**DeepSeek의 기술과 LLM 분야에 대한 영향 분석**

**1. OpenAI 등 빅테크 대비 DeepSeek의 저비용 성과 비교**

**개발 비용 및 인프라:** DeepSeek은 대규모 언어 모델(LLM)을 개발하면서도 **개발 비용을 획기적으로 절감**하였습니다. 대표적으로 2025년 1월 공개된 **DeepSeek-R1** 모델의 경우, **개발 비용이 600만 달러 미만**으로 알려져 있습니다 ([DeepSeek explained: Everything you need to know](https://www.techtarget.com/whatis/feature/DeepSeek-explained-Everything-you-need-to-know%22%20%5Cl%20%22%3A~%3Atext%3DDevelopment%20cost%20%20Hundreds%20of%2Cestimated)). 이는 OpenAI 등이 **数억 달러**를 투입해 개발한 동급 수준의 모델과 비교했을 때 극히 적은 비용입니다 ([DeepSeek explained: Everything you need to know](https://www.techtarget.com/whatis/feature/DeepSeek-explained-Everything-you-need-to-know%22%20%5Cl%20%22%3A~%3Atext%3DDevelopment%20cost%20%20Hundreds%20of%2Cestimated)). 즉, DeepSeek은 **수백 배 저렴한 비용**으로 경쟁사 수준의 LLM을 개발한 셈입니다.

**API 사용 비용:** 운영 측면에서도 DeepSeek은 **사용자에게 매우 낮은 비용**을 제시합니다. 예를 들어 OpenAI의 고급 추론 모델인 “o1”의 API는 **백만 토큰당 입력 $15, 출력 $60** 수준의 가격으로 책정된 반면, DeepSeek-R1은 **입력 $0.55, 출력 $2.19**로 책정되어 있습니다. 이는 **토큰당 비용 기준 약 95%의 비용 절감**에 해당하며, 동일한 작업을 수행할 때 OpenAI 대비 **20분의 1 이하의 비용**으로 서비스를 이용할 수 있음을 의미합니다. DeepSeek의 이러한 \*\*비용 효율성(약 95% 비용 절감)\*\*은 LLM 활용의 문턱을 크게 낮추어 주목받고 있습니다.

**성능 대비 효율:** 비용이 저렴하지만 **성능 면에서도 경쟁력**을 보여줍니다. DeepSeek이 2024년 12월 공개한 **DeepSeek-V3** 모델(파라미터 6710억 개)은 약 **278만 GPU-시간**을 투입하여 14.8조 토큰의 데이터로 학습되었는데, 이 훈련량은 **Meta의 차기 LLM(LLaMA-3 등)** 보다도 적은 연산으로 비슷하거나 더 나은 성능을 달성한 것으로 평가됩니다. 즉 **효율적인 학습 기법** 덕분에 적은 비용으로 **최신 AI Benchmark에서 경쟁 모델을 능가하는 성과**를 거둔 것입니다.

**2. DeepSeek-R1의 저비용 고성능 모델 훈련 기법**

**Mixture-of-Experts (MoE) 아키텍처:** DeepSeek의 핵심 기술 중 하나는 **Mixture-of-Experts(MoE)** 기반의 거대 모델 구조입니다. **DeepSeek-V3/R1** 모델은 총 **6710억 개**의 파라미터를 갖지만, **실제 추론 시에는 그 중 약 370억 개(약 5.5%)만 활성화**됩니다. 다시 말해, **필요한 전문가 전문가(Experts)만 선택적으로 가동**하는 방식으로 **계산량을 크게 줄이는 효과**를 얻었습니다. 이 MoE 시스템 덕분에 DeepSeek 모델은 **작업별로 필요한 부분만 연산**하여 **자원 사용 효율을 높였고**, 동시에 다양한 작업에 대한 **전문성도 유지**할 수 있었습니다. 이러한 **선택적 활성화 기법**은 **전체 파라미터 중 6% 미만만 사용**하면서도 성능 저하 없이 고성능을 발휘하게 해주어, **연산 비용과 메모리 사용을 획기적으로 절감**하였습니다.

