

UNSEAM: Uncertainty and Surprise in Event boundary Anxiety Modulation

OH Kyungjin / Connectome Lab

2025. 12. 09.

-

읽어주시는 커넥톰랩 선생님들께 드리는 말씀

회색 글씨는 분량상 너무 자질구레해질 것 같아서 추후 생략할 법한 정보들입니다.
검은 글씨 위주로 읽어주시면 감사하겠습니다. 구어체로 작성되어 다소 읽기 힘드실 수 있습니다... 너른 양해 부탁드립니다.
목차 순번을 달아두었기 때문에, 원쪽 '개요 표시' 탭에서 셙션을 자유롭게 오가며 읽어보실 수 있습니다.

(만약 시간 여유가 되신다면) 코멘트는 구글 닉스 댓글 기능을 사용하여 달아주시면 감사하겠습니다.
선생님들끼리 피드백을 공유하시는 데도 편리하고, 발표 이후 제가 피드백을 취합하여 확인하는 데도 도움이 될 것 같습니다.
감사합니다!

Summary

“Do anxious individuals segment the world differently?”

사건 경계(Event Boundary)는 뇌가 예측을 실패했을 때, 즉 '예측 오류(Prediction Error)'가 급증하는 순간에 생성됩니다. 불안은 바로 이 '예측 오류'를 처리하는 방식을 근본적으로 변화시킵니다.

구체적으로, 불안한 뇌는 잠재적 위협을 놓치지 않기 위해 감각적 예측 오류를 증폭시키는 과잉 경계(Hypervigilance) 상태를 유지합니다. 이는 일반인에게는 무시될 만한 미세한 감각적, 맥락적 변화조차도 불안한 사람에게는 '중요한 사건의 변화'로 인식될 수 있음을 시사합니다.

또한, 불안은 환경의 변동성(Volatility)에 따라 학습률(Learning Rate)을 유연하게 조절하는 능력을 저하시킵니다. 남들은 상황이 안정되었다고 판단할 때도, 불안한 뇌는 여전히 세상이 급변하고 있다고 믿으며(높은 기저 변동성, Omega), 끊임없이 상황 모델을 갱신하려 들 것입니다.

이러한 계산적 기제가 실제 사건 경험에 적용된다면 어떤 현상이 나타날까요? 저는 불안이 단순히 '걱정'을 늘리는 것을 넘어, 세상을 인식하는 시간적 단위 자체를 조각낼 것이라고 보았습니다. 이에 따라 다음과 같은 네 가지 가설을 검증하고자 합니다.

- **H1 (Hypersegmentation):** 불안이 높을수록 작은 변화에도 민감하게 반응하여, 더 빈번한 신경 사건 경계(Neural Event Boundary)를 만들 것입니다.
- **H2 (Idiosyncratic Segmentation):** 불안이 높을수록 객관적인 사건 흐름보다는 주관적인 위협 탐지에 몰두하므로, 집단 평균(Normative) 경계 패턴과의 일치도(Alignment)가 낮아질 것입니다.
- **H3 (Hierarchical Specificity):** 이러한 과잉 분절은 단순히 감각 영역뿐만 아니라, 상황을 해석하는 고차 연합 영역(AG, PMC)에서도 뚜렷하게 나타날 것입니다.

- **H4 (Computational Mechanism):** 이러한 현상은 HGF 모델의 파라미터(높은 Omega, 경직된 Learning Rate)로 설명될 수 있을 것입니다.

Presentation Script

안녕하세요, 발표 시작하겠습니다. 오늘은 제 연구 발표입니다.

심리학의 목표는 흔히 사람의 마음과 행동을 묘사하고, 설명하고, 예측하는 것이라고 알려져 있는데요. 이 ‘사람과 마음과 행동’을 어떤 것으로 정의하느냐에 따라 사람의 마음과 행동에 대한 과학적인 접근법도 달라질 것입니다.

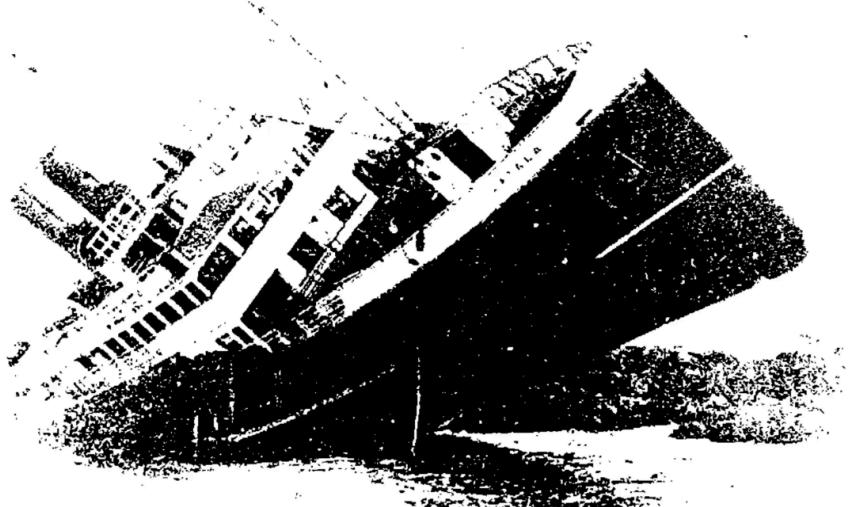
저는 사람의 마음이 ‘내러티브 생성 공장’이라는 기준의 견해를 이어받아 심리학 연구를 진행합니다. 저는 인간이 어떻게 세상에 대한 이야기를 만들어 나가는지, 그를 통해 각자가 어떻게 세상을 인식하고 주관적인 이해를 만들어 나가는지에 대해 관심을 갖고 있습니다. 특히 그중에서도 불안한 사람들이 만들어나가는 마음 속 이야기에 초점을 맞출 것입니다.

연구 제목은 (아직 가제이지만) “UNSEAM: Uncertainty and Surprise in Event boundary Anxiety Modulation”입니다. 여기서 키워드는 event boundary, anxiety, uncertainty 그리고 surprise인데요. 각각이 어떻게 연결되어 저의 연구 주제를 이루는지 그 연구 배경에 대해 소개해드린 후, 구체적인 연구 방안에 대하여 말씀드리겠습니다.

오늘 발표를 통해 선생님들께 ‘이게 좀 괜찮아 보이는지’에 대한 피드백을 받고, 제 연구 질문을 푸는 데 있어 제안드리는 연구 방법이 알맞는지에 대한 의견을 듣고 싶습니다.

Event Segmentation Theory establishes prediction error as the mechanism underlying boundary detection

내러티브, 즉 이야기는 단순히 즐거움을 주는 매체를 넘어, 인간이 세상을 이해하고 시간을 인식하는 가장 기본적인 도구입니다. 그렇다면 이 이야기 구조를 지탱하는 가장 작은 단위는 무엇일까요? 영미권 대학에서 가장 널리 쓰이는 서사학의 표준 교과서인 *The Cambridge Introduction to Narrative*는 내러티브를 다음과 같이 명료하게 정의합니다: “Narrative is the representation of an event or a series of events”([Abbott, 2008, Cambridge University Press](#)). 이때 내러티브의 가장 기본 단위가 events인 걸 확인하실 수 있습니다. 즉, 우리가 어떻게 이야기를 만들어내는지를 이해하려면, 먼저 우리 뇌가 끊임없이 흐르는 시간 속에서 어떻게 ‘사건’이라는 매듭을 짓는지부터 살펴보아야 합니다.



내러티브화하는 것을 resist할 수 있나요?

- 이렇게 정적인, 움직이지 않는 scene에도 내러티브 시간을 삽입하는 인간의 경향성은 마치 반사와 같이 자동적인 것처럼 보인다.
 - 우리는 뭐가 거기에 있었는지뿐만 아니라, '뭐가 일어났는지(what happened)'도 알고 싶어하기 때문에.



Rembrandt, Belshazzar's Feast. National Gallery, London.

- 심지어 그림에 어떤 구체적인 story가 묘사됐는지에 대해 알지 못할 때도, we are tempted to look for a story!
 - 우리 마음 속의 내러티브 템플릿을 활성화시킴.
 - 누군지 어떤 구체적인 이야기인지 모르지만, 일단 뭔가 들고 있다는 게 사건이 happening fast하다는 걸 알려줌. 애원하듯 드레스 자락을 잡은 남자... 어떤 이야기가 벌어질지에 대한 expectation을 갖게 된다. 그를 밀쳐내거나, bow로 때려서 남자가 정신을 차리거나, 여자가 원하는 원치 않은 굴복하거나...
 - 이 uncertainty가 이 그림에 매우 많은 에너지를 준다.



