

# Memory Watch

이승우\_swlee6591@  
박재환\_jaehwan124@

## TurboQuant 에 대한 오해와 이해

### “ KV 캐시 문제와 압축의 필요성

**메모리 병목:** Transformer 모델의 추론 과정에서 Attention 연산 시 발생하는 K, V 데이터는 모델의 크기와 토큰 사용량, 그리고 사용자 수에 비례해 증가함. 이에 따라 HBM 요구량 폭증이 심각해지고 있음.

**압축의 본질:** 데이터 압축이란 새년의 '소스 코딩 이론'에 근거, 정보의 엔트로피(불확실성) 한계 내에서 데이터의 Redundancy를 제거하는 과정인데, HBM 하드웨어 부담으로 인해 그 필요성 매우 높아진 상황

### “ TurboQuant의 기술적 이해

**해결책과 차별점:** KV를 줄이기 위해 pruning, quantization, sparseness 등의 여러 기법이 추론에 적용되고 있음. 그러나, 터보퀀트는 기존 압축과 달리 스칼라 단위의 양자화에서 탈피해, 아다마르 매트릭스를 이용한 벡터 회전시킨 후 양자화하는 이중 구조를 채택했다는 점에서 차별성을 가짐.

**결론:** 이런 식으로 데이터 분포 균일화 및 내적(Inner Product) 구조 유지를 통해 2.5~3.5비트 수준의 고압축에서도 성능 저하를 최소화할 수 있었고, 데이터 왜곡은 새년의 이론적 하한선에 근접(약 2.7배 차이)했으며, 인덱싱 시간을 획기적으로 줄였다는 점을 밝히고 있음.

### “ 산업적 맥락 및 시장의 오해

TurboQuant는 벡터 회전 기반 압축을 통해 기존 대비 개선된 KV cache 압축 효율을 달성한 기술이며, 동일한 압축 조건에서 이론적 최소 왜곡에 근접한 성능을 보임. 그러나 이는 새로운 전환적 기술이라기보다 점진적 개선의 연장선에 있는 방법임. 특히 새년 한계에 근접함으로써 오히려 향후 추가적인 압축효과는 더욱 제한적일 것이라는 의미를 내포함.

### “ So What?

TurboQuant는 메모리 효율성을 높일 수 있는 보다 발전된 도구로 그 가치는 충분히 보임. 하지만 AI 추론에서 메모리 사용을 획기적으로 줄일 수 있는 파괴적 변수로 보는 것은 과도한 해석.

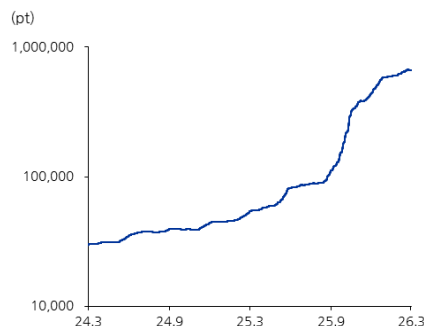
터보퀀트 공개 이후 메모리에 대한 시장의 우려가 커졌지만, 이는 이 기술이 정말로 파괴적이기 때문이라기 보다는 이미 큰 폭 상승한 DRAM 가격과 과도할 정도의 마진에 대한 반발 심리, 호르무즈 불확실성, 트럼프 리스크 등이 얽혀서 작용했기 때문. 따라서 과도한 주가 하락은 결국 회복의 과정을 거칠 것으로 예상됨. 다만 그 회복을 위해서는 무엇보다 호르무즈와 유가 불확실성의 해소가 전제되어야 할 것임.

### 메모리 현물가 요약

현물가격 (\$)	3/27	주간변화	MoM
DXI	663,798	-1.1%	6.8%
<b>DRAM</b>			
DDR4 8Gb	27.38	-0.2%	0.9%
DDR4 16Gb	70.50	-1.4%	-0.7%
DDR4 16Gb eTT	13.63	-0.9%	-0.4%
DDR5 16Gb	37.46	-4.4%	-5.2%
DDR5 16Gb eTT	21.45	-0.2%	4.1%
<b>NAND</b>			
MLC 64Gb	12.63	9.8%	42.3%
MLC 128Gb	21.00	9.1%	42.4%
MLC 256Gb	28.75	10.6%	47.4%

