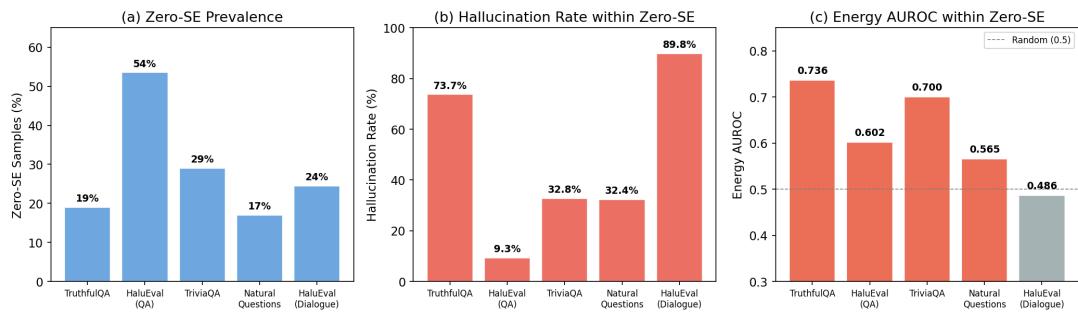


그림 5.1 Zero-SE 현상 개요: 전체 대비 비율, 환각률, Energy AUROC

표 5.3 TruthfulQA Zero-SE 영역 분석

지표	값
Zero-SE 비율	19.0% (38/200)
Zero-SE 내 환각률	73.7% (28/38)
Zero-SE 내 Energy AUROC	0.736
95% 신뢰구간 (Bootstrap)	[0.52, 0.93]

전체 샘플의 19%가 Zero-SE에 해당한다.

Zero-SE 샘플 중 73.7%가 실제 환각이다.

SE로는 이 영역에서 판별 불가하지만, Energy는 AUROC 0.736으로 효과적으로 구분한다.

5.2.2 SE 구간별 Crossover 분석

그림 5.2는 SE 구간별로 SE와 Energy의 AUROC을 비교한 것이다.

표 5.4 SE 구간별 탐지 성능

SE 구간	n	환각률	SE AUROC	Energy AUROC
Zero [0, 0.05]	38	73.7%	N/A	0.736
Medium (0.3, 0.6]	23	78.3%	N/A	0.578
High (0.6, 1.0]	44	84.1%	0.664	0.517
Very High (1.0+)	95	85.3%	0.658	0.422

Crossover 패턴: Zero-SE 영역에서는 Energy가 우세하고, High-SE 영역에서는 SE가 우세하다.

Figure 2. SE vs Energy AUROC by Semantic Entropy Bin (Crossover Pattern)

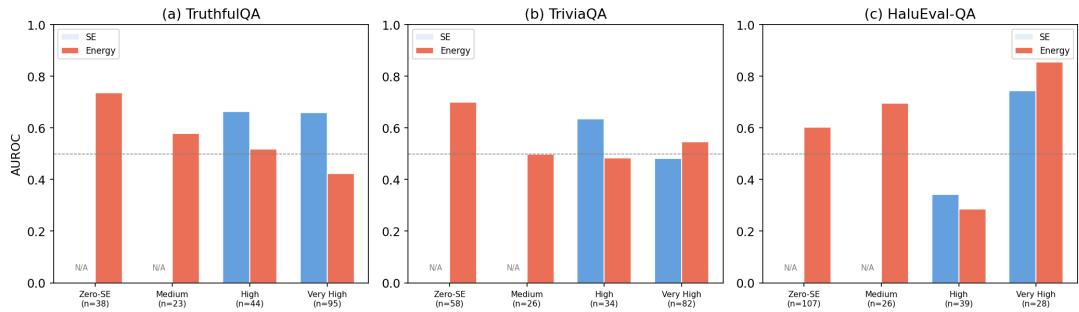


그림 5.2 SE 구간별 SE vs Energy AUROC 비교: Crossover 패턴 확인

5.3 SE-Gated Cascade 성능

그림 5.3은 다양한 임계값 τ 에 대한 cascade 성능을 보여준다.