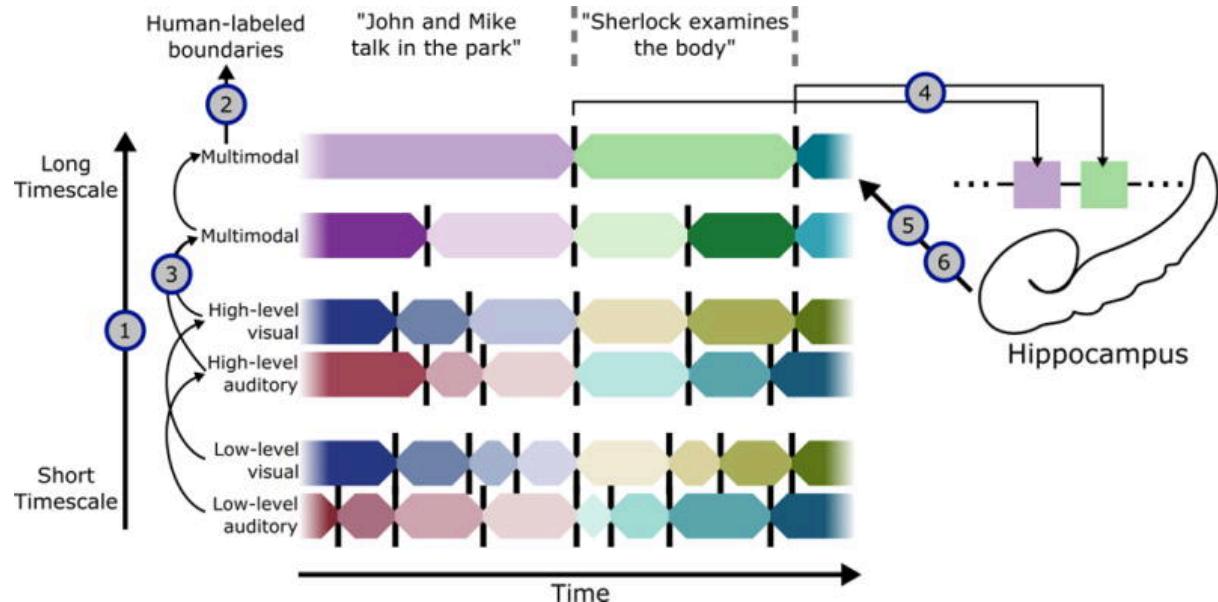
Michel Garnier, La douce résistance (1793). Private collection.

- 우리가 보는 걸 시간과 장소에 어떻게든 situate시키려는 즉각적인 노력이 그림을 임팩트 있게 만든다. 아래 그림을 충분하게 설명하는 내러티브를 만들어낼 수 있을까?

예를 들어, My dog has fleas (내 개는 벼룩이 있다) → 이것은 상태에 대한 묘사일 뿐 내러티브가 아닙니다. 반면, My dog was bitten by fleas (내 개가 벼룩에게 물렸다)는 → 아주 작은 일이지만 사건이 발생했으므로 내러티브입니다. 즉, 사건은 내러티브를 만드는 최소한의 구성 요소(building blocks)입니다. 이야기는 사건들을 다시 표현(재현)한 전체 결과물인데, 이때 사건들이란 시간 순서대로 발생하는 사건의 연쇄입니다. (예: 왕이 죽고, 그 슬픔으로 왕비가 죽었다).

바로 여기에서 심리학의 사건 분할 이론(Event Segmentation Theory, 이하 EST)이 출발합니다. 내러티브의 기본 단위가 event임은 방금 인용한 서사학뿐만 아니라, 인지과학 및 심리학에서도 받아들이고 있는 기본 전제입니다. 사건 분할 이론은 인간이 연속적인 경험을 있는 그대로 받아들이는 게 아니라 분리되어 있고(discrete) 의미가 있는 이벤트(사건) 단위로 자동적으로 나눈다고 주장합니다. 가장 근본 작업은 Zacks의 2007년

논문에서부터 진행되었는데요(Zacks et al., 2007, *Psychological Bulletin*). (앞으로 Event boundary를 찾아보실 분들은 이분의 저작들을 참고하시면 도움이 될 것입니다.) EST에서는 한 이벤트와 다음 이벤트가 나뉘는 경계, 즉 event boundary가 생기는 핵심 원리가 바로 ‘변화(change)’라고 요약합니다.



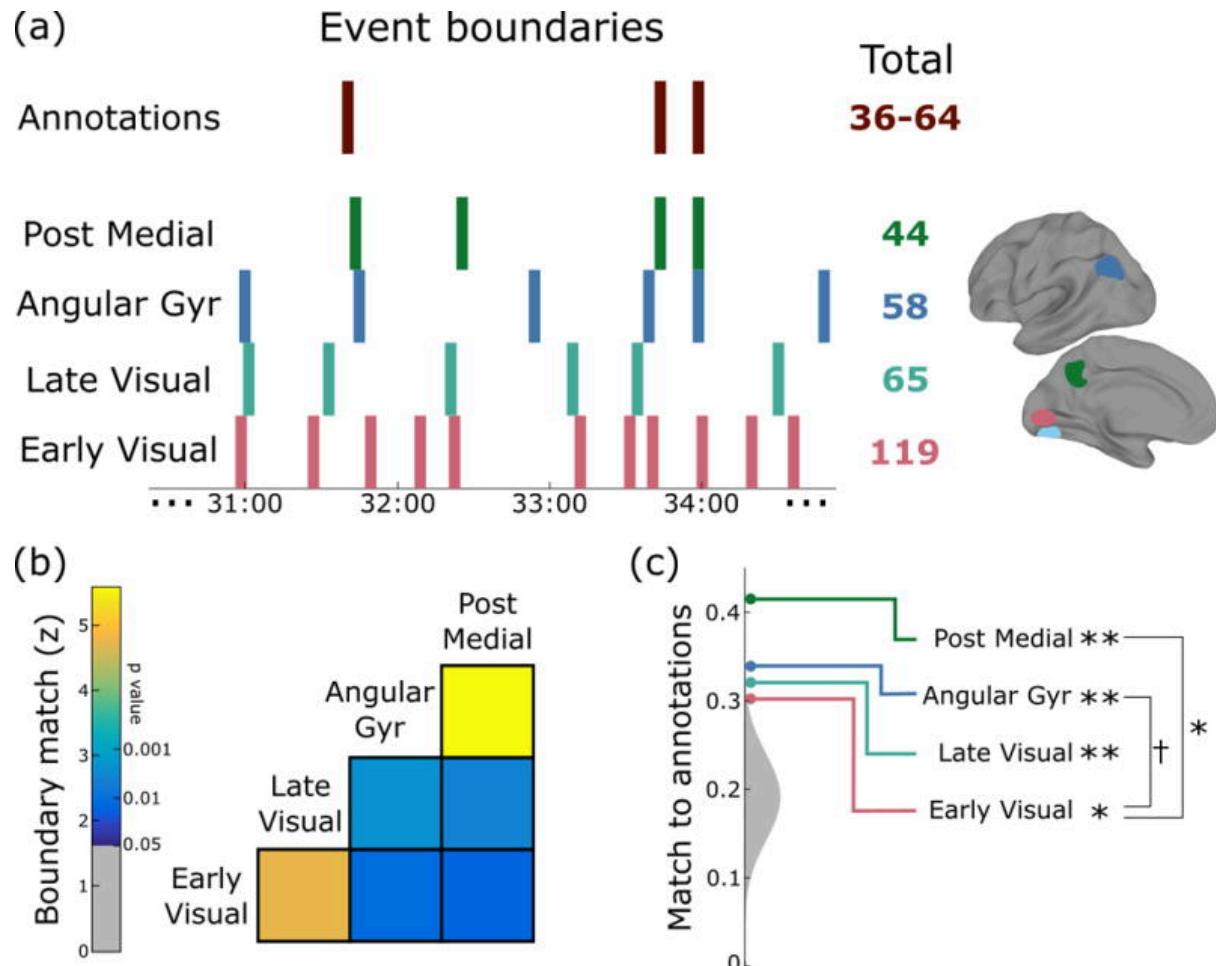
(Figure credit: Baldassano et al.(2017), Figure 1)

더 구체적으로는, Zacks는 event boundary가 언제 생기는지에 대한 응답으로 ‘prediction error에 일시적인 증가가 있을 때’, 즉 미래에 대해 실시간으로 계속 예측하고 있는 상황에서 그 예측이 빗나갔을 때 event boundary가 생겨난다고 주장했습니다(when there is a transient increase in prediction error – moments when predictions about the near future become inaccurate)(Baldassano et al., 2017, *Neuron*). 즉, 저희 저널 클럽에서도 꾸준히 언급되었던 prediction error가 event boundary와 아주 밀접한 연관을 맺고 있으며, 심지어 event boundary의 핵심 생성 원리이기도 한 것입니다. 우리의 인지 시스템이 포스트잇처럼 잠깐 남았다가 사라지는, 이른바 ‘작업 기억(working memory)’에서 지금 무엇이 일어나고 있는지에 대한 event model을 유지하고 있다가, prediction error가 누적되면, event model이 업데이트되면서, perceived event boundary가 생겨납니다.