**강화학습을 통한 추론 능력 강화:** DeepSeek-R1 모델의 또 다른 혁신은 **대규모 강화학습(RL) 기반 훈련**입니다. 기존 LLM들은 주로 지도학습(사람 시나리오 데이터로 SFT)과 인간 피드백 강화학습(RLHF)을 거치지만, **DeepSeek-R1은 지도학습 의존을 최소화하고 RL을 전면에 내세웠습니다**. **R1-Zero**라는 사전 단계에서는 **전혀 지도학습 없이 순수 강화학습만으로도 고도 추론 능력이 발현**됨을 입증했고, 최종 **R1 모델에서는 소량의 고품질 지도 데이터로 초기 성능을 끌어올린 뒤 대규모 RL을 적용**하여 모델을 완성했습니다 ([From Zero to Reasoning Hero: How DeepSeek-R1 Leverages Reinforcement Learning to Master Complex Reasoning](https://huggingface.co/blog/NormalUhr/deepseek-r1-explained#:~:text=reasoning.%20DeepSeek,%E2%80%9D)) ([From Zero to Reasoning Hero: How DeepSeek-R1 Leverages Reinforcement Learning to Master Complex Reasoning](https://huggingface.co/blog/NormalUhr/deepseek-r1-explained#:~:text=correction.%20%2A%20DeepSeek,art%20reasoning%20performance)). 특히 DeepSeek 연구진은 **인위적 보상 모델 대신 규칙 기반 보상 체계**를 설계하여 모델을 훈련했는데, 이러한 **보상 엔지니어링**이 **기존 신경망 보상 모델보다 효과적**임을 보였습니다. 이를 통해 모델은 \*\*논리적 추론 과정(Chain-of-Thought)\*\*을 내재화하고 **“아하 모먼트”에 해당하는 자발적 문제 해결 행동**까지 나타내는 등 **복잡한 추론 패턴을 강화학습만으로 습득**하게 되었습니다 ([From Zero to Reasoning Hero: How DeepSeek-R1 Leverages Reinforcement Learning to Master Complex Reasoning](https://huggingface.co/blog/NormalUhr/deepseek-r1-explained#:~:text=reasoning.%20DeepSeek,%E2%80%9D)) ([From Zero to Reasoning Hero: How DeepSeek-R1 Leverages Reinforcement Learning to Master Complex Reasoning](https://huggingface.co/blog/NormalUhr/deepseek-r1-explained#:~:text=of%20high,art%20reasoning%20performance)). 요약하면, **DeepSeek-R1의 학습 혁신**은 **대규모 강화학습, 세밀한 보상 설계, 최소한의 지도 데이터 활용**으로 **추론 능력을 극대화**한 것입니다.

**지식 증류(Distillation)와 모델 경량화:** DeepSeek는 **대형 모델의 능력을 소형 모델로 압축**하는 **지식 증류** 기술에도 많은 성과를 냈습니다. R1 대형 모델을 교사 모델로 삼아, **파라미터 15억 개 수준의 작은 학생 모델**에 지식을 이식한 사례가 대표적입니다. 이렇게 하면 **성능 좋은 추론 모델을 경량화**하여 **저사양 환경에서도 활용**할 수 있게 됩니다. DeepSeek 연구에서는 이 증류를 통해 **“미니 추론 엔진”** 격인 소형 모델들을 만들어내었고, 이는 LLM의 **접근성 향상**과 **배포 비용 절감** 측면에서 중요한 성과로 평가됩니다.

**기타 최적화 기술:** DeepSeek-V3/R1 개발 과정에서 다양한 **훈련 최적화 기법**이 동원되었습니다. 예를 들어 DeepSeek-V3에서는 **보조 손실 없는 부하 균형 알고리즘**으로 MoE 전문가 간 **로드밸런싱 효율**을 높였고, \*\*Multi-Token Prediction (MTP)\*\*이라는 새로운 **목적 함수를 도입**하여 한 번에 다수 토큰을 예측하도록 훈련을 개선했습니다. 또한 **FP8 혼합정밀도** 연산을 적용하여 연산 속도를 높이고 메모리 사용을 줄였으며, **병렬 처리와 노드 간 통신**을 최적화하여 **한정된 하드웨어로도 대규모 모델을 빠르게 학습**시켰습니다. 이러한 공학적 개선 덕분에 DeepSeek 팀은 **미국의 최첨단 GPU 액세스 제한**이라는 불리한 조건에서도 **세계 최상급 AI 모델을 자체 인프라로 길러낼 수 있었습니다**.

**3. 기술 공개 현황: 오픈소스와 연구 공유**

**모델과 코드의 공개:** DeepSeek는 **“오픈소스 우선” 전략**을 표방하며 기술을 대거 공개해왔습니다. 우선 \*\*2023년 11월 첫 모델(DeepSeek Coder)\*\*을 시작으로 **2024년 12월 DeepSeek-V3**, **2025년 1월 DeepSeek-R1**에 이르기까지 핵심 LLM들을 **잇따라 공개**했습니다. 특히 **DeepSeek-R1**은 출시와 동시에 **오픈소스 라이선스**로 배포되어 누구나 무료로 사용할 수 있게 되었으며, 이는 산업계에 큰 파장을 일으켰습니다. 현재 **DeepSeek LLM 7B/67B** 등 **여러 모델의 베이스 버전과 채팅 최적화 버전**이 **Hugging Face** 등을 통해 다운로드 가능하며, 학습 중간 체크포인트까지 연구 목적으로 제공되고 있습니다. 이러한 개방적 행보는 **OpenAI 등 주요 기업이 자사 모델을 비공개**하는 추세와 뚜렷이 대비됩니다.

