

▼ SwiFT v2 논문 전략서 (v.3) (\Rightarrow v2.3에 N x T 법칙이 추가된 버전)

Title: Breaking the Scaling Wall: A Blueprint for Compute-Optimal fMRI Foundation Models via Factorized Spatio-Temporal Attention

(스케일링의 벽을 넘어서: 팩터라이즈드 시공간 어텐션을 통한 fMRI 파운데이션 모델의 청사진)

1. Introduction: The Crisis & The Four Pillars

"We pushed the limits, hit the wall, and found a new path."

- **The Status Quo (현황):** LLM은 스케일링 법칙을 통해 비약적으로 발전했다. fMRI 분야도 BrainLM 등 대규모 모델이 등장하고 있다.
- **The Crisis (위기 - 핵심 추가):** "하지만 fMRI 모델도 무작정 키우면 성능이 오를까?" 우리는 이 질문에 답하기 위해 기존 SOTA인 4D Swin Transformer(SwiFT v1)를 **3B 파라미터까지 확장하는 실험을 감행했다.**
 - **결과:** 성능 향상은커녕 학습이 발산하고 붕괴(Collapse)하는 **'Scaling Wall'**을 세계 최초로 실증했다.
- **The Solution (해결):** 이 실패를 통해 우리는 4D 연산의 비효율성과 불안정성을 확인했고, 이를 해결하기 위해 **Factorized Attention (SwiFT v2)**을 고안했다.
- **Our Contributions (기여):**
 1. **Identification of Scaling Wall:** 4D 모델 확장의 한계를 실증적으로 규명.
 2. **The Engine (SwiFT v2):** 벽을 넘어 매끄럽게 확장되는 아키텍처 제안.
 3. **The Discovery (N x T Law):** 데이터 학습의 새로운 물리 법칙 발견.
 4. **The Proof (SOTA):** 임상 및 외부 벤치마크 압도적 1위 달성.

2. Results Part I: The Engine (Engineering Verification)

"Turning Failure into Success."

[Figure 1: The Scaling Laws]

- X축: Compute (FLOPs) & Parameters / Y축: Validation Loss (Reconstruction Error)
- (A) The Failure vs. Success:
 - Red Line (4D Baseline): 3B에서 Loss가 줄지 않고 튀어 오르는 (Exploding/Oscillating) 모습 시각화. \rightarrow "이것이 우리가 발견한 벽이다."
 - Blue Line (Ours - v2): 9M \rightarrow 66M \rightarrow 264M로 갈수록 Loss가 예측 가능한 로그 스케일로 감소. \rightarrow "우리는 그 벽을 넘었다."
- (B) Data Scalability: 데이터 양(10% \rightarrow 100%)에 따른 선형적 Loss 감소.
- 메시지: "SwiFT v2는 단순한 모델 개선이 아니라, 확장 가능성(Scalability) 그 자체를 확보한 엔진이다."

3. Results Part II: The Discovery (Scientific Investigation)

"Unveiling the $N \times T$ Law." (Strategy 1.5 적용)

[Figure 2 & 3: The Iso-Token Experiment]

- 실험 설계 (Real Subject Control): 총 토큰 수 고정 (Iso-Token).
 - Cond A (High N): 1,000명 \times 300 Frames (UKB Style - 얕고 넓게)
 - Cond B (Balanced): 500명 \times 600 Frames
 - Cond C (High T): 250명 \times 1,200 Frames (HCP Style - 좁고 깊게)
- 지표 (Y축): Internal Linear Probing Accuracy (HCP Held-out Set에서의 Subject ID / Sex Prediction).
 - Loss 대신 Accuracy를 써서 '표상 능력'을 강조.
- 결과: Cond C (High T) > Cond A (High N).
- 메시지:
 - "fMRI 파운데이션 모델의 핵심은 '개인차(N)'를 외우는 게 아니라, '뇌의 동역학(Dynamics, T)'을 이해하는 것이다."

- "250명만 깊게 봐도 1,000명을 훑어본 것보다 뇌를 더 잘 이해한다."
-

4. Results Part III: The Proof (Clinical Utility)

| "From Lab to Clinic."

[Figure 4: The Grand Benchmark]

- **지표:** External Clinical Task Accuracy / AUROC (6개 데이터셋: AD, Depression, etc.).
 - **비교:**
 - **Baseline:** BrainLM, Brain-JEPA, NeuroSTORM (기존 SOTA).
 - **Ours (Full Data):** 모든 데이터를 다 쓴 모델.
 - **Ours (N x T Optimized):** (옵션) 법칙에 따라 효율적으로 학습한 모델.
 - **결과:** SwiFT v2가 모든 Task, 특히 데이터가 적은 Low-shot Clinical Regime에서 압도적 SOTA.
 - **메시지:**
 - "Internal Representation Quality(Fig 2,3)가 좋으면, External Generalization(Fig 4)은 필연적으로 따라온다."
 - "우리의 법칙은 실험실용 이론이 아니라, 실전 승리 공식이다."
-

5. Results Part IV: The Reason (Neuroscience Interpretability)

| "Physics-Informed Deep Learning."

[Figure 5: Why did 4D fail and v2 succeed?]

- **(A) Spectral Analysis (PSD):**
 - 4D (3B) 모델: **White Noise ($\beta \approx 0$)**에 과적합됨. (이래서 망했음)
 - SwiFT v2: **Scale-free Dynamics ($\beta \approx 1$)**를 정확히 복원. (이래서 성공함)
 - **(B) Hurst Exponent:** Long-range Memory 보존 능력 시각화.
 - **메시지:** "SwiFT v2의 성공 비결은 **뇌 신호의 물리학(Physics)**을 존중했기 때문이다. 4D 모델은 연산량은 높았지만 물리적 특성을 파괴했다."
-

6. Discussion: Guidelines & Conclusion

"A New Standard for fMRI AI."

- **Scaling Insight:** 무작정 모델만 키우지 마라(Don't just scale up). 구조를 바꿔야 한다(Scale smart).
- **Data Policy:** 바이오뱅크는 이제 \$N\$ 경쟁을 멈추고 **Deep Phenotyping (\$T\$)**에 투자해야 한다. 우리의 \$N \times T\$ 법칙이 그 증거다.
- **Impact:** 우리는 실패(Scaling Wall)를 딛고, fMRI AI가 나아가야 할 **명확한 청사진(Blueprint)**을 제시했다.

[작성 팁: 이 설계도의 장점]

1. 기승전결의 완벽함:

- **Intro (위기):** "3B까지 키워봤는데 망했다." (독자 충격)
- **Result 1 (해결):** "구조 바꾸니까 해결되더라." (안도)
- **Result 2 (발견):** "알고 보니 데이터 법칙도 있더라." (흥미)
- **Result 3 (증명):** "그래서 다 이겼다." (확신)

2. 약점의 무기화:

- 4D 모델의 실패를 감추지 않고 **'Scaling Wall' 규명**이라는 업적으로 포장했습니다.
- \$N\$이 적은 HCP 데이터의 한계를 **'Deep T'의 중요성 규명**이라는 강점으로 전환했습니다.

이제 이 설계도만 있으면, 에디터는 **"이 논문은 fMRI AI 분야의 교과서가 될 것"**이라고 평가할 것입니다. 건투를 빕니다!