예를 들어, 지금 랩미팅을 듣고 있는 와중에도 우리 뇌에는 지속적으로 시각, 청각 등 각종 감각 정보가 마치 카오스처럼 쏟아져 들어오고 있을 것입니다. 그것만으로는 저희에게 의미가 없습니다. 이 랩미팅의 내용과 구조에 대해 ‘인식’하고 ‘이해’하기 위해서는 각 시간을 의미 있는 사건과 내용으로 기억에 입력시키는 것이 중요하기 때문입니다. 이렇게 지속적으로 예측 기계가 돌아가면서 사건 경계를 나누던 중에 제가 예를 들어 손을 이렇게 흔들면, (아마 이건 예상하지 못하셨을 테니), prediction error가 높아졌을 것이고, 아마 많은 분들의 머릿속에는 event boundary가 생겼을 것입니다.

이렇게 event boundary가 prediction error에 기반한다는 건 GPT를 기반으로 한 LLM 연구에서도 간접적으로 validate되어 왔습니다. 23년에 나온 연구에 따르면(Kumar et al.,

2023, *Cognitive Science*), GPT-2를 통해 예측한 Bayesian surprise가 인간이 이야기를 들을 때 내리는 event segmentation과 유의한 상관이 있다는($r \approx 0.3-0.4$) 보고가 있었습니다.



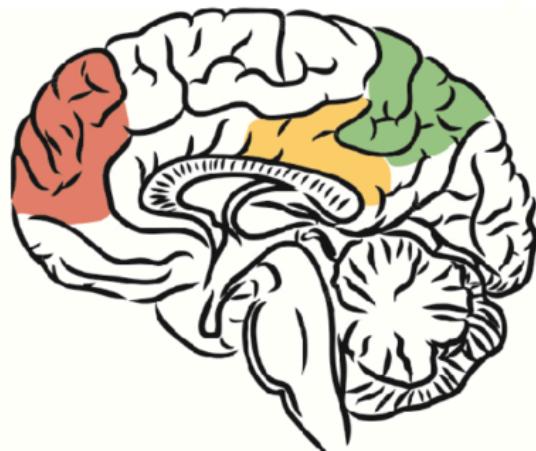
(Figure credit: Baldassano et al.(2017), Figure 4)

이런 event boundary들은 다 같은 boundary가 아니고, 의미 단위, 그리고 시간의 흐름에 따른 위계를 가지고 있습니다. fMRI 데이터로부터 검출된 neural event boundary들을 다른 2017년 연구에서, event boundary가 nested timescale hierarchy를 가지고 있음이 대표적으로 주장되었습니다(Baldassano et al., 2017, *Neuron*). 즉 뇌의 서로 다른 영역이 서로 다른 길이의 사건을 위계적으로 추적한다는 것인데요. 이때 위계란 크게 3개 단계로 나뉩니다. 첫째로 뇌의 감각 영역(V1, A1같은 1차 시각/청각 피질)에서 인식되는 low-level한 감각 특징 변화(e.g., 화면 컷, 배경음악 변화, 조명 변화...)에 의해 짧은 이벤트들이 생성됩니다. 둘째로, 행동/상호작용 단위로 잘리는 이벤트들(e.g., ‘두 사람이 악수함’, ‘차가 출발함’ 정도의 길이의 이벤트)이 STS(상측두고랑)에서 처리됩니다. 마지막으로, 가장 상위 단계인 추상적인 상황/의미에 대한 이벤트(e.g., 취업 면접, 이별 장면, 화해...)는 angular gyrus(단어/문장/맥락 통합하여 의미 파악, 수 처리, spatial attention, theory of mind, episodic retrieval)나 posterior medial cortex(precuneus, PCC, retrosplenial cortex 포함; self-referential processing, episodic memory, 공간 내비게이션, 상상, 맥락 통합, 상황을 내 경험/지식과 연결 짓는 역할)와 같이 상위 연합 영역들에서 인식됩니다. 그래서 결과적으로

감각 영역들의 뇌 상태는 훅훅 바뀌는 반면, 고차 영역들의 상태는 드물게, 드문드문 바뀌게 됩니다. 바로 이 고차영역의 경계가 사람들이 행동적으로 보고하는 ‘사건이 바뀌었다’고 말하는 지점과 거의 일치합니다.

특히, 이 큼직큼직한 상위의 이벤트 바운더리들은 해마 활동에도 아주 긴밀한 연관이 있는데, 이 바운더리가 있을 때마다 해마 활동이 증가하는 ‘binding’ 현상이 지속적으로 보고되어 왔습니다. 이때 해마가 원래 일화 기억(내가 언제 어디서 뭘 했는지에 대한...)과 밀접한 관련이 있는 영역인 만큼, 결국 **event boundary**가 이후 그 이벤트를 회상할 때 그 사건이 보고될 확률을 높이고, 자유 회상 시 encoding 때와 비슷한 뇌 영역 활성화 패턴이 빠르게 다시 나타나는 것(pattern reinstatement during later free recall)을 예측했다고 합니다. 이는 **event boundary**가 성공적인 기억 만들기(인코딩)에도 아주 중요한 역할을 한다는 점을 알려줍니다.

정리하자면, **event boundary**는 뇌가 지속적으로 눈앞에 벌어지는 이벤트를 예측하다가 이벤트에 변화가 생겼을 때 누적되는 예측 오류에 의해 발생하는 것이고(**prediction error**, **bayesian surprise**와의 연관), 특히 이중에서도 큼직큼직한 이야기 흐름을 담고 있는 큰 단위의 **event boundary**들은 (1)이야기를 이해하고 (2)이야기를 나중에 기억하는 데 모두 중요합니다. 우리 뇌는 **Event boundary** 생성 기계이자, 나아가 그 이벤트들을 사건 단위로 한데 저장해 두었다가, 나중에 사건들을 조각보처럼 엮어 이야기를 만드는 이야기 생성 공장이기도 한 것입니다.



- Medial Prefrontal Cortex
- Posterior Cingulate Cortex
- Precuneus
- Angular gyrus



(Figure credit: Oldoni et al., 2024, Brain Sciences, Figure 3.)

주요 neural correlates로는 딱 한 군데가 아닌 distributed network가 언급됩니다. Hippocampus(specific and salient by consensus; Ben-Yakov & Henson, 2018, *Journal of Neurosci.*), hippocampal-cortical communication(Reagh et al., 2023, *Neuron*), especially posterior medial network(PMN) of the DMN including PCC, retrosplenial cortex, and angular gyrus(Barnett et al., 2023, *Neuron*), the DMN(mPFC, PCC, precuneus, angular gyrus), particularly angular gyrus and posterior medial cortex for situation models가 자주 등장합니다.

Individual differences in neural event boundaries reveal clinically relevant variation

최근의 연구들은 event boundary의 common coding에 집중해왔습니다. 즉 사람들 사이에서 가장 많은 동의(agreement/consensus; 영화를 보던 중 이벤트 경계라고 생각되는 지점에서 버튼을 누르는 방식으로 데이터 취합)를 받은 바운더리를 event boundary로 정의하고, 그때 일어나는 인지, 행동, 과제 수행률, 그리고 기억을 보기 위해 각각의 뇌를 그 공통의 바운더리에 맞추어 분석하는 방식인데요.

대부분의 사람들이 비슷한 지점에서 경계를 보고하기는 합니다. 특히 큰 경계, 예컨대 장소 이동이나, 시간 점프, 주요 인물 퇴장 등에서는 높은 일치도를 보입니다. 평균 관찰자 간 상관은 0.6-0.8 정도가 나오고요.(citation 추가 요망)

그러나 여기에서 봐야 할 주요 개인차 포인트가 2가지 있습니다. 첫째는 event boundary를 누르는 분절 행동 빈도에서의 개인차입니다. 어떤 사람은 많이/자주 누르고, 어떤 사람은 적게 누릅니다. 특히 작은 변화에서 나타나는 세부 경계는 일치도가 급격히 떨어지고, 같은 영화를 봐도 개인마다 총 경계 수가 2-3배 정도 차이가 날 수 있습니다. 세부 경계의 개인차는 무시하고, 공통적으로 겹치는 경계만 보다보니 상관이 높게 나오는 것입니다.

둘째는 신경 경계(neural boundary)의 개인차입니다. 앞서 말씀드린 행동 경계는 의식적 보고에 의존하므로 편향이나, 반응 역치에 따른 개인차, 과제 이해도 등 외부 변인에 의해 영향을 받기 쉽습니다. 반면 우리 뇌가 실제로 느끼는, 하지만 행동으로는 미처 보고되지 못한 neural event boundary도 분명 존재할 것인데, 이런 neural event boundary는 데이터를 기반으로 추출되므로 이러한 편향에서 자유롭고 인식적인 ‘진짜’ event boundary를 연구하는 데 도움이 됩니다.

