

이정후 최적 타순 배정 전략

DEC 기반 팀-선수 스포츠 분석 보고서

Data: 2008-2025 | Team-month 3,120 | Player-month 11,412

허창민 구분주 한종엽

고려대학교 SDA

February 20, 2026

초록 (Abstract)

국문

2025년 샌프란시스코 자이언츠(SF)는 월별 공격 성과 변동이 컸고, 이정후의 타순 운용이 주요 의사결정 이슈로 부상했다. 본 보고서는 팀/선수 상태를 동일한 코드로 라벨링한 뒤 동월 벤치마크와 상태 전이를 결합해 타순 결정을 반복 가능한 규칙으로 정리하는 것을 목표로 하며, DEC 기반 군집화(대조: KMeans), 월별 전이 분석, 유사 선수 검색, 승률 드라이버 회귀, Run Expectancy 시나리오 비교를 수행했다. 분석 결과 SF의 2025년 최저 승률 월은 7월(C3)이고 동월 최고팀은 보스턴(BOS, C2)으로 확인됐으며, 선수 군집에서도 목표 상태(C2)는 교정 상태(C4) 대비 생산성(wOBA, SLG/ISO)과 리스크(K%, swing-miss%)가 동시에 개선되는 패턴을 보였다. 이에 따라 이정후는 6번에서 시작해 하방 손실을 관리하되, OBP·wOBA 임계치가 6–8주 유지될 경우 2번 승격을 2주 단위로 테스트한 뒤 고정/회귀를 결정하는 단계형 운영을 권고한다(주요어: 타순 최적화, Deep Embedded Clustering, Run Expectancy, 상태 기반 운영, 유사 선수 검색, 샌프란시스코 자이언츠).

English

In 2025, the San Francisco Giants (SF) showed large month-to-month swings in offensive performance, and Jung Hoo Lee's batting-order usage emerged as a key decision point. This report aims to label team and player states with a shared codebook and, using same-month benchmarks and state transitions, translate batting-order decisions into a repeatable rule set; to do so, we apply Deep Embedded Clustering (DEC) with KMeans as a comparator, monthly transition analysis, similar-player search, regression-based win-percentage driver modeling, and Run Expectancy scenario comparisons. We find that SF's lowest win-rate month in 2025 was July (C3), while the top-performing team in the same month was Boston (BOS, C2); at the player level, the target state (C2) also exhibits a consistent pattern of higher productivity (wOBA, SLG/ISO) and lower risk (K%, swing-miss%) than the correction state (C4). Accordingly, we recommend starting Lee in the No. 6 spot to control downside risk, and, if OBP and wOBA remain above their thresholds for 6–8 weeks, running a two-week trial promotion to the No. 2 spot before deciding whether to lock in the change or revert (Keywords: batting-order optimization, Deep Embedded Clustering, Run Expectancy, state-based operations, similar-player search, San Francisco Giants).

Key Takeaways

- **문제:** 2025년 샌프란시스코(SF) 공격 부진을 “월별 상태”로 분해하고, 이정후 타순을 규칙 기반으로 결정.
- **핵심 비교:** SF 최저 승률 월은 **2025년 7월(C3)**이며, 동월 최고팀은 **BOS(C2)**로 확인.
- **상태 격차:** 선수 군집 기준 C2는 C4 대비 **wOBA +0.116, SLG +0.196, K% -5.31** 등 생산성과 리스크 모두 우위.
- **운영 권고:** 현재는 **6번**이 손실 방어에 유리. **OBP·wOBA** 임계치가 6–8주 유지되면 **2번 승격을 2주 테스트** 후 고정/회귀.