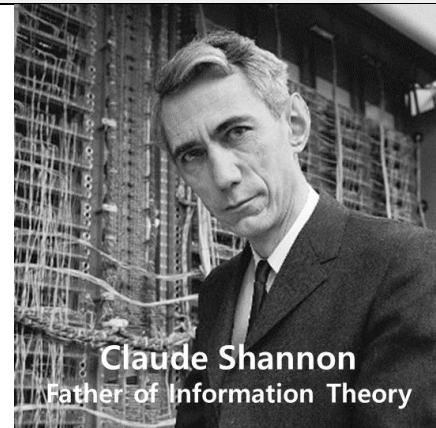
자료: DRAM Exchange, 유진투자증권

### DXI 지수: 주간 -1.1%



자료: DRAM Exchange, 유진투자증권

### 터보퀀트 논문의 기초를 마련한 클라우드 새년



자료: TheNewYorker

도표 1. TurboQuant 논문 초록

---

## TurboQuant: Online Vector Quantization with Near-optimal Distortion Rate

Amir Zandieh  
Google Research  
zandieh@google.com

Majid Daliri  
New York University  
daliri.majid@nyu.edu

Majid Hadian  
Google DeepMind  
majidh@google.com

Vahab Mirrokni  
Google Research  
mirrokni@google.com

**Abstract**

Vector quantization, a problem rooted in Shannon's source coding theory aims to quantize high-dimensional Euclidean vectors while minimizing distortion in their geometric structure. We propose TURBOQUANT to address both mean-squared error (MSE) and inner product distortion, overcoming limitations of existing methods that fail to achieve optimal distortion rates. Our data-oblivious algorithms, suitable for online applications, achieve near-optimal distortion rates (within a small constant factor) across all bit-widths and dimensions. TURBOQUANT achieves this by randomly rotating input vectors, inducing a concentrated Beta distribution on coordinates, and leveraging the near-independence property of distinct coordinates in high dimensions to simply apply optimal scalar quantizers per each coordinate. Recognizing that MSE-optimal quantizers introduce bias in inner product estimation, we propose a two-stage approach: applying an MSE quantizer followed by a 1-bit Quantized JL (QJL) transform on the residual, resulting in an unbiased inner product quantizer. We also provide a formal proof of the information-theoretic lower bounds on best achievable distortion rate by any vector quantizer, demonstrating that TURBOQUANT closely matches these bounds differing only by a small constant ( $\approx 2.7$ ) factor. Experimental results validate our theoretical findings, showing that for KV cache quantization, we achieve absolute quality neutrality with 3.5 bits per channel and marginal quality degradation with 2.5 bits per channel. Furthermore, in nearest neighbor search tasks, our method outperforms existing product quantization techniques in recall while reducing indexing time to virtually zero.

---

자료: arXiv.org

지난주 미국과 한국 증시에서 큰 화제를 일으켰던 구글의 TurboQuant 논문은 공교롭게도 이란 출신 네 명의 과학자들에 의해 제출되었다. 이들은 이란의 샤리프 공과대학과 테헤란 대학 출신으로 모두 미국에서 박사학위를 받고 구글 리서치의 핵심 연구원으로 관련 연구를 진행 중인 인물들이다.

- ▶ **Amir Zandieh:** 샤리프 공대, 카네기멜론 PhD, 막스플랑크 연구소, 현 구글 시니어 리서처
- ▶ **Majid Daliri:** 테헤란 대학, 뉴욕대 PhD, 현 뉴욕대 RA 및 구글 인턴 연구원
- ▶ **Majid Hadian:** 샤리프 공대, 막스 플랑크 연구소 PhD (수학), 현 구글 딥마인드
- ▶ **Vahab Mirrokni:** 샤리프 공대, MIT PhD, 현 구글 리서치 펠로우, VP

## TurboQuant: KV 캐시 압축의 구조적 진화와 그 한계에 대한 기술적 해설과 산업적 맥락

### 새년의 한계 (Shannon's Limit)

논문 초록은 클로드 새년(Claude Shannon)의 벡터 양자화(Vector Quantization) 개념에서 출발한다.

이는 고차원 유클리드 벡터를 그 기하학적 구조의 왜곡을 최소화하면서 양자화하는 것을 목표로 하는 문제로, TurboQuant 는 기존 압축 방식 대비 평균제곱오차(MSE)와 왜곡(distortion)을 동시에 개선할 수 있는 방법을 제시한다는 점을 강조한다.

이러한 논문의 문제의식과 기여를 정확히 이해하기 위해서는, Shannon 이 정립한 정보이론의 기본 개념과 그 이론적 배경을 함께 살펴볼 필요가 있다.

클로드 새년(Claude Elwood Shannon, 1916~2001)은 "정보이론의 아버지"로 불린다. 새년은 1948 년 논문 <A Mathematical Theory of Communication>을 통해 정보량(bit), 엔트로피(entropy), 채널 용량(capacity)이라는 개념을 정립하며 현대 정보이론의 토대를 구축했다.

**엔트로피(Entropy):** 새년은 정보의 양을 '엔트로피' 개념으로 정의했다. 엔트로피는 쉽게 말해 '정보의 놀라움 정도(불확실성)'를 의미한다. 즉, 예측 가능한 뻔한 정보는 낮은 엔트로피를 갖는데, 이는 아주 짧게 줄여도 큰 영향이 없다. 반면, 예측 불가능한 특이한 정보는 높은 엔트로피를 갖는데 이는 설명할 내용이 많고, 함부로 줄이기 어렵다.

**새년 한계(Shannon's Limit):** 이는 주어진 압축률에서 달성 가능한 최소 왜곡이 존재하며, 그 이하로는 어떠한 방식으로든 정보를 보존할 수 없다는 정보이론적 하한을 의미한다. 즉, 압축은 단순한 기술 문제가 아니라, 근본적인 한계를 가지는 수학적 문제다.

**소스 코딩 이론(Source Coding Theorem):** 언어에는 'Redundancy(거품 또는 중복)'이 존재한다. 예를 들어, "안녕하세요"까지만 들어도 "요"가 나올 것이란 사실은 거의 명백하다. 소스 코딩 이론은 이런 뻔한 거품을 제거하고, 진짜 핵심 정보만 효율적으로 인코딩하는 법을 제시하고 있다.