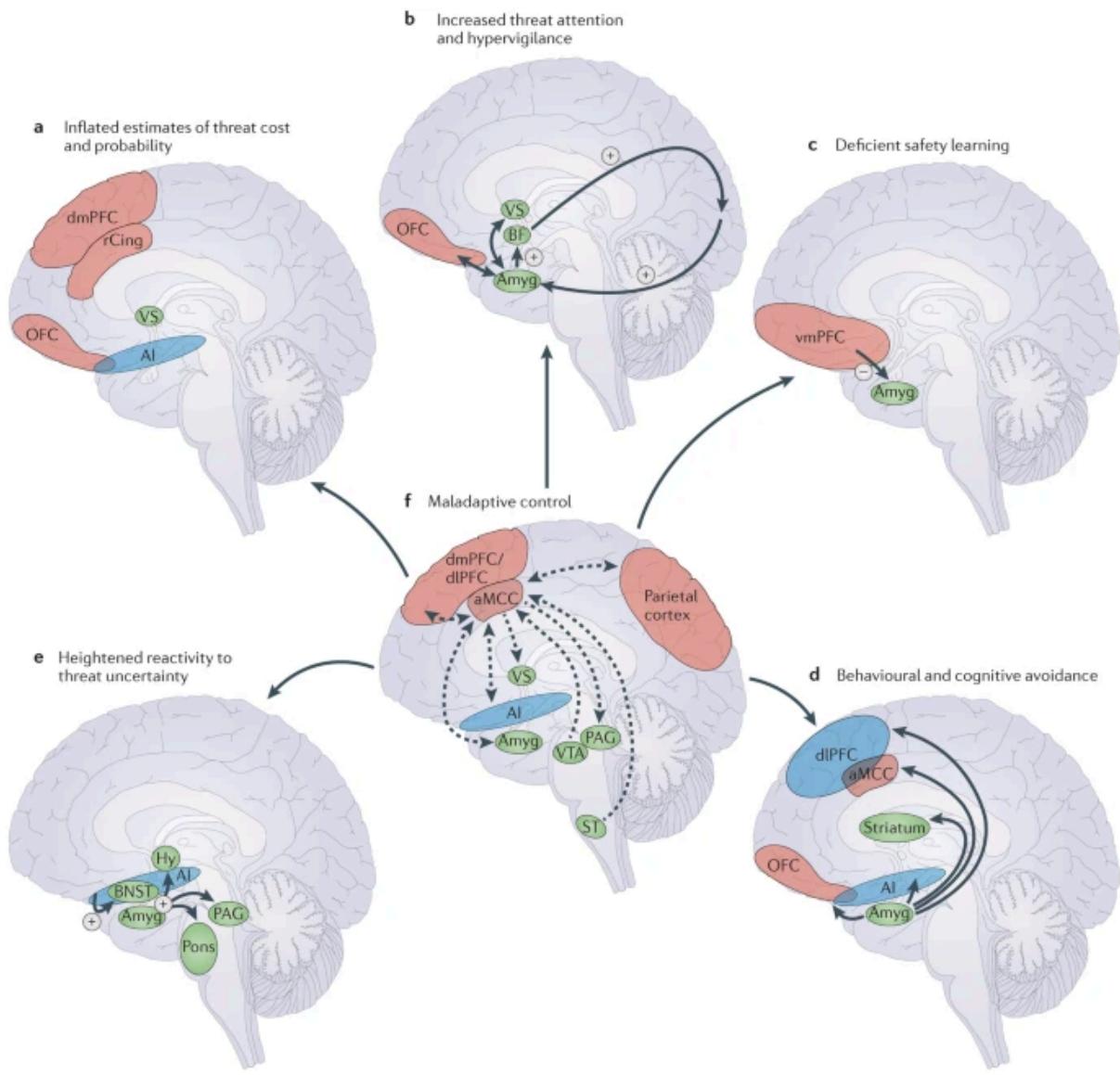
이에 Event boundary 연구 필드에서는 이 둘을 분리하여 보고 있습니다(neural vs. behavioural event boundary). 대표적으로 23년의 Cerebral Cortex에 발표된 연구에서는 Posterior-to-Anterior Gradient에 따른 신경 경계의 개인차에 대하여 언급합니다(Sava-Segal et al., 2023, *Cerebral Cortex*). Posterior, 즉 주된 감각 피질에서는 개인 간 경계 일치도가 높아서($r \sim 0.7-0.8$) 모두 비슷한 감각 변화를 탐지한 반면, 중간 단계인 STS에서는 경계 일치도가 점점 떨어지더니, 상위 단계인 AG, PMC에서는 0.3-0.4의 낮은 상관이 나타나 서로 다른 변화를 감지했음이 드러났습니다. 즉 모두 비슷한 감각 변화를 탐지하지만, 실제로 행동의 변화나 상황의 변화에 대한 ‘해석’으로 올라갈수록 사람마다 개인차가

커지는 것입니다(event boundary alignment across subjects is highest in sensory regions(normative) and lowest in higher-order association regions(idiosyncratic)). 즉, 우리는 같은 것을 보지만, 같은 것을 이해하지는 않는 것이죠.

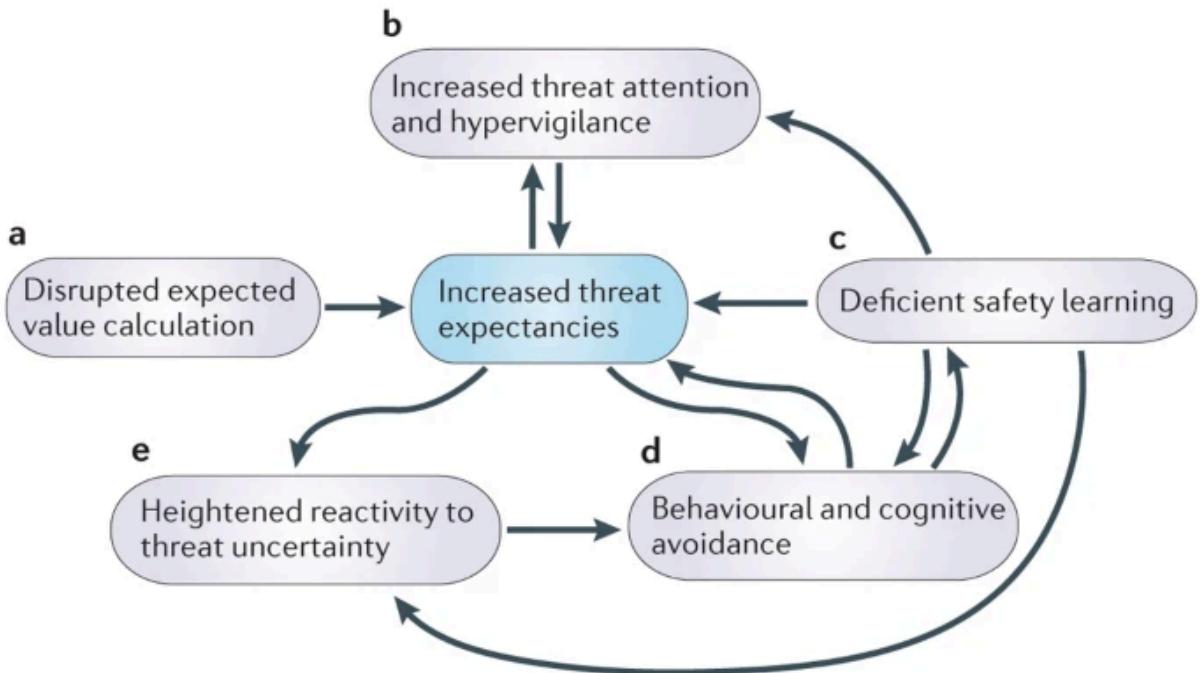
특히 재미있는 것은, (앞서 큼직큼직한 사건 경계가 기억에도 중요하다고 말씀드렸는데요) STS, AG, Precuneus 등 고위 영역에서 나타난 사건 경계의 유사성이, 어떻게 영화가 기억되고 평가되었는지에 대한 유사성을 예측했다고 합니다. 즉, 개인마다 고위 영역에서 사건을 어떻게 나누었느냐에 대한 개인차가 그 사람이 영화를 어떻게 기억하는지, 또 (좋은 느낌, 나쁜 느낌 중) 어떤 방향으로 영화를 평가하는지에 대한 의미와 주관적 해석도 반영한다는 점에서 기능적 중요성을 갖는 것입니다. 사건 경계를 어떻게, 어떤 지점에서 나누는지의 개인차가 우리가 그 사건을 어떻게 기억할지를, 각자의 주관적 세계를 결정합니다.