목차

초록 (Abstract)	i
1 서론	1
1.1 문제 정의	1
1.2 핵심 지표	1
1.3 분석 질문	1
2 방법	2
2.1 데이터 및 전처리	2
2.2 DEC와 대조 모델	2
2.3 k 민감도 분석	2
2.4 통계 보강	3
2.5 재현성·가정·해석 경계	3
2.6 업그레이드 분석 프레임	3
3 결과	4
3.1 군집 프로파일링: 성과를 만드는 구조	4
3.2 RQ1: SF 최저 승률 월 vs 동월 최고팀	4
3.3 RQ2: 이정후 부진 월의 유사 고성과 선수	5
3.4 RQ3: SF 역사적 최고 월과 현재 간극	6
3.5 RQ4: 이정후 유사 + 꾸준한 선수	6
3.6 RQ5: SF 최저 타율 월의 동군집 상위팀	7
3.7 RQ6: C2 vs C4 차이와 통계 검정	7
3.8 SF-이정후 동행 패턴	8
3.9 Run Expectancy 기반 타순 결론	8
3.10 월별 독해 보조	8
3.11 통합 해석: 운영 프레임으로 연결	9
3.12 SF 월별 운영 노트(실무 요약)	10
3.13 이정후 월별 운영 노트(타순 의사결정형)	11
3.14 결과 해석 요약	11
3.15 클러스터별 개선 우선순위 매트릭스	11
3.16 팀 승률 드라이버 분석(회귀 분해)	12
3.17 SF 2025 기대승률 vs 실제승률	12
3.18 반사실적 개선효과: 무엇부터 올릴 것인가	12

3.19	이정후 상태지수 + 전이 포커스	13
4	논의	22
4.1	실무 적용 원칙	22
4.2	해석 원칙	22
4.3	전략적 의사결정으로의 연결	22
4.4	리스크 관리와 커뮤니케이션 설계	23
4.5	보강 분석의 활용	23
5	한계	24
5.1	데이터 범위의 한계	24
5.2	변수 구성의 한계	24
5.3	모델링의 한계	24
5.4	통계 해석의 한계	24
5.5	운영 적용의 한계	24
6	결론	26
6.1	분석 질문별 요약 답변	26
6.2	이정후 타순 최종 권고	26
6.3	팀 운영 메시지	26
6.4	핵심 한 줄	27
A	부록	28
A.1	S1. SF 2025 월별 원자료	28
A.2	S2. 이정후 2025 월별 원자료	28
A.3	S3. k 스윙 전체표	28
	참고문헌	29

표목차

1.1	주요 야구 지표 요약	1
1.2	분석 질문	1
2.1	데이터 구성 요약	2
2.2	DEC vs KMeans 성능 비교(지표별)	2
2.3	k 민감도 스윙 결과(Composite score 기준)	2
3.1	팀 군집 프로파일(상·하위 3개)	4
3.2	선수 군집 프로파일(상·하위 3개)	4
3.3	SF 최저 승률 월 vs 동월 최고팀 비교	4
3.4	이정후 부진 월의 유사 고성과 선수 비교	5
3.5	SF 역사적 최고 월 대비 2025 평균 격차	6
3.6	이정후 유사 + 꾸준한 선수(상위) 요약	7
3.7	SF 최저 타율 월의 동군집 상위팀 비교	7
3.8	C2 vs C4 차이(단순 평균)	7
3.9	C2 vs C4 차이(부트스트랩 CI 및 순열검정)	8
3.10	SF 승률과 주요 지표의 상관	8
3.11	Run Expectancy 시나리오 요약	8
3.12	타순별 기대득점(기준 6번 대비)	9
3.13	클러스터별 개선 우선순위 매트릭스	11
3.14	회귀 모델 성능(분할별)	12
3.15	SF 2025 실제승률 vs 기대승률(월별)	12
3.16	반사실적 개선효과(상위 팀 목표치 대비 필요 변화량)	12
3.17	이정후 월별 상태지수 및 퍼센타일	13
3.18	전이 확률(팀/리그 기반)	13
3.19	전이 확률(이정후 기반)	14
6.1	이정후 타순 권고 규칙(운영 조건별)	26
A.1	SF 2025 월별 원자료	28
A.2	이정후 2025 월별 원자료	28

그림목차

3.1	선수 DEC t-SNE	5
3.2	팀 DEC t-SNE	6
3.3	SF 2025 실제승률 vs 기대승률	13
3.4	이정후 2025 월별 상태지수	14
3.5	선수 군집 지표 히트맵	15
3.6	팀 군집 지표 히트맵	15
3.7	선수 DEC UMAP	16
3.8	팀 DEC UMAP	17
3.9	선수 군집 주요지표 월별 CI	17
3.10	팀 군집 주요지표 월별 CI	18
3.11	선수 군집 전이행렬	18
3.12	팀 군집 전이행렬	19
3.13	선수 군집-월 wOBA 히트맵	19
3.14	팀 군집-월 승률 히트맵	20
3.15	선수 핵심지표 분포	20
3.16	팀 핵심지표 분포	21

1. 서론

1.1 문제 정의

이 보고서는 “선수 평가”가 아니라 “팀 성과 최적화” 관점에서 질문을 재정의한다. 즉, 샌프란시스코(SF) 공격 시스템 안에서 이정후를 어느 타순에 배치해야 팀 기대득점이 개선되는가를 다룬다.