새년은 노벨상을 받지 못했다. 그리고, 다른 과학자들에 비해 대중적으로 알려지지 못했다. 그러나, 그가 인류에 미친 영향력은 그 누구보다도 깊고 넓다고

할 수 있다 그는 소리 없이, 그러나 결정적으로, 인류 문명의 운영체제를 다시 설계한 인물이라고 할 수 있다. 그리고, 그의 이름은 오늘날 많은 이들이 사용하고 있는 앤스로픽의 AI 모델인 클로드(Claude)에서 확인할 수 있게 되었다.

이런 출신의 구글 과학자들이 발표한 TurboQuant 논문의 결론은 자신들이 제시한 벡터 회전을 통한 정보 압축 방식이 클로드 새년이 정해준 압축의 이론적 한계치에 거의 근접(약 2.7배 차이) 할 정도로 효율적이라는 점을 밝히는 내용으로 요약된다.

## 문제의 정의: KV 캐시와 메모리 병목

Transformer 기반 모델에서 attention 연산은 다음과 같이 정의된다:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d}}\right)V$$

( $Q = Query, K = Key, V = Value, d = vector\ dimension$ )

이 수식을 풀이하면 Attention 이란 “현재 단어(Q)가 과거 단어들(K) 중에서 어떤 것에 집중해야 하는지를 계산해서, 그 정보(V)를 모아서 만든 결과”라 할 수 있다. 즉, 추론 과정에서 각 토큰에 대해 계산된 K 와 V 는 이후 토큰 계산에 반복적으로 사용되기 위해 HBM 에 저장되는 데 이를 바로 KV 캐시라고 한다.

KV 캐시의 메모리 사용량은 대략 다음과 같은 구조를 가진다:

$$KV\ Memory = 2 \times L \times H \times D \times T$$

( $L = \text{레이어 수}, H = \text{헤드 수}, D = \text{각 헤드의 차원}, T = \text{토큰 길이}$ )

즉 KV 캐시는 시퀀스 길이에 선형적으로 증가하고, 모델 크기에 비례하며, 반복적으로 접근되는 구조를 갖는다. 그 결과, 메모리와 bandwidth 병목의 핵심 요소가 된다.

## KV 압축은 이미 존재하고 있었던 기법

이제부터 우리는 문제를 보다 정확하게 파악해야 한다.

필자가 강조하고 싶은 핵심은 KV 캐시 최적화 기법은 기존에 없던 새로운 것이 아니라는 것이다. 이미 주요 AI 모델에는 다양한 방식으로 KV 압축이 진행되어 왔다. 현재 추론 모델에 적용되는 압축 기술은 다음과 같다.

- 1) Pruning: 불필요하거나 영향력이 낮은 데이터를 가지치기하듯 삭제하는 방식
- 2) Quantization: 즉 FP16 에서 INT8, INT4 로 내려가며 메모리 사용량을 줄이는 방식. TurboQuant 는 바로 이 분야에서 기존 대비 우수한 방식
- 3) Sparseness: 핵심 키워드 몇 개만 골라내고 나머지는 빈칸(0)으로 처리해 메모리를 절약하는 방식 (by 한송, MIT 교수)
- 4) 시스템 수준 최적화: KV eviction, sliding window, 그리고 vLLM 의 paged attention 등의 방식

이 같은 이미 알려진 압축 기법으로 KV 캐시는 이미 2 배에서 4 배 수준까지 압축된 상태로 파악되고 있다. 통상 추론 모델은 그 버전을 공개적으로 제시하지 않지만, 최신 추론 모델의 일부 레이어에는 이보다 높은 3~4 배 수준의 압축이 적용되고 있는 것으로 알려져 있다.

즉, TurboQuant 는 아무것도 없는 상태에서 등장한 새로운(Brand New) 기술이 아니라는 것이다. 이미 상당 부분 데이터 압축이 진행된 상태의 연장선상에서 좀 더 개선된 방식이 제시된 것이다. 결과적으로 메모리 사용량을 최대 6 배 줄인다는 식의 일부 언론 보도는 현실과는 상당히 괴리가 있는 것이라 할 수 있다.

## TurboQuant 의 차별점

TurboQuant 의 가장 중요한 차별점은 scalar 단위 압축에서 vector 단위 압축으로의 전환이다. 기존 방식이 각 값을 독립적으로 처리했다면, TurboQuant 는 먼저 벡터 전체를 회전(or 변환)한 후 압축을 수행한다. 이를 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$x' = R x$$

즉 여기서 회전의 의미는 매트릭스 연산을 말한다. 이 과정에서 핵심적인 역할을 하는 것이 Hadamard transform 이다. 이 변환은 벡터를 회전시켜 특정 차원에 집중된 정보를 전체 차원으로 분산시킨다. 결과적으로 데이터 분포는 보다 균일해지고, outlier 의 영향은 완화된다. 따라서 위의 식은 다음과 같이 이해하는 것이 보다 명확하다.

$$x' = H D x$$

여기서 H 는 Hadamard matrix 이고, D 는 랜덤 부호를 가진 diagonal matrix 가 된다. Hadamard matrix 는 +1 과 -1 의 절묘한 배치로 데이터에 질서를 부여하고, 정보를 안전하고 빠르게 전달하도록 돕는 수학적 설계도로 이미 잘 알려져 있다. Hadamard matrix Transform 은 신호처리와 양자컴퓨팅의 아다마르게이트(H), 우주통신 및 오류 정정에 이미 많이 응용되고 있다.