**오픈소스 정책과 라이선스:** DeepSeek의 **코드 저장소와 모델 가중치**는 GitHub에 공개되어 있으며, 연구자들과 개발자들이 기여할 수 있도록 문서와 예제가 준비되어 있습니다. 코드 부분은 MIT 라이선스로 자유롭게 사용할 수 있고, 모델 가중치는 **상업적 이용도 허용**하되 **악용 방지를 위한 사용 제한 조건**을 덧붙인 \*\*전용 라이선스(DeepSeek License Agreement)\*\*로 제공됩니다. 이 라이선스는 \*\*“열린 연구와 책임 있는 사용”\*\*을 조화시키려는 취지로 만들어졌으며, 사용자가 모델을 이용해 생성한 결과물(출력)에 대해서는 별도 제약을 두지 않으면서도 **모델을 이용한 해로운 목적의 활용을 금지**하는 내용을 담고 있습니다. 한편, DeepSeek는 자사 연구 성과를 **arXiv 논문, 블로그 포스트** 등을 통해 상세히 공개하고 있습니다. 예를 들어 2024년 1월 공개된 논문에서는 **2조 토큰 규모의 데이터셋 구축과 LLM 스케일링 법칙**에 관한 DeepSeek의 통찰을 공유했고, 2025년 1월에는 \*\*강화학습만으로 추론능력을 향상시킨 기법(R1-Zero)\*\*을 다룬 논문도 발표되었습니다. 이처럼 **논문과 기술 문서, 커뮤니티 활동**을 통해 DeepSeek는 **AI 연구 커뮤니티와 긴밀히 소통**하며 **개방형 AI 생태계**를 주도하고 있습니다.

**4. LLM 분야에 미친 영향 및 관련 연구 비교**

**성능 경쟁 및 벤치마크 선도:** DeepSeek의 등장은 LLM 분야의 **성능 지형을 바꾸어놓았습니다**. DeepSeek LLM 67B 모델은 Meta의 LLaMA-2 70B 등 기존 공개 모델들을 여러 분야에서 앞질렀습니다. 실제 벤치마크 결과를 보면, DeepSeek 67B 모델(파란색)이 **추론력 평가(AGIEval), 수학(MATH), 코딩(HumanEval), 중국어 이해(C-Eval)** 등 다양한 과제에서 LLaMA-2 70B 모델(녹색)을 상회하는 점수를 기록했습니다. 아래 레이더 차트에서처럼 DeepSeek은 특히 \*\*코드 생성(HumanEval)\*\*과 \*\*수학 문제 해결(MATH)\*\*에서 큰 우위를 보이며, \*\*전반적인 지능 평가(AGIEval)\*\*에서도 향상된 결과를 나타냈습니다. 이러한 **광범위한 성능 우위**는 거대언어모델 영역에서 DeepSeek의 기술력이 **세계 최첨단 수준**임을 증명하며, 연구자들에게 **오픈소스 대안의 가능성**을 보여주고 있습니다.

([GitHub - deepseek-ai/DeepSeek-LLM: DeepSeek LLM: Let there be answers](https://github.com/deepseek-ai/DeepSeek-LLM)) *DeepSeek LLM 67B Base(파란색)와 LLaMA-2 70B Base(녹색)의 다양한 벤치마크 비교. DeepSeek 모델이 전반적으로 우수한 성능을 보인다.*

**비용 구조 변화와 민주화:** DeepSeek가 **초저비용으로 최첨단 LLM을 구현**해낸 것은 AI 산업 **비용 구조의 패러다임 전환**을 촉발했습니다. 불과 몇 년 전만 해도 거대 모델 개발은 수천억 원 규모의 투자와 최상급 하드웨어가 필요하다고 여겨졌으나, DeepSeek는 **数백만 달러와 자체 인프라만으로도 최고 성능을 달성 가능**함을 입증했습니다. 이로써 **자본과 기술력에서 뒤처진 단체도 창의적 방법론을 통해 경쟁할 수 있다는 선례**가 만들어졌습니다. 특히 **강화학습 위주의 훈련 기법**은 **고가의 초거대 데이터 수집이나 인간 피드백 비용을 줄이는 대안**으로 주목받고 있습니다. DeepSeek-R1의 성공 이후, 다른 연구기관들도 **순수 RL을 통한 LLM 훈련**, **전이학습 없이도 발생하는 Emergent 능력** 등에 관심을 가지고 연구를 확대하는 추세입니다. 이는 **OpenAI의 RLHF 접근**이나 **Google의 지도학습 위주 접근**과 구별되는 경향으로, **LLM 훈련 패러다임의 다양화**를 이끌고 있습니다.