Figure 4. Cascade Threshold Sweep: AUROC vs τ

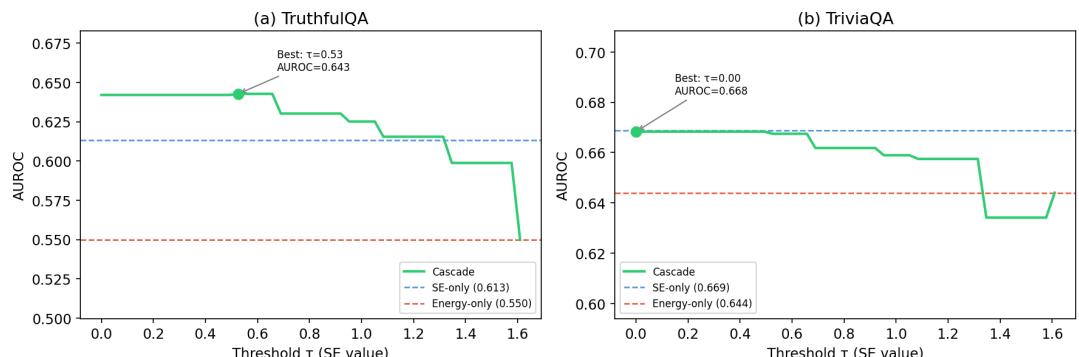


그림 5.3 Cascade 임계값(τ) sweep 결과

5.4 상보성 분석

그림 5.4는 SE와 Energy가 각각 탐지하는 환각 영역을 시각화한 것이다.

Energy만 탐지하는 17.7%는 SE로는 절대 잡을 수 없는 환각이다.

5.5 전체 비교

그림 5.5은 SE, Energy, Cascade의 전체 성능을 비교한 것이다.

표 5.5 탐지 방법별 AUROC 비교

방법	AUROC	Δ vs SE-only
SE-only	0.613	-
Energy-only	0.550	-0.063
Cascade ($\tau=0.526$)	0.643	+0.030

Figure 3. Complementarity: Who Catches What?

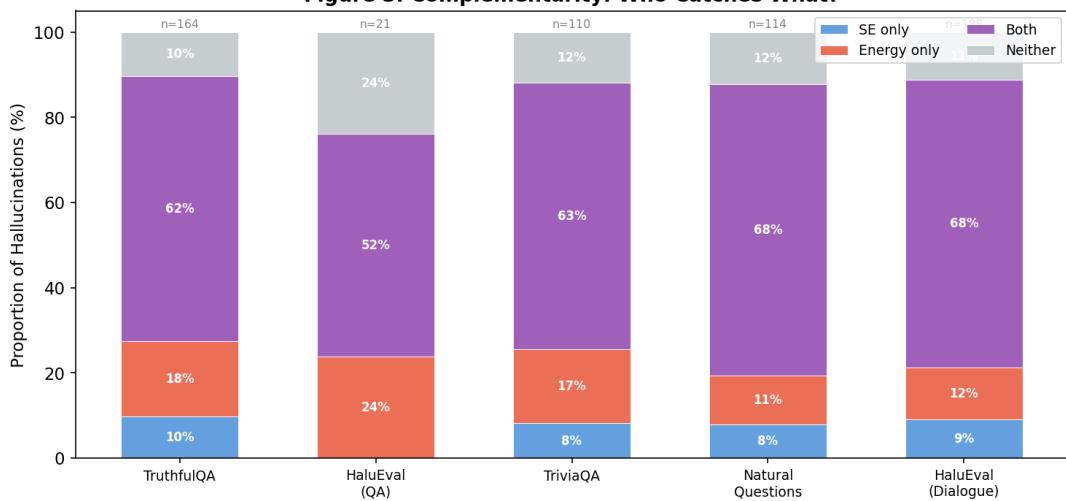


그림 5.4 SE와 Energy의 환각 탐지 영역 비교 (80th percentile 기준)