이렇게 첫 번째 단계에서는 MSE(평균제곱오차)를 최소화하기 위해 정보를 수학적으로 회전해 주요 정보를 압축하고, 두 번째 단계에서는 residual, 즉 남은 오차를 저비트로 보정하는 방식이다.

이러한 이중 구조를 통해 낮은 비트 환경에서도 attention 의 핵심인 내적(inner product) 구조를 유지할 수 있다는 것이다. 내적 연산은 두 대상 사이의 기하학적 관계를 대수적인 수치로 변환하는 도구가 된다.

AI 에서 Attention 은 질문(Query)과 문맥(Key)을 내적해 어떤 단어에 더 집중할지 스코어를 매긴다. 또한 내적 연산은 덧셈과 곱셈으로만 이루어져 GPU 같은 병렬연산 장치에서 엄청난 속도로 처리될 수 있는 구조를 갖는다.

## 논문의 결론

논문에 따르면 TurboQuant 는 KV cache 압축에서 약 4 배 이상의 효율을 달성하며, 채널당 3.5 비트 수준(4.57 배 압축)에서는 거의 품질 저하 없이 동작한다. 2.5 비트 수준(6.4 배 압축)에서도 성능 저하는 제한적인 수준에 머문다.

그러나 이 논문의 핵심은 단순한 압축률이 아니다. 더 중요한 점은, 이 방법이 정보이론적으로 가능한 최소 왜곡에 매우 근접한 수준에 도달했다는 주장이다. 구체적으로 TurboQuant 는 이론적 하한 대비 약 2.7 배 수준의 왜곡을 보이며, 이는 동일한 압축 조건에서 거의 최적에 가까운 효율을 의미한다.

이 수치는 절대적인 의미에서 작다고 보기는 어렵다. 그러나 정보이론적 관점에서 상수배 차이에 불과하며, 구조적으로는 최적 곡선에 매우 근접해 있음을 의미한다.

여기에 더해 근접 이웃 탐색(Nearest neighbor search) 작업에서도 TurboQuant 는 기존의 곱 양자화(Product Quantization) 기술보다 재현율(Recall) 면에서 우수고, 인덱싱 시간을 사실상 제로(0)에 가깝게 단축했다는 점을 강조한다.

기존의 압축 방법이 2~4 배 또는 3~4 배 압축이 가능했다는 점을 고려하면, TurboQuant 는 분명 진전된 개선을 이뤄냈다고 평가할 수 있다. 하지만, 언론에서 부각되었던 것처럼 완전히 새로운 차원의 변화는 아닌 것으로 보인다.

TurboQuant 는 명확한 trade-off 를 가진다. Hadamard transform 과 residual 보정 과정은 추가적인 연산을 요구한다. 즉, compute 비용이 증가하는 대신 memory 사용량을 줄이는 구조다. 이는 현대 AI 시스템의 방향성과 일치한다. 현재의 병목은 연산보다 메모리 이동에 있기 때문에, 일부 연산 증가를 감수하더라도 메모리를 절감하는 것이 전체 시스템 효율에 더 유리하다.

TurboQuant 는 KV cache 압축 문제에 대해 중요한 기술적 진전을 제시한다. 그러나 이는 새로운 패러다임의 전환이라기보다, 이미 진행 중이던 압축 흐름의 고도화에 가깝다. 이 논문이 시사하는 바는 명확하다. 우리는 여전히 압축을 개선할 수 있지만, 그 개선은 점점 더 어려워지고 있으며, 점진적 형태를 띠 가능성이 높다. 초기의 급격한 효율 개선 단계는 지나갔고, 이제는 이론적 한계에 가까워진 영역에서 미세한 최적화를 수행하는 단계에 진입한 것이다.

## So What?

---

인류는 언제나 이야기를 통해 세계를 이해해왔다. 숫자보다 서사가, 사실보다 해석이 더 빠르게 퍼지곤 한다. 특히 금융 시장은, 그 어느 곳보다도 이야기에 민감한 공간이다.

KV 캐시를 줄이는 방법이 등장했다는 소식이 퍼지자, 메모리의 미래에 대한 의심이 갑자기 고개를 들었다. 어떤 이들은 말했다. 이제 메모리는 덜 필요해질 것이다. 이 말은 단순하고 명확하다. 하지만, 그 단순함은 때로는 위험하다.

사실 압축 이야기는 새로운 것이 아니었다. KV 캐시는 오래전부터 줄어들고 있었다. 정밀도는 낮아졌고, 중요도에 따라 정보는 선택적으로 저장되었으며, 불필요한 부분은 제거되었다. 다만 이 과정은 조용히 진행되었다. 일반인들은 이러한 내용을 잘 몰랐을 것이다. 하지만, 과학자, 엔지니어 들은 이미 상당 부분을 줄여 놓은 상태였다.

그럼에도 불구하고, 새로운 뉴스가 등장하자 마치 모든 것이 이제 막 시작된 것처럼 이야기되었다. 엔비디아 기술로 “최대 20 배 감소.” 이 숫자는 거짓은 아니다. 하지만 동시에 오해를 낳는다. 그것은 맥시멈 가능성의 표현이지, 현실의 평균이 아니기 때문이다.

이 지점에서 이야기는 여러가지로 분화된다. 과학자는 조건을 설명하고, 기자는 숫자를 말하며, 시장은 의미를 확대 해석한다.

논문은 “특정 조건에서 상당한 압축이 가능할 수 있다.”라고 말한다. 하지만 기사는 “메모리를 획기적으로 줄일 수 있다.”라고 말한다. 그리고 시장은 메모리 주식을 팔아야겠다.”라고 받아들인다.