**경쟁 연구 및 산업 반응:** DeepSeek의 기술적 돌파구는 곧바로 **다른 LLM 개발 경쟁**으로 이어졌습니다. DeepSeek-R1 공개 직후 \*\*알리바바(Alibaba)\*\*는 **Qwen 2.5 Max**라는 신규 LLM을, \*\*AI2 (Allen Institute)\*\*는 **Tülu 3 (405B 파라미터)** 모델을 며칠 간격으로 발표하며 대응에 나섰습니다. 이러한 경쟁 모델들도 수백억~数千억 파라미터 규모로서 성능 향상을 이루었으나, **DeepSeek-R1의 전반적 지능 및 추론력과 견줄 수준인지를 두고 비교 연구**가 활발합니다. 한편, OpenAI를 비롯한 미국 기업들은 DeepSeek로 인해 **기존 비즈니스 모델에 위협**을 느끼고 있습니다. DeepSeek의 **무료 공개 전략**은 폐쇄형 모델을 API로 유료 제공하던 수익 구조를 흔들었고, 실제로 DeepSeek의 인기가 치솟자 미국 빅테크들의 **주가가 급락**하는 사태까지 벌어졌습니다. 실리콘밸리 투자자 마크 앤드리슨은 DeepSeek-R1 출현을 두고 \*\*AI 분야의 “스푸트니크 순간”\*\*이라 칭하며, 1950년대 소련의 인공위성 성공이 미국을 자극했던 것처럼 **서방 AI 업계에 큰 각성을 불러일으켰다**고 평했습니다. 요약하면, DeepSeek의 기술은 **연구 측면에서는 새로운 방법론과 가능성을 제시**했고, **산업 측면에서는 경쟁 가속화와 사업 모델 변화를 야기**하여 LLM 분야 전반에 걸쳐 깊은 영향을 미쳤습니다.

**5. 결론**

DeepSeek는 \*\*혁신적 아키텍처(MoE)와 학습 기법(RL 등)\*\*을 통해 **저비용으로도 세계 정상급 LLM을 구현**할 수 있음을 증명했습니다. OpenAI 등 기존 선도 기업 대비 **압도적으로 낮은 비용과 개방적인 정책**으로 모델을 개발·공개함으로써, **AI 기술의 민주화**에 크게 기여하고 있습니다. 또한 DeepSeek의 등장은 **LLM 연구의 방향성을 다양화**시켰으며, **강화학습 활용**과 **대규모 모델 경량화** 등 여러 측면에서 **새로운 표준과 영감을 제시**했습니다. 앞으로 DeepSeek가 촉발한 이러한 기술 트렌드와 경쟁 구도는 **언어 생성, 추론, 모델 효율화** 등의 분야에서 지속적인 발전을 이끌 것으로 예상됩니다. DeepSeek 사례를 통해, **효율성과 개방성을 겸비한 LLM 개발**이 어떻게 가능하며 또 얼마나 큰 파급효과를 가져오는지 확인할 수 있었습니다. 이는 전 세계 AI 공동체에 **고비용 장벽을 허물고 협업을 촉진**하는 긍정적 선례로 남을 것입니다.

**참고 문헌:** 본 보고서에서는 DeepSeek 관련 공식 문헌, 기술 블로그, 뉴스 자료 등을 인용하여 신뢰성 있는 정보를 바탕으로 분석을 진행하였다. 각 출처는 DeepSeek의 기술적 특징과 업계 영향을 구체적으로 담고 있어, DeepSeek의 성과와 한계를 종합적으로 이해하는 데 기여하였다. 특히 TechTarget의 심층 기사와 DeepSeek GitHub 레포지토리의 자료는 비용 비교와 오픈소스 정책을 파악하는 데 유용하였고, InfoQ 뉴스와 Hugging Face 블로그 ([From Zero to Reasoning Hero: How DeepSeek-R1 Leverages Reinforcement Learning to Master Complex Reasoning](https://huggingface.co/blog/NormalUhr/deepseek-r1-explained#:~:text=reasoning.%20DeepSeek,%E2%80%9D))는 DeepSeek의 기술 혁신 내용을 상세히 설명하고 있어 본 분석의 근거로 활용되었다.