Anxiety fundamentally alters prediction and uncertainty processing

이러한 개인차에 더더욱 기여할 것이라고, 제가 연구에서 추정하고 있는 것이 바로 개인의 불안도입니다. 불안은 예측 처리를 방해합니다. 2013년 한 연구([Grupe & Nitschke, 2013, Nat Rev Neurosci](#))는 Uncertainty and Anticipation Model of Anxiety, 줄여서 UAMA를 발표했는데요. 이 모델에서 5개의 비적응적인 프로세스에 대해서 구분했습니다: (1)inflated threat estimates, (2)hypervigilance, (3)deficient safety learning, (4)behavioural/cognitive avoidance, and (5)heightened uncertainty reactivity.



Nature Reviews | Neuroscience



Nature Reviews | Neuroscience

(Figure credit: Grupe & Nitschke, 2013, Nat Revs Neurosci., Figure 1, 2)

여기서 불안과 예측 오류 간의 중요한 연결고리가 생깁니다. 불안은 뇌의 '신호 탐지 민감도'를 비정상적으로 높이는 기제, 즉 '과잉 경계(Hypervigilance)'를 유발합니다. 일반인에게는 무시될 만한 작은 감각적 변화(noise)조차, 불안한 사람의 뇌에서는 중요한 사건의 변화로 인식되어 예측 오류(Prediction Error)를 터뜨릴 수 있습니다. 결국 불안한 뇌는 세상을 더 위험하고 급변하는 곳으로 인식하기 때문에, 끊임없이 상황 모델을 갱신하려 들 것이고, 이것이 바로 '과잉 분절(Hypersegmentation)'로 나타날 것이라는 게 제 핵심 가설입니다.

또한 2017년 “Unpredictive Brain Under Threat”이라는 제목을 가진 neurocomputation 연구에서도, 불안이 **amplified ascending sensory prediction errors**와 **diminished descending predictions**를 함께 만들어낸다는 결과가 있었습니다(Corn well et al., 2017, *Biological Psychiatry*). 사건 경계가 prediction error에 기반하는 것 아니 만큼, 불안이 만들어낸 hypervigilance가 사건 경계에 대한 hypersensitivity(amplified ascending sensory prediction errors)로 이어질 수 있습니다. 그러나, 동시에 상충하는 evidence도 있었는데요. 같은 해에 나온 다른 연구(White et al., 2017, *American Journal of Psychiatry*)에서는, 범불안장애(GAD) 환자들이 vmPFC와 striatum에서 ‘줄어든’ 보상 관련 prediction error를 보인다는 보고도 있었습니다. 이를 토대로 볼 때, 불안이 무조건 모든 종류의 prediction error를 증대시키는 건 아닌 것처럼 보입니다. 어쩌면 sensory prediction과 reward prediction system 사이에 dissociation이 있다는 것을 암시하는 듯했습니다.

불안은 주의집중의 범위를 좁힙니다. 불안으로 인해 (arousal이 아닌) 위협을 느끼면, attentional narrowing이 생겨서, 작은 주변부의 정보들은 무시하고 중요한, 위협과 관련된

처리를 높여서 tunnel vision 효과를 자아냅니다(Van Steenbergen et al., 2011, *Frontiers in Psych*).

불안은 감정적인 사건이 실제보다 오래 지속된다고 느끼는 temporal overestimation도 만들어냅니다. 그리고 흥미롭게도, event boundary가 촘촘할수록 그 사건을 더 길게 느끼는 경향 역시 지속적으로 보고되어 왔습니다. 이런 결과들을 볼 때, 불안한 사람들은 사건을 더 잘게 쪼개는 경향이 있어서, 더 오랜 시간을 느끼는 게 아닌가-하는 의심을 해볼 수 있습니다.

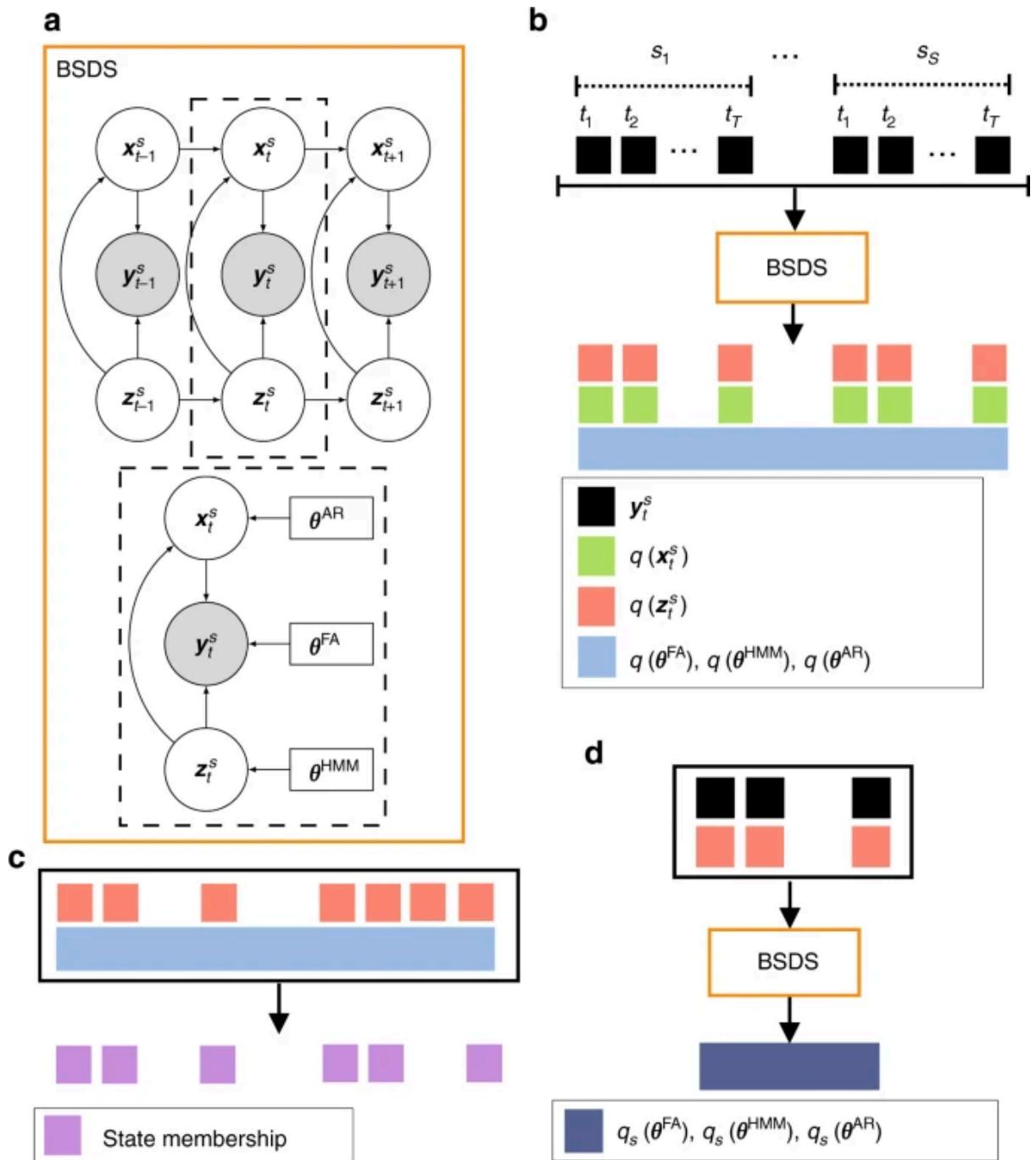
게다가 event boundary는 그 사건에 담긴 감정적인 기억을 외부 맥락으로부터 보호하는 역할을 하기 때문에, 불안에서의 과잉 경계 분할이 불안을 지속시키는 원인이 될 수 있음을 시사하기도 합니다(Dunsmoor, 2018, *Nat Human Behavior*).

Methodological approaches range from behavioral paradigms to deep learning

행동 Event boundary(“normative boundary”) 생성을 위한 전통적인 방법: 참여자들이 자극을 접하면서 “한 이벤트가 끝나고 다음 이벤트가 시작될 즈음” 버튼을 누르고 → 눌러진 버튼들을 sliding window나, Gaussian kernel density estimation(전형적으로 3-5초 정도)으로 취합하는 편입니다.