2025년 SF는 월별로 승률과 공격 지표(타율·출루·장타)가 함께 흔들리는 구간이 확인된다. 이러한 변동은 단일 지표나 단일 경기 이슈로 설명하기 어렵기 때문에, 본 보고서는 성과를 월별 상태(state)로 분해하고 상태별 운영 규칙으로 연결한다.

1.2 핵심 지표

야구 지표에 익숙하지 않은 독자도 결과를 해석할 수 있도록, 본 보고서에서 반복적으로 등장하는 핵심 지표를 간단히 정리한다. 이후 모든 결론은 아래 지표의 조합과 비교(기준 vs 비교군)를 기반으로 한다.

표 1.1: 주요 야구 지표 요약

지표	의미	실무 해석
OBP	아웃을 줄이는 출루 능력	상위타순의 기본 안전장치
SLG/ISO	장타 전환 능력	출루를 득점으로 바꾸는 엔진
wOBA	가중 종합 공격 생산성	단일 핵심 비교 지표
K%	타석 실패(삼진) 위험	높으면 공격 흐름이 끊김
swing-miss%	헛스윙 위험	장타 보상이 없으면 손실이 큼
Run Expectancy	상태별 기대 득점	타순 정책 평가의 기준

1.3 분석 질문

본 보고서는 아래 6개 질문에 답하는 방식으로, “현상 설명”에서 “운영 규칙”으로 결론을 연결한다.

표 1.2: 분석 질문

질문	의미
RQ1	SF 최저승률 월 vs 동월 최고팀
RQ2	이정후 부진 월의 유사 고성과 선수
RQ3	2008~2025 SF 최고월과 현재 간극
RQ4	이정후 유사 + 꾸준한 선수(롤모델 후보)
RQ5	SF 최저타율 월의 동군집 상위팀
RQ6	C2 vs C4 격차와 타순 임계치(승격 조건)

2. 방법

2.1 데이터 및 전처리

표 2.1: 데이터 구성 요약

분석단위	샘플수	기간	설명
팀-월	3120	2008~2025	팀 공격지표 + 승률
선수-월	11412	2008~2025	선수 공격지표 + DEC 잠재벡터
SF 2025	6	2025	핵심 의사결정 대상
Lee 2025	4	2025	타순 최적화 대상

전처리는 결측치 중앙값 대체, Yeo-Johnson 왜도 보정, 표준화 순으로 수행했다. 목적은 서로 다른 단위·분포를 가진 지표들 같은 비교 공간으로 맞추는 것이다.

분석 단위는 월별 단면 정보를 기본으로 하되 시간 흐름(roll3, delta)을 함께 반영했다. 또한 팀 데이터와 선수 데이터를 동일 월 단위로 정렬해, '팀 성과 변화'와 '선수 상태 변화'를 같은 축에서 교차 해석할 수 있도록 설계했다.

2.2 DEC와 대조 모델

DEC는 오토인코더 기반 잠재공간에서 군집 경계를 정제하는 방법이다. 비선형 상호작용이 많은 야구 지표에서 단순 거리 기반 군집보다 유연하게 작동한다.

표 2.2: DEC vs KMeans 성능 비교(지표별)

대상	DEC latent Sil	KM latent Sil	DEC raw Sil	KM raw Sil	DEC-KM ARI
팀	0.7938	0.7946	0.0328	0.0993	0.9922
선수	0.7911	0.7912	0.0249	0.0819	0.9971

해석: 잠재공간 분리력은 충분하지만 DEC-KMeans ARI가 높아 라벨 구조가 유사하다. 따라서 본 보고서는 DEC 단독 주장 대신 대조모델 결과를 같이 보고 정책 결론을 내린다.

2.3 k 민감도 분석

군집 수 선택의 임의성을 줄이기 위해 k 스윙을 수행했다. 지표는 Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz를 결합한 composite score다.

표 2.3: k 민감도 스윙 결과(Composite score 기준)

스윙	최상위 k	composite_score
Team latent	8	4.432
Player latent	9	4.261
Team raw	6	5.165
Player raw	7	4.297

본 보고서는 기존 운영 연속성(팀 $k=8$, 선수 $k=9$)과 해석 가능성을 고려해 현재 라벨 체계를 유지하되, 다음 시즌에는 민감도 결과를 반영해 조정할 것을 권고한다.

