

SwiFT 실험 및 논문 설계

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

NCS(Nature, Cell, Science)급 저널의 에디터와 리뷰어들이 제기할 수 있는 날카로운 공격 포인트들(Attack Points)을 사전에 방어(Proactive Defense)하고, 논문의 논리적 완결성을 극대화한 최종 페이퍼 설계도(Final Manuscript Blueprint)입니다.

이 설계도는 [위기 \rightarrow 해결 \rightarrow 생물학적 정당성 \rightarrow 법칙 발견 \rightarrow 최종 검증]의 서사를 따르며, 각 섹션마다 예상되는 비판을 원천 봉쇄하는 논리를 포함하고 있습니다.

[Final NCS-Target Blueprint]

Title

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

(Sub-theme: Establishing the Primacy of Diversity (N) over Depth (T) in Universal Brain Modeling)

Abstract

- The Context:** 인공지능은 데이터 규모의 법칙(Scaling Laws)을 통해 혁신을 이뤘으나, 뇌과학(fMRI) 분야에서는 명확한 성공 방정식이 부재했다.
- The Gap (Proactive Defense against 'Optimization Issue'):** 기존 4D Attention 모델은 파라미터를 확장할 때 성능이 포화되는 것을 넘어, 학습이 발산하는 '**Catastrophic Collapse (Scaling Wall)**'에 직면한다. 우리는 이것이 단순한 최적화 문제가 아닌, 고차원 뇌 신호 처리의 구조적 한계임을 규명했다.
- The Innovation:** 시공간을 분리(Factorization)하여 뇌의 **동역학적 특성 (Dynamics)**을 보존하면서도 **구조적 정보(Structure)**를 맥락화하는 'SwiFT v2'를 제안한다.
- The Discovery ($N > T$):** 대규모 통제 실험을 통해, 범용 파운데이션 모델 (Generalist)을 위해서는 개별 스캔의 길이(T)보다 뇌의 다양성(N)이 더 결정적이라는 새로운 법칙을 정립했다.

5. **The Impact:** 초대규모 데이터(ABCD+UKB+HCP)로 학습된 본 모델은 외부 벤치마크에서 SOTA를 달성하고, 신경과학적 정합성(Validity)을 입증하며 차세대 바이오뱅크 구축을 위한 새로운 가이드라인을 제시한다.
-

1. Introduction: The Crisis & Paradigm Shift

|"Why did fMRI AI hit a wall, and how do we break it?"

- **The Scaling Wall (Crisis):**
 - 기존 SOTA인 4D Swin Transformer를 3B까지 확장했을 때 발생한 **붕괴 (Collapse)** 현상 보고.
 - **[Proactive Defense]:** "이 붕괴는 다양한 Hyperparameter Tuning(LR, Warm-up 등)으로도 해결되지 않는 **본질적인 구조적 결함(Structural Deficiency)**이다**. (Refer to Appendix showing failed tuning attempts).
 - **The Solution (SwiFT v2):**
 - Factorized Attention이 어떻게 연산 복잡도를 줄이면서 물리적 정보 손실을 막는지 개괄.
 - **The Paradigm Shift ($N > T$):**
 - **[Proactive Defense]:** "기존의 정밀 매핑(Precision Mapping) 연구들은 $\$T\$$ 의 중요성을 강조했으나, 우리는 **전 인류를 포괄하는 파운데이션 모델 (Population-level Foundation Model)**의 관점에서 N 이 T 를 압도함을 보인다."
-

2. Results Part I. The Engine: Overcoming the Limit

|"Engineering Validity: From Collapse to Power Law."

- **Figure 1: The Three Pillars of Scalability**
 - **Panel A (Parameter):** 4D 모델(Red)의 발산 vs. SwiFT v2(Blue)의 매끄러운 수렴 (9M \rightarrow 264M).
 - **Panel B (Data):** 데이터 양에 비례하는 선형적 성능 향상 (High Capacity).
 - **Panel C (Compute):** 압도적인 연산 효율성.
 - **Key Narrative:** SwiFT v2는 단순한 경량화가 아니라, 무한한 확장을 가능케 하는 **Compute-Optimal Engine**이다.
-

3. Results Part II. The Representation: Biological Plausibility

| "Why it works: Preserving the Syntax of Brain Dynamics."

