

‘다음 5분’을 맞히는 법: 팀-분리 흐름 상태의 도입과 효과

Introduction — (상태공간 모델 기반, 5분 후 예측)

축구의 ‘모멘텀’은 존재 자체가 논쟁거리입니다. 본 연구는 존재론적 주장 대신 조작적 정의에 기반해 모멘텀을 사건(event) 누적으로 갱신되는 잠재 상태(latent flow)로 규정합니다. 소유 팀이 이벤트를 만들면 상태가 *update*, 비소유 팀일 때는 상태가 *predict*(자연 감쇠)만 하도록 설계했습니다. 또한 한 경기 안에서도 팀별 흐름이 엇갈릴 수 있다는 도메인 통찰을 반영하여, 프레임 수준에서 팀을 분리(team-separated)**한 **Duel-stream update를 적용합니다. 본 흐름을 ‘측정 가능’하다고 보는 기준은 xT/xG/점유율의 5분 후 추가 예측력(OOS)을 제공하는가입니다.

Methods —

공개 public data(292경기)를 이용해 공격(라인브레이크·Zone14/박스 진입·시퀀스 지표 등)과 수비(갭/라인갭·수비 성공·차단·클리어 등)의 다관점 피처를 구성했습니다. 이 피처들을 외생입력으로 사용하는 로컬 선형 상태공간 모델을 적합하고, 프레임마다 team-separated *Duel-stream* update을 강제하여 교차팀 정보 유출을 차단합니다. 비교 대상으로 OLS 베이스라인을 두고, 주 평가 기준은 OOS RMSE(5분 앞 예측)입니다. 스플릿은 match_id 모듈러 규칙에 따른 80/20 고정이며, 감사 로그로 프레임별 업데이트/예측 분리가 제대로 적용되었는지 확인합니다.

Results —

여섯 패널 전반에서 상태공간 모델이 OLS 대비 5분 앞 예측의 OOS RMSE를 안정적으로 낮췄습니다(대표 예: attack-xT 0.1386→0.1175(−15.3%), attack-xG 0.1637→0.1497(−8.6%), defense-xT 0.1273→0.0997(−21.7%), defense-xG 0.1485→0.1359(−8.5%)). 점유(hold)의 개선은 작았습니다(~0.3%). 계수 부호는 도메인 지식과 일관되며(예: 라인 브레이크·딥존 진입의 양(+) 효과, 오프포스트 미스의 음(−) 효과), 감사 스니펫은 팀 분리 *Duel-stream* update의 프레임별 적용을 확인해 줍니다.

Conclusion —

본 연구의 기여는 세 가지입니다. (i) 모멘텀을 사건 누적에 의해 갱신되는 잠재 흐름으로 모델링하여 정량 측정 가능하게 했고, (ii) 프레임 수준의 team-separated *Duel-stream* update로 교차팀 오염을 원천 차단했으며, (iii) 공개 데이터에서 xT/xG의 5분 후 예측 성능을 실무적으로 유의미하게 개선했습니다.

한계로는 점유 지표의 개선이 제한적이고, 신호 크기가 크지 않다는 점이 있습니다. 후속으로 위약(placebo)·라벨 스왑·원도 길이 민감도·트래킹 기반 압박/시야 피처 통합을 제안합니다.

요컨대, 흐름은 상태공간 프레임에서 측정될 수 있고, *예측*을 개선합니다.

perspective	outcome	target	ols_rmse	ssm_rmse	rmse_reduction_%
attack	hold	self	165.17566722617363	164.70129978180006	0.29
attack	xG	self	0.1636769352597398	0.1496838730859752	8.55
attack	xT	self	0.138633212643009	0.1174515903257558	15.28
defense	hold	self+opp	158.6366492538816	158.17446647308552	0.29
defense	xG	self+opp	0.1485001176462511	0.1359020064044394	8.48
defense	xT	self+opp	0.1273024601808774	0.0997266078316606	21.66