2.4 통계 보장

군집 차이는 부트스트랩 95% 신뢰구간과 순열검정 p-value를 함께 제시했다. 시각화 인상만으로 결론 내리는 위험을 줄이기 위한 절차다.

실무적으로는 p-value 자체보다 방향 일관성이 중요하다. 예를 들어 생산성 지표(wOBA/SLG/ISO)는 모두 같은 방향으로 개선되고, 리스크 지표(K%/swing-miss%)는 반대 방향(낮아짐)으로 움직일 때 정책 신뢰도가 올라간다.

또한 본 보고서는 통계 검정 결과를 '즉시 정책 확정' 근거로 쓰지 않는다. 검정은 우선순위를 정하는 도구이고, 최종 정책은 짧은 운영 테스트(2주)로 검증한 뒤 고정하는 보수적 절차를 따른다.

2.5 재현성·가정·해석 경계

재현성 측면에서 본 분석은 동일 입력 데이터와 동일 시드, 동일 전처리 절차를 사용할 때 동일 결과를 재생성하도록 구성됐다. 즉 보고서 결론은 임의적 스토리텔링이 아니라 반복 가능한 계산 파이프라인 위에 있다.

가정 측면에서 가장 중요한 전제는 '군집 라벨은 상태 코드'라는 점이다. 군집을 선수의 고정 본질로 해석하면 전략 오류가 발생한다. 본 보고서는 라벨을 "개선 경로를 설계하는 운영 코드"로 한정해 사용한다.

해석 경계도 명확히 둔다. 관찰 데이터 기반 상관 결과는 인과효과를 보장하지 않으므로, 정책 적용 전후 비교 또는 짧은 A/B 테스트가 필요하다. 본문 정책 제안은 모두 이 검증 루프를 전제로 한다.

2.6 업그레이드 분석 프레임

본 보고서에서는 기존 결론을 더 설득력 있게 만들기 위해, 본문 중심의 추가 분석을 확장했다.

구체적으로 리그 전체 팀-월 데이터를 사용해 승률 드라이버 모델을 추정하고, SF 2025의 실제 승률과 기대승률 간 월별 잔차를 비교했다. 이어 SF 최저 성과 월을 기준으로 반사실적 개선효과를 계산해 지표별 우선순위를 도출했다.

선수 파트에서는 이정후 월별 퍼센타일 종합점수로 상태지수를 구성해 운영 구간을 구분했고, C2/C4 중심 전이 확률을 통해 다음 달 상태 이동의 현실적인 방향을 정량화했다.

이 프레임은 단순 시각화 해석을 넘어, 실제 코칭/라인업 회의에서 바로 쓸 수 있는 우선순위 표와 운영 규칙으로 결과를 연결한다.

3. 결과

이 장은 핵심 결과를 “관찰-의미-권고” 구조로 정리한다. 표와 그림은 비교 근거이며, 운영 권고는 2주 단위의 짧은 테스트로 검증한 뒤 고정하는 것을 전제로 한다.

3.1 군집 프로파일링: 성과를 만드는 구조

표 3.1: 팀 군집 프로파일(상·하위 3개)

group	cluster	cluster_name	n	win_pct	obp	slg	woba	iso	k_pct	swing_miss
상위 3개	2	고출루-장타 주도형	498	0.5834	0.3371	0.4517	0.3381	0.1883	21.260	24.428
상위 3개	1	고출루-장타 주도형	523	0.5547	0.3414	0.4335	0.3382	0.1636	18.114	20.679
상위 3개	0	고변동 파워형	339	0.5222	0.3163	0.4112	0.3138	0.1672	22.895	25.379
하위 3개	3	저생산 정체형	491	0.4027	0.2955	0.3707	0.2906	0.1398	23.989	26.408
하위 3개	5	저생산 정체형	418	0.4406	0.3054	0.3677	0.2968	0.1254	19.743	21.854
하위 3개	4	혼합 밸런스형	278	0.4882	0.3176	0.4032	0.3135	0.1599	22.998	25.921