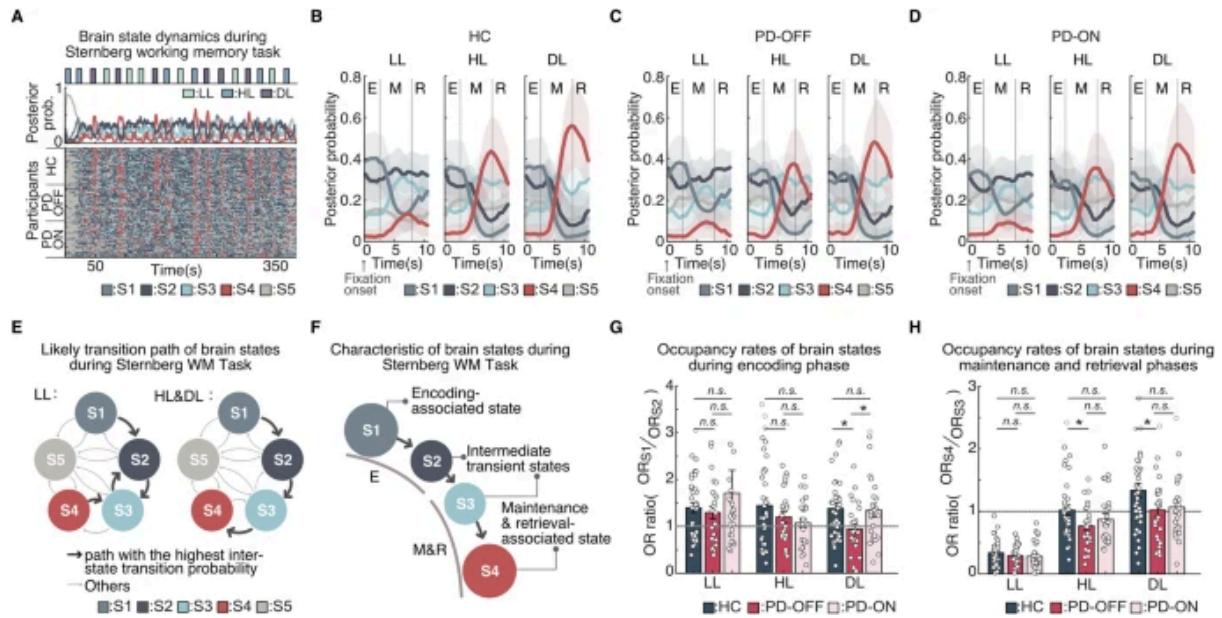
HMM(Hidden Markov Model): Baldassano et al.(2017)에 의해 본격적으로 도입되었습니다. event boundary를 뇌 활동의 안정적인 패턴 간의 이동(shifts between stable patterns of brain activity)이라고 가정하고, 이 독특한 공간적 활동 패턴을 갖고 있는 잘 분리된 상태들이 자극을 접하는 동안 어떠한 시퀀스를 따르며 전환될 것이라는 걸 가정하는 모델입니다. 모델이 예측하는 값은 (1)상태 활동 패턴(event acitivity pattern), 각 timepoint마다 각 상태에 속할 확률(probability of belonging to each event at each timepoint), 그리고 상태의 최적의 수(optimal number of events)입니다. 패키지는 주로 BrainIAK toolbox를 주로 사용하고요. 한계로는 event number의 수를 미리 정해주어야 한다는 점, 그리고 fMRI 데이터에 바로 HMM을 적용하기 때문에 노이즈에 취약하다는 점이 있습니다. 게다가 결정적으로 HMM은 뇌의 역동성을 온전하게 담아내지 못합니다. 이를 보완하기 위해...

BSDS(Bayesian Switching Dynamical Systems): Taghia et al.(2018, *Nat Comm*)에 의해 처음 도입되었습니다. HMM의 상위 호환 버전이라고 할 수 있는데요. BSDS는 간단히 말해 fMRI를 latent space variables로 압축한 뒤 HMM을 적용하는 비지도학습의 일종을 말합니다. 이때 잠재 공간 변수로 압축하는 차원축소 방법은 요인 분석(factor analysis)을 쓰고요. 또, 각 timepoint마다의 잠재 공간 변수가 서로 autoregressive하게 이어지도록 AR 모델을 사용하여 temporal dynamics를 반영합니다. 한 마디로 BSDS는 뇌가 한 상태에 머물 때조차 그 안에서 일어나는 미세한 시간적 흐름을 autoregressive 모델로 포착해내는 모델이라고 할 수 있습니다.



(Figure credit: Taghia et al., 2018, figure 1)

BSDS의 주요 장점은 HMM과는 달리, Bayesian 프레임워크를 통해 state의 수를 모델이 데이터를 기반으로 알아서 자동으로 설정한다는 것입니다(bayesian nonparametric). 또 HMM과는 달리 temporal dynamics를 반영 하므로 integrated dynamic connectivity modeling이 가능하고, 전환 상태를 명시적으로 알아볼 수 있다는 장점이 있습니다.



(Figure Credit: Lee et al., 2025, Figure 3)

이 BSDS는 올해 Nature communications에도 출간되었을 만큼, HMM의 최신 상위 버전으로 아주 잘 쓰이고 있는 방법론입니다(Lee et al., 2025, Nat Comm). 각 사람마다 BSDS 모델을 피팅해서 파킨슨병을 가진 사람들이 도파민 약물을 처방받았을 때 작업 기억에 어떤 영향을 받는지, 구체적으로는 작업 기억 태스크를 하면서 뇌의 state가 얼마나 자주 바뀌고, 얼마나 넓은 variation을 보이는지, 그 상태마다 어떤 뇌 영역이 활성화되는지의 개인차를 집중적으로 본 것이 흥미로웠습니다.

사실 BSDS는 저번 KHBم에서 처음 접했는데요. 카이스트 뇌인지과학과 이병욱 교수님이 진행하시는 발표를 통해 알게 됐습니다. 저자에게 naturalistic brain data에도 이 패러다임을 적용할 수 있을지 여쭤봤는데 block design 데이터에만 적용해보셨고 movie-watching paradigm에는 적용을 안 해 보셨다고 해서 흥미가 생겼습니다. BSDS의 하위 호환 버전인 Hidden Markov Modeling이 이미 narrative perception에서 거의 canonical methodology 중 하나로 사용되고 있는 상황인데 (예전 studyforrest 저널 클럽에서 다뤘던 2023년 nat comm 논문(Yang et al., 2023, Nat Comm)도 HMM을 사용한 것이었습니다), 그것보다 좀 더 진화된 버전이 아직 안 쓰였다는 게 신기해서요. 한 번 적용하여 효과적인 baseline을 마련해보려고 합니다.

feature	HMM	BSDS
state 수	미리 정해짐	자동으로 정해줌 (Bayesian)
dynamic connectivity	post-hoc	integrated
latent space	none	factor analysis
best application	naturalistic perception	cognitive task paradigms
main publication	Baldassano et al.(2017) Yang et al.(2023) Sava-Segal et al.(2023)	Taghia et al.(2018) Lee et al.(2025)

Hierarchical Gaussian Filter(HGF) provides a computational framework for anxiety-related learning differences

나아가 딥러닝 프레임워크 역시 적용해보려 하는데요. 저도 SwiFT를 써서 이 baseline들에 대해 다른 방식으로 접근하고 싶었는데, 교수님께서 행동 variable을 바로 예측하려고 하면 fMRI에서 곁으로 드러나는 행동까지 너무 거리가 머니까, 그 사이 단계인 – 행동을 모델링하는 파라미터들을 예측해보자 하고 제안해주셔서 그 방법을 따라보려고 합니다.

행동을 잘 모델링하는 파라미터로는 Hierarchical Gaussian Filter(HGF)를 써보려고 합니다.

Mathys et al.(2011, *Front Hum Neurosci*; 2014, *Front Hum Neurosci*)에서 처음 소개되었고, Bayesian framework를 통해 개인이 어떻게 불확실한 상황 아래에서 배우는지에 대해 모델링합니다. 참가자가 반복적으로 왼쪽 오른쪽 중에서 선택을 하면, 선택에 따라 보상/처벌이 주어지고, 보상 확률이 시간에 따라 변하는 학습 과정을 메인으로 합니다. HGF는 참가자의 선택 시퀀스를 보고 “이 사람은 환경 변화를 어떻게 추적하고 있는가”를 역추론해서 모델의 파라미터를 추정합니다. 주요 파라미터로는 kappa(위계 간 coupling strength), omega(baseline 환경 변화율을 결정하는 tonic log-volatility), 그리고 learning rate(precision-weighted prediction error로서 역동적으로 계산됨. 이때 precision = inverse variance)를 포함하여 3가지가 있습니다. learning rate는 precision ratio에 기반하여 적응적으로 정해집니다. 낮은 레벨에서는 Value Prediction Errors(VAPEs)가, 높은 레벨에서는 Volatility Prediction Errors(VOPEs)가 이루어진다고 보입니다.

Iglesias et al.(2013, *Neuron*)는 자극에 대한 낮은 레벨의 prediction error가 dopaminergic midbrain(VTA/SN)에 맵핑됨을 보였고, 반면에 자극의 확률에 대한 높은 레벨의 prediction error는 cholinergic basal forebrain에 맵핑됨을 보였습니다.