이 과정에서 중요한 것은 누가 틀렸느냐가 아니다. 사실 아무도 완전히 틀리지 않았다. 그러나 모두가 다른 수준과 다른 시각에서 말하고 있었던 것뿐이다.

시장을 흔든 것은 TurboQuant 라는 기술의 책임이 아니다. 그 배경에는 더 광범위한 중동의 긴장이라는 변수가 자리 잡고 있었다. 세계 에너지 흐름의 심장부라 할 수 있는 호르무즈를 둘러싼 불안정성은 글로벌 공급망 전체의 긴장을 고조시킨다. .

특히나 도널드 트럼프라는 문제적 인물의 예측 불가 발언들은 시장의 불확실성을 증폭시킨다. 그의 말은 국가 정책이 되기도 하지만, 때로는 그저 소음으로 사

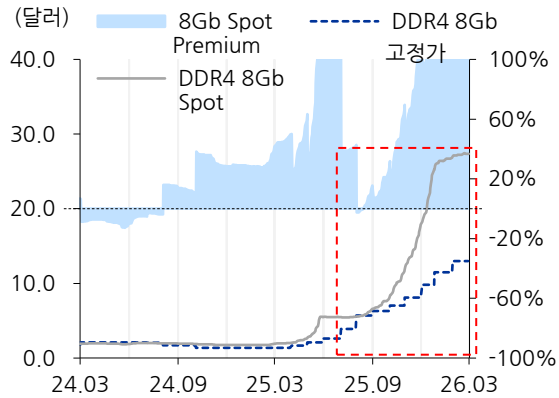
라지기도 한다. 하지만, 그 중간에 있는 시간 동안 시장은 방향을 잃는다. 불확실성은 증폭기가 된다. 작은 신호를 크게 만들고, 약한 우려를 강한 공포로 바꾼다.

불확실성 이외에 또 하나의 아주 중요한 요소가 있었다. 바로 가격 그 자체였다. 메모리 제품의 가격과 기업의 주가는 이미 많이 올라 있었다는 것이다. AI 라는 서사는 HBM 을 중심으로 만들었고, 그 기대는 제품 가격과 주가에 빠르게 반영 되었다. 이렇게 급등한 상태에서는 굿 뉴스도 더 이상 주가를 움직이지 못할 때가 있다. 하지만 작은 의심은 큰 조정을 만들 수 있다.

기술은 이미 점진적으로 발전하고 있었다. 압축은 이미 상당 부분 진행된 상태였고, TurboQuant 도 그 연장선에 있었던 것뿐이다. 그러나 보도는 그것을 새로운 시작처럼 묘사했고, 시장은 그것을 새로운 위협으로 해석했다. 호르무즈 불안은 이를 증폭시켰다.

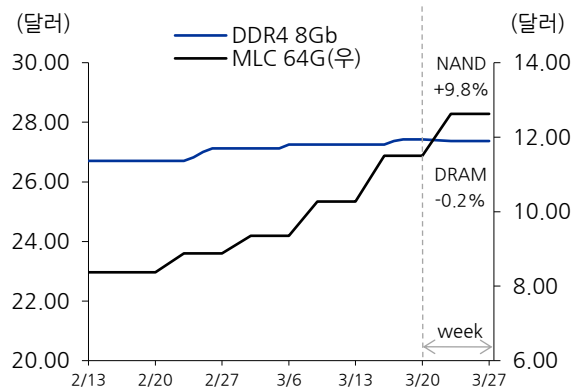
결국 중요한 질문은 "메모리는 정말 AI 추론에 있어서 핵심인가?"일 것이다. 그리고 그에 대한 대답은 "그렇다" 이다. 이제 변수는 호르무즈 사태의 전개 방향 이다. 호르무즈에 다시 배들이 드나들게 되면 AI 와 메모리에 대한 관심은 재개 될 것이다. 다만, 봉쇄의 시간이 예상보다 길어진다면 우리가 풀어갈 수 있는 이야기는 또 다시 예측 불가의 상황으로 번질 수 있다.

도표 2. DRAM 스팟 프리미엄



자료: DRAM Exchange, 유진투자증권

도표 3. 주간 DRAM, NAND 가격



자료: DRAM Exchange, 유진투자증권

도표 4. 금주 주요 기업 실적 발표 일정

EARNINGS WHISPERS

Most Anticipated Earnings Releases

for the week ending

**March 30, 2026**

Monday		Tuesday		Wednesday		Thursday		Friday
Before Open	After Close	Before Open	After Close	Before Open	After Close	Before Open	After Close	Before Open
rezolve	Progress	McCormick	BEYOND MEAT	Lamb Weston	PENGUIN SOLUTIONS	NAMIB		
PAVMed	DiaMedica	purple	Nike	NOVAGOLD	Franklin Covey	LINDSAY		
<b>FERMI AMERICA</b>	ARKO	TTTech	Incino	CONAGRA		Acuity Brands		
PCS Biotechnology	FATHOM	ATI	BIT DIGITAL	TILRAY		angiodynamics		
Neumora	BEELINE	MUNON	banzai	UniFirst				
TERRESTRIAL ENERGY	Sangamo	Bitfarms	allied	Voltion				
BICARA THERAPEUTICS	Phreesia	CHAGEE	RH	PEDEVCO				
中比新能	ALBACETIC	ASHS	SPORTSMAN'S WAREHOUSE	MSC				
	APC	J.Jill	WEST					
	AirJoule	MiNK	PRAIRIE					