표 3.2: 선수 군집 프로파일(상·하위 3개)

group	cluster	cluster_name	n	woba	obp	slg	iso	k_pct	swing_miss
상위 3개	2	완성형 코어 타자	1500	0.4121	0.3957	0.5798	0.2628	19.059	23.219
상위 3개	1	완성형 코어 타자	1281	0.4035	0.3947	0.5587	0.2501	17.075	21.335
상위 3개	6	중간 밸런스형	1033	0.3569	0.3401	0.4966	0.1973	17.017	22.061
하위 3개	0	저효율 미스매치형	1392	0.2833	0.2887	0.3587	0.1354	21.818	24.528
하위 3개	8	중간 밸런스형	1553	0.2888	0.3008	0.3563	0.1023	13.735	16.021
하위 3개	4	저효율 미스매치형	1008	0.2959	0.2961	0.3841	0.1480	24.370	27.208

해석 1: 팀 상위 군집은 OBP와 SLG가 동시 우위고, 하위 군집은 두 지표가 동시 약세이거나 리스크 지표(K%, swing-miss%)가 높다.

해석 2: 선수 상위 군집도 같은 구조다. 즉 상위 성과는 한 지표의 일시적 상승이 아니라 지표 조합의 균형에서 나온다.

실행 제안: SF는 상위타선 출루 복원과 중위타선 장타 전환을 분리하지 말고 동시 관리해야 한다.

3.2 RQ1: SF 최저 승률 월 vs 동월 최고팀

표 3.3: SF 최저 승률 월 vs 동월 최고팀 비교

구분	월	군집	승률	OBP	SLG	wOBA
SF 최저승률 월	Jul	C3	0.3750	0.3070	0.3810	0.3000
동월 리그 최고팀	Jul	C2	0.7080	0.3230	0.4720	0.3410

정량 해석: 동월 최고팀은 SF 대비 승률 +0.333, OBP +0.016, SLG +0.091, wOBA +0.041 우위를 보였다.

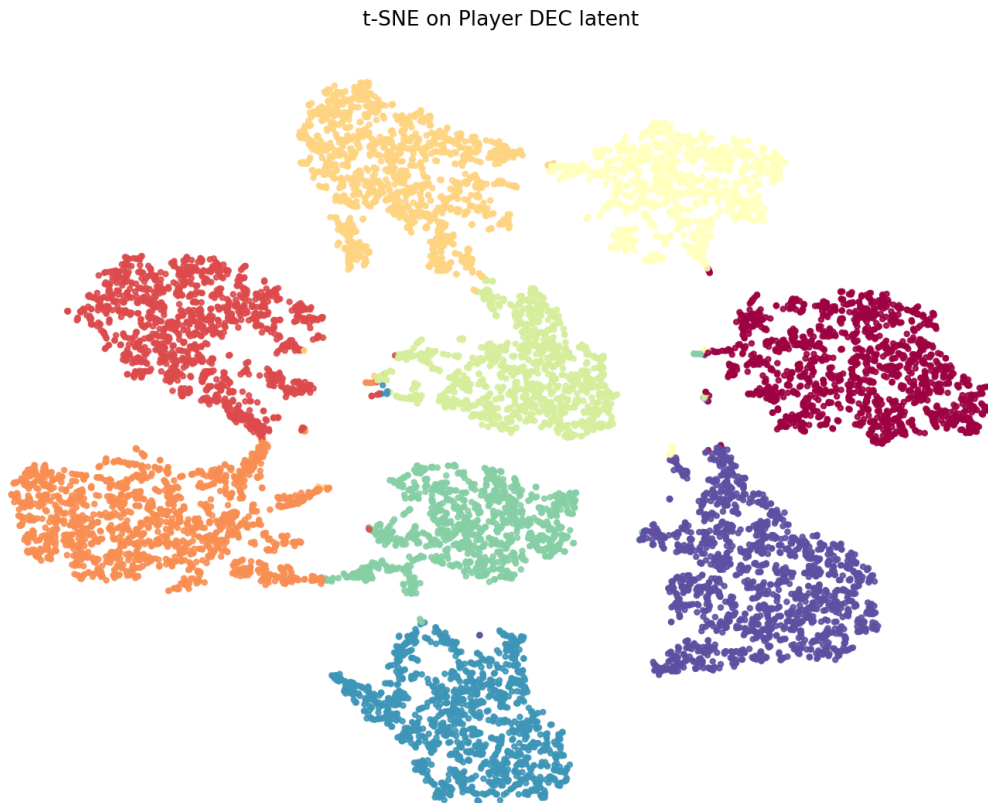


그림 3.1: 선수 DEC t-SNE

의미: SF 저성과 월은 특정 선수의 부진보다 공격 체인(출루-장타 연결) 약화로 보는 것이 맞다.