이와 연결되어, anxiety 연구 중 중요한 발견이 있었는데, 바로 높은 특질 불안이 learning rate의 감소된 적응(reduced adaptation of learning rate)과 연관된다는 것이었습니다(Browning et al., 2015, *Nat Neuro*). 불안이 낮은 사람들은 bayesian 모델과 일관되게, 변화하는 환경 volatility에 따라 learning rate를 업데이트했지만, 불안이 높은 사람들은 불확실성에 대한 meta-learning 능력이 결손된 것으로 나타났습니다(stable to volatile environ., $r=-0.42$). 이 결손은 노르에피네프린 반응성을 나타내는 동공 확장 반응 역시 감소시켰습니다.

나아가, 올해 출간된 따끈따끈한 연구(Yan et al., 2025, *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*)에서는 불안한 사람들이 uncertainty를 stochasticity보다는 volatility로부터 인식한다는 결과를 보였습니다.

제 연구의 Emo-FilM데이터는 passive viewing이라 참여자가 선택하지도 않고 버튼도 안 누르고 그냥 보기만 합니다. HGF 세팅과 공통적인 것은 uncertain한 환경 자극 뿐입니다. 따라서 HGF를 피팅할 행동 데이터가 없습니다.

그래서 새로운 event boundary 보고를 ‘행동’ 데이터로 사용할 것입니다. 새 참가자 집단에게 영화를 보면서 “사건이 바뀌었다고 느낄 때” 버튼을 누르게 하면, 이 버튼 누름

시퀀스가 행동 데이터가 됩니다. 이때 영화의 실제 변화 시점을 환경의 진짜 상태로 두고, 참가자의 버튼 누름을 행동 반응으로 보고, HGF와 비슷한 모델을 피팅해볼 수는 있을 것 같습니다. 아니면, 비슷한 원리의 다른 모델인 Bayesian changepoint detection model을 써야 할 수도 있습니다.

HGF 파라미터들은 event boundary 탐지와 연결됩니다. event boundary는 본질적으로 환경의 volatility가 높아지는 순간, 즉 현재 상황 모델이 더 이상 유효하지 않아 업데이트가 필요한 시점입니다. HGF에서 omega(기저 volatility 추정)가 높은 사람은 환경이 자주 바뀐다고 가정하므로 → 더 빈번한 모델 업데이트, 즉 더 많은 event boundary를 가질 수 있습니다. 반면 Browning et al.(2015)에서 보였듯이 불안한 사람들은 learning rate 적응이 감소되어 있으므로, volatility 변화에 적절히 반응하지 못해 오히려 부적절한 시점에 경계를 만들거나(idiosyncratic boundaries), 필요한 시점에 경계를 놓칠 수 있습니다....

여기서 집단 지성을 구하고 싶은 부분이 있는데요... SwiFT로 HGF 파라미터를 예측한다는 계획에는 Ground Truth가 없다는 치명적인 약점이 있습니다... SwiFT가 학습할 정답지가 없고, 설령 Event boundary를 행동 변수로 쓴다고 해도 이에 연결되는 데이터 쌍이 턱없이 부족합니다. SwiFT를 잘 운용하려면 어떤 방법이 좋을까요?

- 대안?:
 - 이 데이터는 수동적 시청(Passive Viewing)이라 행동 데이터가 없지만, 우리는 BSDS 모델을 통해 각 참가자의 뇌가 얼마나 자주 상태를 바꾸는지(State Transition Frequency)를 알 수 있음.
 - HGF 이론에 따르면, 상태 변화가 잣다는 것은 환경의 변동성, 즉 'Omega(Volatility)' 값을 높게 추정하고 있다는 뜻과 수학적으로 통함. 따라서 BSDS로 추출한 Neural Parameter들을 HGF의 학습 파라미터(Learning Rate, Volatility) 공간으로 맵핑하여, 불안한 사람들이 정말로 '세상을 더 변덕스러운 곳(High Volatility)'으로 모델링하고 있는지를 검증할 수 있음...
 - 나아가 SwiFT를 써서, 수작업(Hand-crafted) 특징 없이 fMRI 원본 데이터만으로도 불안 수준을 예측할 수 있는지 살펴보고, XAI 기법을 통해 딥러닝 모델 또한 'Event Boundary' 시점을 불안 예측의 핵심 단서로 사용하는지 교차 검증 (Cross-validation)할 계획?

Proposed method

- Hypothesis
 - **H1: (Hypersegmentation)** 높은 특질 불안은 더 빈번한 neural event boundary와 연관될 것이다.
 - **H2: (Idiosyncratic segmentation)** 높은 특질 불안은 집단 평균 경계 패턴과의 낮은 정렬(alignment)과 연관될 것이다.

- **H3: (Hierarchical specificity)** 불안의 효과는 감각 영역, 그리고 고차 연합 영역 모두에서 두드러질 것이다.
 - **H4: (Computational mechanism)** HGF 파라미터 중 omega와 learning rate가 이러한 개인차와 유관할 것이다.
- Dataset: **Emo-FilM**([Morgenroth et al., 2025, Sci Data](#))
 - 선정 이유
 - neural activity and emotional processing during naturalistic viewing
 - trait anxiety의 개인차도 알 수 있고, continuous emotion annotation도 있음.
 - data
 - stimuli
 - 14 short films averaging 11 min and 26 sec each (fMRI 모두?)
 - totaling over 2.5 hours
 - annotation study (**N=44** raters)
 - continuous emotion annotations at 1Hz across 50 items
 - 13 discrete emotion terms plus 42 GRID-based Component Process Model items (covering appraisal, motivation, motor expression, physiological response, and subjective feeling)
 - 사건 경계의 proxy로 쓸 만한 것
 - novelty: “The event is unpredictable/novel”
 - surprise: “I feel surprised”
 - mean inter-rater agreement $r=0.38$ (range 0.29-0.54 across films)
 - fMRI (**N=30**, 18 females, mean age 25.83 (SD=3.6))
 - 3T, multiband EPI (**TR=1.3s**)
 - Preprocessed (FSL-based motion correction, 6mm spatial smoothing, high-pass filtering)
 - Questionnaire measures including the anxiety subscale
 - **DASS-21**(Depression Anxiety Stress Scales - Short Form): anxiety subscales mainly assessing acute physiological and psychological responses to perceived threats, distinguished from the stress subscale's focus on chronic tension (e.g., autonomic arousal, skeletal muscle effects, situational anxiety, and subjective anxious affect / 7 items) ([Henry & Crawford, 2005, The British Journal of Clinical Psychology](#))
 - BIS/BAS (행동 억제 및 활성화)
 - ERQ (정서 조절)
 - Big-5 Inventory
 - COVID-19 impact scales
 - 변수 설정
 - IV: DASS-21 불안 하위 척도 점수 (continuous variable)
 - DV:

- neural event boundary 빈도 (HMM/BSDS state transition 수)
 - neural event boundary의 집단 정렬도 (개인 vs. 집단 평균 경계 상관)
 - state dwell time and spatial dynamics
- 분석 방법
 1. HMM (Python BrainIAK): Baseline 모델로 neural boundary 시점 확인
 2. BSDS: 최적의 state 수 자동 결정, dynamic connectivity, occupancy rate 추출
 3. SwiFT: 4D fMRI data → HGF parameter(volatility에 따른 learning rate) estimation
 - a. 기존 HMM은 State 수를 지정해야 하는 한계가 있고, 딥러닝(SwiFT)은 해석이 어렵습니다. 따라서 본 연구는 BSDS를 통해 'Neural State의 구조적 동역학(state 수, transition 빈도)'을 정량화하여 H1, H2를 검증하고, SwiFT를 통해서는 고차원 fMRI 패턴에서 HGF 파라미터(Omega, Learning Rate)를 예측하는 Feature Extractor로 활용하여 H4(기제)를 설명하는 상호 보완적인 접근을 취할 것입니다.
 4. 상관/회귀 분석: DASS-21의 불안점수와 경계 관련 변수들(빈도, 정렬도 등)의 관계
- ROI
 - V1/A1, Angular gyrus(AG), posterior medial cortex(PCC, precuneus, retrosplenial), hippocampus(HPC), STS (위계적 처리 검증)

Expected Outcomes

- 예상 결과
 - **H1: (Hypersegmentation)** 불안이 높을수록 BSDS에서 도출된 neural state transition 빈도가 증가하고, 각 state의 지속 시간은 짧아질 것이다.
 - **H2: (Idiosyncratic segmentation)** 불안이 높을수록 집단 평균(normative) boundary 패턴과의 유사도(alignment)가 감소하여, 자기만의 독특한 방식으로 사건을 끊어 읽을 것이다.
 - **H3: (Hierarchical specificity)** 이러한 경향성은 감각 영역(visual/auditory)과 고차 연합 영역(AG, PMC)에서 모두 두드러지고, 그 경향성은 고차 연합 영역에서 더 크게 나타날 것이다.
 - **H4: (Computational mechanism)** 불안한 개인은 HGF 파라미터 중 omega(기저 변동성 추정치)가 높거나 learning rate 적응이 실패하는 패턴을 보일 것이며, 이것이 neural boundary의 과잉 생성을 설명할 것이다.
- 임상적 함의
 - 첫째, 불안의 인지적 기제에 대한 이해를 넓힐 수 있습니다. 불안이 단순히 "걱정"이 아니라 세상을 조각내는 방식 자체에 영향을 준다는 것.
 - 둘째, Dunsmoor et al.(2018)에서 보였듯이 event boundary가 정서 기억을 보호하므로, 과잉 분절이 불안의 유지 기제(예: 부정적 기억의 과도한 분리와 침습)와 연결될 수 있다는 것.