http://eps.sh/cal

© 2026 Earnings Whispers

자료: Earnings Whispers, 유진투자증권

도표 5. 국내 반도체 업체 주가 동향 및 밸류에이션

	주가	시가총액 (십억)	주가 Performance(%)				밸류에이션		
			1주	1개월	6개월	1년	PER('24P)	PER('25F)	PSR('25F)
<b>[반도체]</b>									
삼성전자	176,800	1,046,592	-11.5	-18.7	112.2	193.7	16.1	6.9	2.0
SK하이닉스	906,000	645,708	-9.9	-14.8	169.2	354.6	10.5	4.8	2.7
<b>[DSP]</b>									
에이디테크놀로지	56,200	755	18.9	23.8	128.0	256.1	121.8	47.4	2.9
코아시아	5,150	136	-5.0	-6.0	-17.9	70.2	-	-	-
<b>[팹리스]</b>									
실리콘웍스	51,300	834	0.4	-12.6	-6.4	-8.4	9.7	9.2	0.5
어보브반도체	11,220	200	-5.2	-11.7	-2.3	6.6	19.7	-	-
텔레칩스	12,570	190	-4.4	-11.7	-3.2	-11.0	-	17.3	0.9
<b>[파운드리]</b>									
DB하이텍	82,000	3,567	-6.2	-14.3	45.6	86.4	10.8	10.6	2.3
<b>[OSAT]</b>									
SFA반도체	6,560	1,079	-7.6	-17.0	66.9	112.3	-	36.8	2.0
네패스	18,120	418	-13.9	-2.9	22.0	157.8	10.3	-	0.7
LB세미콘	4,495	261	-8.5	-10.1	2.2	31.8	-	-	-
하나마이크론	31,100	2,066	-10.5	-14.1	42.3	152.4	40.4	23.5	1.0
두산테스나	106,300	2,054	6.4	55.4	165.8	305.7	683.3	45.8	5.5
<b>[소재]</b>									
솔브레인	389,000	3,026	-9.5	-12.9	35.8	102.0	25.5	19.1	2.9
한솔케미칼	269,000	3,059	-7.2	-21.3	31.2	121.8	16.9	15.9	3.0
동진세미캠	45,700	2,350	-8.3	-16.8	13.1	52.3	30.1	15.0	1.8
에스앤에스텍	82,800	1,767	-3.4	-17.0	67.6	151.7	17.3	-	-
이엔에프테크놀로지	50,400	720	-9.0	-14.1	-4.7	96.1	12.9	10.3	1.0
이녹스첨단소재	31,700	632	-4.7	-9.7	36.9	37.8	7.4	11.7	1.2
원익머트리얼즈	41,950	529	-1.3	-9.5	30.7	110.6	8.0	10.6	1.5
<b>[부품]</b>									
리노공업	102,600	7,819	-8.4	-4.4	100.8	163.1	30.2	41.3	16.6
티씨케이	235,000	2,627	-7.3	4.4	49.8	180.4	23.2	-	-
영풍	58,600	1,091	-2.8	-8.6	42.9	40.4	-	-	-
하나머트리얼즈	61,900	1,224	-0.2	-1.6	56.7	91.6	21.9	22.0	3.9
대덕전자	85,400	4,220	3.1	36.4	221.1	409.2	51.0	29.1	3.0
심텍	55,500	2,072	-11.2	3.0	36.7	176.8	-	19.2	1.2
원익Q&C	31,350	824	-8.6	-0.5	33.4	67.9	25.2	18.2	0.8
비에이치	21,250	716	-3.2	9.9	21.0	49.3	16.2	9.0	0.4
코미코	105,500	1,104	-12.0	-5.3	11.2	84.8	17.9	18.8	1.6
<b>[장비]</b>									
원익PS	118,500	5,816	-4.4	-6.5	167.5	380.7	39.4	39.3	4.6
고영	27,300	1,874	-6.0	-14.3	85.3	95.0	102.2	49.9	6.7
한미반도체	270,000	25,734	-12.8	-14.6	200.7	252.9	56.5	72.0	30.0
에스에프에이	27,600	991	-6.9	-18.3	13.8	30.8	12.2	10.3	0.6
이오테크닉스	411,000	5,063	-3.3	-1.4	77.9	191.5	57.8	46.3	10.1
유진테크	116,900	2,679	-9.5	-12.8	75.3	198.2	39.8	28.1	5.1
테스	60,400	1,169	-7.8	-18.5	43.8	178.3	13.8	14.1	2.9
피에스케이	80,700	2,338	-5.6	25.5	158.2	284.3	13.6	22.3	4.1
유니셈	9,380	288	-7.9	-13.5	-7.8	47.3	31.7	10.7	0.9