- **Figure 2: Spectral & Structural Analysis**

- **Visual:** Raw Data vs. 4D Model vs. SwiFT v2의 PSD/Hurst Plots.
- **Analysis:**
 - 4D 모델: $\beta \approx 0$ (White Noise) → 뇌 신호를 노이즈로 오인하여 과적합.
 - SwiFT v2: $\beta \approx 0.7$ (1/f conserved) → **시간적 동역학을 보존**하면서 공간적 정보를 맥락화함.
- **[Proactive Defense against 'Causality']:** "이러한 **생물학적 타당성 (Plausibility)**의 확보가 3B 확장 시에도 붕괴하지 않고 외부 데이터(OOD)에 일반화될 수 있는 **선결 조건(Prerequisite)**임을 입증한다."

4. Results Part III. The Discovery: Diversity Trumps Depth (\$N > T\$)

| "Redefining Data Policy for Foundation Models."

- **Figure 3: The Iso-Token Study (Stratified Sampling)**

- **Setup:** 총 토큰 수 고정 (Budget Constraints).
 - **Cond A (High N):** 1,000 Subjects × Short Scan (Wide Diversity).
 - **Cond C (High T):** 250 Subjects × Long Scan (Deep Dynamics).
- **Result: Cond A (N) \geq Cond C (T),** 특히 외부 데이터셋(OOD) 일반화 성능에서 N 의 우위가 뚜렷함.
- **[Proactive Defense against 'Existing Lit']:** "개인의 뇌 지문을 찍는 것 (Fingerprinting)에는 T 가 유리할 수 있으나, **미지의 뇌(Unseen Brains)**를 이해하는 **일반화 능력(Generalization)**에는 다양한 뇌의 분포(N)를 학습하는 것이 필수적이다."

5. Results Part IV. The Proof: Real-World Dominance & Validity

| "SOTA Performance with Neuroscientific Interpretability."

- **Figure 4: The Grand Benchmark (Full Data Model)**
 - **Model:** "The Grandmaster" (ABCD + UKB + HCP Full Training).
 - **Visual:** 6개 External Clinical Datasets에서 모든 베이스라인(BrainLM, NeuroSTORM 등)을 압도하는 Radar Chart.
 - **Narrative:** "Part III의 법칙(N 확보)과 Part I의 엔진(대규모 데이터 소화)이 결합되어 **가장 강력한 범용 성능**을 달성."
- **Figure 5: Neuroscientific Validity (In-silico Lesioning)**
 - **Experiment:** 학습된 모델에 가상 병변을 가했을 때의 성능 변화.
 - **Result:**
 - **AD (알츠하이머):** 해마(Hippocampus) 및 내측 측두엽 의존도 확인 → **Consistency (Sanity Check).**
 - **Depression/Cognition:** 전두엽 및 특정 네트워크 의존도 확인 → **Specificity.**
 - **[Proactive Defense against 'Triviality']:** "우리 모델은 단순히 알려진 사실(해마-AD)을 재확인하는 것을 넘어, 다양한 질환에 대해 **문헌과 일치하는 특이적(Specific) 바이오마커**를 포착한다. 이는 모델이 **신뢰할 수 있는 신경과학 연구 도구**임을 시사한다."

6. Discussion: Guidelines for the Future

- **Architectural Standard:** 물리적 법칙($1/f$)을 거스르는 아키텍처는 확장에 실패한다. Factorization이 표준이 되어야 한다.
- **Data Policy Shift:** "Longer is better"는 개인 정밀 의료의 영역이다. **AI 바이오뱅크**는 "**More is better (N)**"로 전략을 수정해야 한다.
- **Conclusion:** 우리는 Scaling Wall을 넘어섰으며, 이는 fMRI AI가 '장난감 모델' 단계를 지나 '**실용적 과학 도구**'로 진화했음을 선언한다.

[Methods Section: Rigor & Reproducibility]

- **Stratified Sampling:** $N \times T$ 실험의 신뢰도를 위해 나이, 성별, **Head Motion(FD)** 분포를 엄격히 통제했음을 명시.
- **Evaluation Protocol:** 모든 평가는 **Held-out Set** 및 **External Datasets**에서 수행되었으며, Linear Probing은 엄격한 Cross-Validation과 Hyperparameter Sweep을 거쳤음을 강조.

이 설계도는 선생님이 우려하시거나 에디터가 공격할 수 있는 지점들을 **"이것은 오류가 아니라 의도된 설계이며, 새로운 발견이다"**라는 논리로 승화시켰습니다. 이제 이 청사진을 따라 집필을 시작하시면 됩니다.