Future Plans

돌아오는 해커톤에서 PsychoPy로 event boundary 추출을 부탁드리려고 합니다. (자극은 비밀)

References

- 1) baldassano HMM
Baldassano, C., Chen, J., Zadbood, A., Pillow, J. W., Hasson, U., & Norman, K. A. (2017). Discovering Event Structure in Continuous Narrative Perception and Memory. *Neuron*, 95(3), 709–721.e5. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2017.06.041>
- 2) studyforrest HMM
Yang, E., Milisav, F., Kopal, J. et al. The default network dominates neural responses to evolving movie stories. *Nat Commun* 14, 4197 (2023).
<https://doi.org/10.1038/s41467-023-39862-y>
- 3) lee et al BSDS
Lee, B., Young, C.B., Cai, W. et al. Dopaminergic modulation and dosage effects on brain state dynamics and working memory component processes in Parkinson's disease. *Nat Commun* 16, 2433 (2025). <https://doi.org/10.1038/s41467-025-56660-w>
- 4) Taghia et al BSDS
Taghia, J., Cai, W., Ryali, S. et al. Uncovering hidden brain state dynamics that regulate performance and decision-making during cognition. *Nat Commun* 9, 2505 (2018).
<https://doi.org/10.1038/s41467-018-04723-6>
- 5) event boundary 리뷰논문
Zacks J. M. (2020). Event Perception and Memory. *Annual review of psychology*, 71, 165–191. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010419-051101>
- 6) Barnett hippocampus
Barnett, A. J., Nguyen, M., Spargo, J., Yadav, R., Cohn-Sheehy, B. I., & Ranganath, C. (2024). Hippocampal-cortical interactions during event boundaries support retention of complex narrative events. *Neuron*, 112(2), 319–330.e7.
<https://doi.org/10.1016/j.neuron.2023.10.010>
- 7) Emo-FiLM

Morgenroth, E., Moia, S., Vilaclara, L. et al. Emo-Film: A multimodal dataset for affective neuroscience using naturalistic stimuli. *Sci Data* 12, 684 (2025).

<https://doi.org/10.1038/s41597-025-04803-5>

8) Kirk dissertation anxiety

Kirk, P. A. (2023). *Using movies to probe the neurobiology of anxiety* [Doctoral dissertation, UCL (University College London)]. UCL Discovery.

<https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10175781/>

9) Cambridge introduction to narrative

Abbott, H. P. (2008). *The Cambridge Introduction to Narrative*. In Cambridge University Press eBooks. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511816932>

10) event segmentation causes Review

Wang, Y.C., Adcock, R.A. & Egner, T. Toward an integrative account of internal and external determinants of event segmentation. *Psychon Bull Rev* 31, 484–506 (2024).

<https://doi.org/10.3758/s13423-023-02375-2>

11) bayesian surprise and GPT by kumar, goldstein, michelmann, zacks...

Kumar, M., Goldstein, A., Michelmann, S., Zacks, J. M., Hasson, U., & Norman, K. A. (2023). Bayesian Surprise Predicts Human Event Segmentation in Story Listening. *Cognitive Science*, 47(10), Article e13343. <https://doi.org/10.1111/cogs.13343>

12) hippocampal film editor ben-yakov

Ben-Yakov, A. & Richard, N. H. (2018). The Hippocampal Film Editor: Sensitivity and specificity to event boundaries in Continuous experience. *Journal of Neuroscience*, 38(47), 10057–10068. <https://doi.org/10.1523/jneurosci.0524-18.2018>

13) cortico-hippocampal reuse

Reagh, Z.M., Ranganath, C. Flexible reuse of cortico-hippocampal representations during encoding and recall of naturalistic events. *Nat Commun* 14, 1279 (2023).

<https://doi.org/10.1038/s41467-023-36805-5>

14) EB 개인차

Clara Sava-Segal, Chandler Richards, Megan Leung, Emily S Finn, Individual differences in neural event segmentation of continuous experiences, *Cerebral Cortex*, Volume 33, Issue 13, 1 July 2023, Pages 8164–8178, <https://doi.org/10.1093/cercor/bhd106>

15) 불안의 불확실성과 예측에 대한 역기능적 기제들

Grupe, D., Nitschke, J. Uncertainty and anticipation in anxiety: an integrated neurobiological and psychological perspective. *Nat Rev Neurosci* 14, 488–501 (2013).

<https://doi.org/10.1038/nrn3524>

16) anxiety -> hypervigilance

Cornwell, B. R., Garrido, M. I., Overstreet, C., Pine, D. S., & Grillon, C. (2017). The Unpredictive Brain Under Threat: A Neurocomputational Account of Anxious Hypervigilance. *Biological psychiatry*, 82(6), 447–454. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2017.06.031>

17) anxiety -> low prediction error in vmPFC and striatum

White, S. F., Geraci, M., Lewis, E., Leshin, J., Teng, C., Averbeck, B., Meffert, H., Ernst, M., Blair, J. R., Grillon, C., & Blair, K. S. (2017). Prediction Error Representation in Individuals With Generalized Anxiety Disorder During Passive Avoidance. *The American journal of psychiatry*, 174(2), 110–117. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2016.15111410>

18) threat -> narrows attention, tunnel vision

van Steenbergen, H., Band, G. P., & Hommel, B. (2011). Threat but not arousal narrows attention: evidence from pupil dilation and saccade control. *Frontiers in psychology*, 2, 281. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2011.00281>

19) Event segmentation -> emotional memory 보호

Dunsmoor, J.E., Kroes, M.C.W., Moscatelli, C.M. et al. Event segmentation protects emotional memories from competing experiences encoded close in time. *Nat Hum Behav* 2, 291–299 (2018). <https://doi.org/10.1038/s41562-018-0317-4>

20) DASS-21 원논문

Henry, J. D., & Crawford, J. R. (2005). The short-form version of the Depression Anxiety Stress Scales (DASS-21): construct validity and normative data in a large non-clinical sample. *The British Journal of Clinical Psychology*, 44(2), 227–239.
<https://doi.org/10.1348/014466505X29657>

21) brain state transition detection and classification with neural models

Marin-Llobet, A., Manasanch, A., Dalla Porta, L. et al. Neural models for detection and classification of brain states and transitions. *Commun Biol* 8, 599 (2025).
<https://doi.org/10.1038/s42003-025-07991-3>

22) HGF Mathys

Mathys CD, Lomakina EI, Daunizeau J, Iglesias S, Brodersen KH, Friston KJ and Stephan KE (2014) Uncertainty in perception and the Hierarchical Gaussian Filter. *Front. Hum. Neurosci.* 8:825. doi: 10.3389/fnhum.2014.00825

23) HGF Iglesias

Iglesias, S., Mathys, C., Brodersen, K. H., Kasper, L., Piccirelli, M., den Ouden, H. E., & Stephan, K. E. (2013). Hierarchical prediction errors in midbrain and basal forebrain during sensory learning. *Neuron*, 80(2), 519–530. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2013.09.009>

24) anxiety -> reduced learning rate adaptation

Browning, M., Behrens, T., Jocham, G. et al. Anxious individuals have difficulty learning the causal statistics of aversive environments. *Nat Neurosci* 18, 590–596 (2015).
<https://doi.org/10.1038/nn.3961>

25) anxiety -> volatility > stochasticity -> uncertainty

Yan, X., Ebitz, R. B., Grissom, N., Darrow, D. P., & Herman, A. B. (2025). Distinct Computational Mechanisms of Uncertainty Processing Explain Opposing Exploratory Behaviors in Anxiety and Apathy. *Biological psychiatry. Cognitive neuroscience and neuroimaging*, 10(9), 954–963. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2025.01.005>

26) DMN main regions figure

Oldoni, A. A., Bacchi, A. D., Mendes, F. R., Tiba, P. A., & Mota-Rolim, S. (2024). Neuropsychopharmacological Induction of (Lucid) Dreams: A Narrative Review. *Brain sciences*, 14(5), 426. <https://doi.org/10.3390/brainsci14050426>