자료: 각 사, 유진투자증권 추정

도표 6. 주요 Global 반도체 업체 주가 동향 및 밸류에이션 - 1

	세분화	주가 (각국 통화)	시가총액 (US\$M)	주가 Performance(%)				밸류에이션				
				1W	1M	6M	1년	PER('24P)	PER('25F)	PSR('25F)		
<b>[EDA/IP]</b>												
시놉시스		USD	380	72,884	-9.5	-8.1	-22.0	-13.1	64.4	26.3	7.6	
케이던스		USD	272	75,034	-4.3	-9.8	-22.4	5.9	69.7	33.6	12.5	
베리실리콘		CHY	216	16,403	8.0	-22.4	14.0	106.2	-	-	33.6	
<b>[메모리]</b>												
삼성전자	메모리	KRW	176,800	691,774	-11.5	-18.7	112.2	193.7	16.1	6.9	2.0	
SK하이닉스		KRW	906,000	426,799	-9.9	-14.8	169.2	354.6	10.5	4.8	2.7	
마이크론		USD	357	402,849	-15.5	-13.4	127.1	303.9	15.8	6.4	3.9	
난야		TWD	220	21,286	-6.2	-23.1	209.2	444.7	90.6	6.5	3.4	
WDC		USD	275	93,351	-6.1	-1.6	157.6	577.8	13.9	31.0	7.6	
기가디바이스		CHY	259	26,551	-10.9	-13.8	36.0	121.1	64.3	107.3	19.4	
									0.0			
<b>[비메모리]</b>												
퀄컴	AP	USD	127	135,626	-2.1	-10.7	-24.9	-16.8	16.7	11.4	3.1	
미디어텍		TWD	1,585	79,560	-6.8	-18.5	21.0	8.2	21.6	24.7	4.0	
인텔	CPU	USD	43	216,556	-1.7	-5.4	21.5	89.9	1,571.7	81.2	4.0	
AMD		USD	202	329,312	0.3	0.9	26.7	95.7	85.7	30.1	7.0	
NVIDIA	GPU	USD	168	4,070,736	-3.0	-5.5	-6.0	52.7	43.0	20.0	11.1	
캠브리콘	AI	CHY	1,024	62,485	-0.1	-13.1	-23.5	63.3	275.0	85.9	30.7	
브로드컴	5G	USD	301	1,423,620	-3.2	-5.9	-10.1	77.8	69.8	27.1	13.8	
마벨		USD	95	82,954	7.9	16.1	14.1	52.9	52.1	24.9	7.6	
스카이웍스		USD	54	8,069	-1.5	-10.0	-32.5	-16.3	19.4	11.5	2.1	
코보		USD	77	7,171	-1.0	-6.7	-16.8	8.2	14.4	11.9	2.0	
TI	아날로그	USD	190	173,288	1.7	-10.3	3.1	7.9	32.0	29.4	8.9	
ADI		USD	307	150,093	-0.6	-13.6	24.2	52.5	32.4	26.8	10.7	
인피니언		EUR	37	56,276	-0.6	-18.3	14.6	20.2	43.6	22.4	3.1	
STM		EUR	29	29,906	5.9	0.3	19.7	39.0	138.6	28.0	2.2	
NXP		USD	192	48,431	0.2	-15.6	-15.2	0.9	21.4	13.7	3.6	
온세미		USD	58	22,991	-1.5	-12.2	16.3	42.5	16.8	20.0	3.7	
마이크로칩		USD	62	33,550	-1.5	-16.9	-3.8	27.3	263.1	39.5	7.2	
르네사스		JPY	2,355	27,469	-6.0	-20.7	31.2	5.2	-	10.3	2.9	
노비텍		DDI	TWD	399	7,599	3.6	1.5	-8.2	-28.8	13.9	15.0	2.4
<b>[파운드리]</b>												
TSMC		TWD	1,820	1,477,082	-1.1	-8.8	40.0	91.2	23.4	20.2	9.4	
UMC		TWD	58	22,753	0.0	-11.6	28.9	29.7	14.7	14.9	2.8	
SMIC		CHY	98	68,440	-4.6	-15.2	-26.3	7.9	14.4	116.2	6.0	
<b>[OSAT]</b>												
ASE		TWD	22	47,806	0.9	-11.5	92.5	144.3	-	24.2	2.0	
AMKOR		USD	44	10,993	-3.0	-7.0	53.1	142.9	26.3	26.3	1.5	
JCET		CHY	40	10,236	-5.9	-17.9	-4.4	10.1	45.4	45.6	1.8	
PTI		TWD	195	4,633	-3.2	-24.4	39.3	51.2	23.1	15.2	1.6	