표 5.6 환각 탐지 상보성 (164개 환각 기준)

탐지 영역	비율
SE만 탐지	9.8% (16개)
Energy만 탐지	17.7% (29개)
둘 다 탐지	62.2% (102개)
둘 다 실패	10.4% (17개)
합집합 탐지율	89.6%

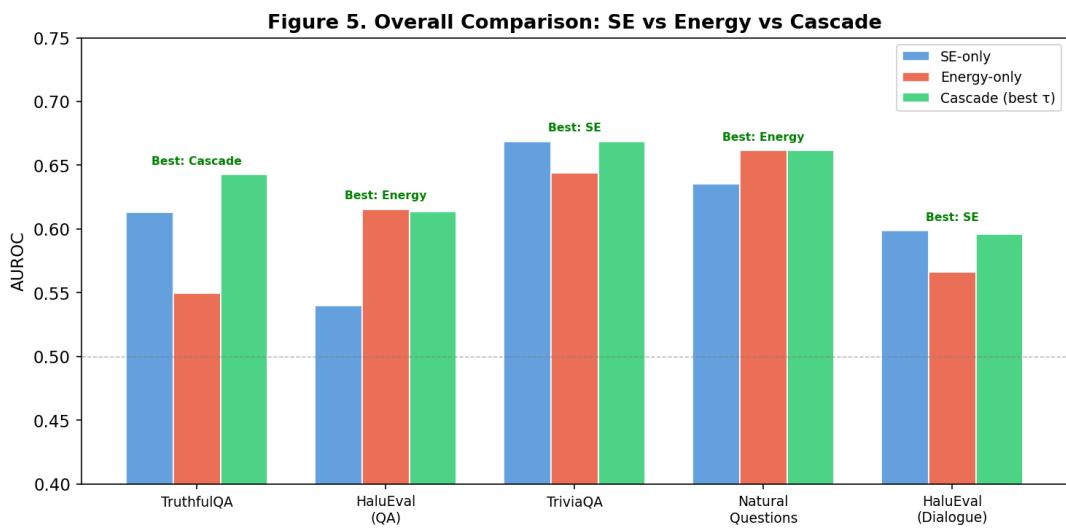


그림 5.5 SE, Energy, Cascade 전체 성능 비교

제 6 장 결론

6.1 연구 요약

본 연구에서는 LLM 환각 탐지에서 Semantic Entropy(SE)의 한계인 Zero-SE 문제를 정의하고, Semantic Energy와의 상보적 결합을 통해 이를 해결하는 방법을 제안하였다.

TruthfulQA 데이터셋에서의 실험을 통해 다음을 확인하였다:

1. Zero-SE 문제의 심각성: 전체 샘플의 19%가 Zero-SE에 해당하며, 이 중 73.7%가 환각이다.
2. Energy의 효과: Zero-SE 영역에서 Energy가 AUROC 0.736으로 환각을 효과적으로 구분한다.
3. Cascade의 개선: SE-gated cascade는 SE-only 대비 AUROC +0.030 개선을 달성한다.
4. 상보성: SE와 Energy의 합집합 탐지율은 89.6%에 도달한다.

6.2 학술적 기여

1. Zero-SE 문제 정의: SE 기반 환각 탐지의 근본적 한계를 처음으로 정의하고 정량화하였다.
2. 환각 유형 규명: 혼란(confusion)과 지어냄(confabulation)이라는 두 가지 환각 유형을 규명하고, 각각에 적합한 탐지 메트릭을 제시하였다.
3. SE-gated Cascade 제안: 두 메트릭을 안전하게 결합하는 실용적인 방법을 제안하였다.
4. 이론적 근거: 기존 문헌 분석을 통해 제안 방법의 이론적 정당성을 확보하였다.