자료: Bloomberg, 유진투자증권

도표 7. 주요 Global 반도체 업체 주가 동향 및 밸류에이션- 2

	세분화	주가		시가총액 (US\$M)	주가 Performance(%)				밸류에이션		
		(각국 통화)			1W	1M	6M	1년	PER('24P)	PER('25F)	PSR('25F)
<b>[장비]</b>											
ASML	노광	EUR	1,146	512,297	1.6	-7.1	41.0	83.2	35.0	38.8	11.8
AMAT	증착	USD	337	267,581	-5.6	-9.4	65.3	132.4	24.4	30.3	8.5
나우라 테크		CHY	453	47,512	-3.4	-4.0	0.0	47.0	37.0	46.0	8.4
LRCX	식각	USD	211	264,003	-7.4	-9.6	64.7	191.2	23.6	39.7	11.8
TEL		JPY	39,290	115,570	-0.1	-10.7	48.0	82.5	17.0	33.1	7.6
AMAT		USD	337	267,581	-5.6	-9.4	65.3	132.4	24.4	30.3	8.5
AMEC		CHY	306	27,691	-1.2	-13.3	5.4	65.8	72.5	88.5	15.6
KLAC	검사	USD	1,443	189,171	-3.7	-5.3	35.6	114.3	26.9	39.4	14.1
테라다인		USD	296	46,281	1.6	-7.6	118.5	257.1	49.7	47.6	11.1
어드반테스트		JPY	22,070	100,756	-8.0	-17.8	52.5	214.9	29.6	49.1	15.2
<b>[소재, 부품]</b>											
린데	산업용 가스	EUR	425	226,740	-0.2	-0.1	5.4	-0.2	-	27.4	6.4
에어리퀴드		EUR	173	115,341	3.4	-3.0	-1.4	-1.9	26.3	24.7	3.6
에어프로덕트		USD	292	65,058	4.0	6.0	9.5	0.0	22.5	22.4	5.2
엔테그리스	특수 가스	USD	114	17,294	-0.9	-14.2	22.0	28.0	47.3	33.3	5.1
진홍가스		CHY	30	2,093	3.1	28.5	53.6	62.2	70.0	55.8	4.3
신에츠	웨이퍼	JPY	6,140	76,013	-3.7	-0.5	27.9	39.3	15.7	23.4	4.8
섬코		JPY	1,851	4,041	10.0	1.3	29.6	67.7	-	-	1.5
글로벌웨이퍼		TWD	448	6,696	-4.6	-1.6	-1.8	29.0	26.6	20.5	3.2
실트로닉		EUR	55	1,898	5.5	-4.3	23.4	29.4	-	-	1.3
실리콘규소산업	포토 마스크	CHY	18	8,413	-3.5	-19.0	-30.3	-3.4	-	-	16.0
Toppan		JPY	4,553	8,368	-2.3	-15.1	16.6	8.4	13.7	19.1	0.7
포트로닉스		USD	40	2,335	9.0	5.8	70.5	92.2	10.5	17.5	2.6
호야		JPY	27,280	57,577	-1.9	-3.5	33.7	55.4	28.9	37.0	9.8
DOW	PR	USD	41	28,809	11.4	32.8	77.8	18.8	-	231.9	0.7
JSR		JPY	-	-	-	-	-	-	-	-	-
스미토모		JPY	524	5,415	8.4	-8.1	12.1	41.4	15.3	16.4	0.4
도쿄오카	불화 수소	JPY	7,984	6,364	-3.4	-13.4	63.6	145.5	20.8	26.9	3.9
동진세미캠		KRW	45,700	1,553	-8.3	-16.8	13.1	52.3	30.1	15.0	1.8
쇼와덴코	MLCC	JPY	10,755	12,402	-4.0	-9.8	112.5	245.3	40.7	24.2	1.5
솔브레인		KRW	389,000	2,000	-9.5	-12.9	35.8	102.0	25.5	19.1	2.9
무리타	PCB	JPY	3,745	45,849	-0.1	-8.8	33.4	54.9	18.4	30.8	4.1
YAGEO		TWD	260	16,868	-4.1	-12.8	56.6	103.9	20.1	16.2	3.3
유니마이크론		TWD	505	24,900	-8.8	4.9	241.6	414.1	50.2	42.7	4.7
<b>[기타]</b>											
롬	화합물	JPY	3,237	8,151	0.7	12.6	44.7	116.7	-	96.4	2.7
CREE	반도체	USD	15	696	-5.4	-21.7	#N/A	-	-	-	1.0
실리콘모션	SSD	USD	110	3,740	-11.1	-14.8	21.5	117.0	30.7	19.2	3.0

자료: Bloomberg, 유진투자증권

**Compliance Notice**

당사는 자료 작성일 기준으로 지난 3개월 간 해당종목에 대해서 유가증권 발행에 참여한 적이 없습니다  
 당사는 본 자료 발간일을 기준으로 해당종목의 주식을 1% 이상 보유하고 있지 않습니다  
 당사는 동 자료를 기관투자가 또는 제 3자에게 사전 제공한 사실이 없습니다  
 조사분석담당자는 자료작성일 현재 동 종목과 관련하여 재산적 이해관계가 없습니다  
 동 자료에 게재된 내용들은 조사분석담당자 본인의 의견을 정확하게 반영하고 있으며, 외부의 부당한 압력이나 간섭 없이 작성되었음을 확인합니다  
 동 자료는 당사의 저작물로서 모든 저작권은 당사에게 있습니다  
 동 자료는 당사의 동의 없이 어떠한 경우에도 어떠한 형태로든 복제, 배포, 전송, 변형, 대여할 수 없습니다  
 동 자료에 수록된 내용은 당사 리서치센터가 신뢰할 만한 자료 및 정보로부터 얻어진 것이나, 당사는 그 정확성이나 완전성을 보장할 수 없습니다. 따라서 어떠한 경우에도 자료는 고객의 주식투자의 결과에 대한 법적 책임소재에 대한 증빙자료로 사용될 수 없습니다

**투자기간 및 투자등급/투자의견 비율**

종목추천 및 업종추천 투자기간: 12개월 (추천기준일 종가대비 추천종목의 예상 목표수익률을 의미함) 당사 투자의견 비율(%)

· STRONG BUY(매수)	추천기준일 종가대비 +50%이상	0%
· BUY(매수)	추천기준일 종가대비 +15%이상 ~ +50%미만	98%
· HOLD(중립)	추천기준일 종가대비 -10%이상 ~ +15%미만	2%
· REDUCE(매도)	추천기준일 종가대비 -10%미만	0%

(2025.12.31 기준)