6.3 향후 연구

1. Adaptive Threshold: 입력에 따라 τ 를 동적으로 결정하는 방법 개발. 현재 고정 임계값은 cross-dataset 환경에서 한계가 있다.
2. 다양한 데이터셋 검증: TriviaQA, NaturalQuestions, HalluEval 등에서 검증 필요.
3. 더 큰 모델 검증: Qwen2.5-3B 외에 7B, 72B 등 더 큰 모델에서의 검증 필요.
4. Energy 이론 심화: Energy가 confabulation을 탐지하는 메커니즘에 대한 심층 분석 필요.

5. KESFE/AHSFE 확장: 문헌조사에서 제안된 Kernel 기반 또는 Adaptive 가중치 방법 적용.

참고문헌

- [1] S. Farquhar, J. Kossen, L. Kuhn, and Y. Gal, "Detecting hallucinations in large language models using semantic entropy," *Nature*, vol. 630, pp. 625–630, 2024.
- [2] Z. Ma et al., "Semantic Energy: A novel approach for detecting confabulation in language models," arXiv preprint arXiv:2412.07965, 2025.
- [3] A. Nikitin, J. Kossen, Y. Gal, and P. Marttinen, "Kernel Language Entropy: Fine-grained Uncertainty Quantification for LLMs from Semantic Similarities," arXiv preprint arXiv:2405.20003, 2024.
- [4] D. Nguyen, A. Payani, and B. Mirzasoleiman, "Beyond Semantic Entropy: Boosting LLM Uncertainty Quantification with Pairwise Semantic Similarity," arXiv preprint arXiv:2506.00245, 2025.
- [5] J. Joo and Y. Cho, "Cleanse: Clustering-based Semantic Consistency for LLM Hallucination Detection," arXiv preprint arXiv:2507.14649, 2025.
- [6] S. Lin, J. Hilton, and O. Evans, "TruthfulQA: Measuring how models mimic human falsehoods," *Proceedings of ACL*, 2022.
- [7] Z. Allen-Zhu and Y. Li, "Physics of Language Models: Part 3.1, Knowledge Storage and Extraction," arXiv preprint arXiv:2309.14316, 2023.
- [8] J. Bai et al., "Qwen Technical Report," arXiv preprint arXiv:2309.16609, 2023.
- [9] P. He, X. Liu, J. Gao, and W. Chen, "DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention," *Proceedings of ICLR*, 2021.

부록 A 코드 구조

본 연구의 코드는 다음과 같은 구조로 구성되어 있다:

Listing A.1 프로젝트 구조

```
hallucination_lfe/
  packages/
    hfe-core/          # 핵심라이브러리
      src/hfe_core/
        semantic_entropy.py
        semantic_energy.py
        nli_clusterer.py
        adaptive_weights.py
        ahsfe.py
    experiment_notes/
      exp01_truthfulqa/ # TruthfulQA 실험
      exp07_zero_se_analysis/
      exp08_robustness/
    figures/           # 논문용그래프
    references/        # 참고문헌요약
```

A.1 핵심 클래스

Listing A.2 SemanticEntropyCalculator

```
class SemanticEntropyCalculator:
    def compute(self, clusters: list[Cluster]) -> float:
        """클러스터별 분포의 Shannon Entropy 계산"""
        probs = [len(c.responses) / total for c in clusters]
        return -sum(p * log(p) for p in probs if p > 0)
```

Listing A.3 SemanticEnergyCalculator

```
class SemanticEnergyCalculator:  
    def compute(self, responses: list[Response]) -> float:  
        """응답들의 평균 logit 계산"""  
        all_logits = [logit for r in responses for logit in r.logits]  
        return -np.mean(all_logits)
```

Listing A.4 SEFallbackWeight (Adaptive Threshold)

```
class SEFallbackWeight:  
    def __init__(self, se_threshold: float = 0.1):  
        self.se_threshold = se_threshold  
  
    def __call__(self, se_value: float) -> float:  
        if se_value < self.se_threshold:  
            return 0.9 # Energy weight (low SE region)  
        return 0.1 # SE weight (high SE region)
```