실행 제안: 동월 상위팀 벤치마크를 바탕으로 출루 하단선과 장타 전환률을 동시 KPI로 운영한다.

동월 상위 3팀 요약: BOS(승률 0.708, OBP 0.323, SLG 0.472, wOBA 0.341), MIL(승률 0.708, OBP 0.331, SLG 0.413, wOBA 0.324), TOR(승률 0.692, OBP 0.363, SLG 0.476, wOBA 0.362).

3.3 RQ2: 이정후 부진 월의 유사 고성과 선수

표 3.4: 이정후 부진 월의 유사 고성과 선수 비교

기준	이정후 월	이정후 군집	이정후 wOBA	유사 고성과 선수	비교선수 wOBA
종합 부진점수	May	8	0.2680	Flores, Wilmer	0.3370
wOBA 최저	Jun	7	0.2540	Edwards, Xavier	0.3520

해석: 부진 월을 두 기준(종합점수, wOBA 최저)으로 교차해도 같은 군집 내 고성과 비교군이 존재한다. 군집 자체보다 실행 품질 차이가 성과를 가른다는 근거다.

실행 제안: 군집 이동을 기다리기보다 군집 내부 상향 전략(존 관리, 카운트 운영, 약한 스윙 제거)을 먼저 적용해야 한다.

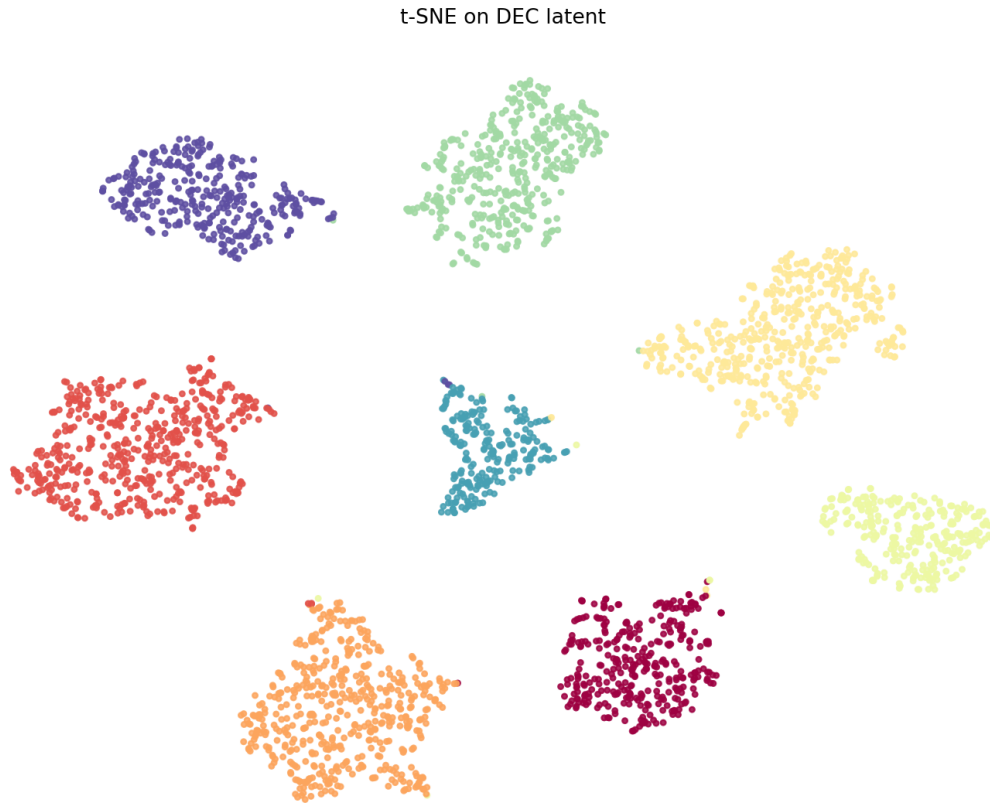


그림 3.2: 팀 DEC t-SNE

3.4 RQ3: SF 역사적 최고 월과 현재 간극

사실관계: SF 역사적 최고 월은 2021 Sep/Oct이며 승률 0.767다.

표 3.5: SF 역사적 최고 월 대비 2025 평균 격차

metric	delta(best_minus_2025_mean)
win_pct	0.2720
obp	0.0447
slg	0.0822
woba	0.0457
iso	0.0448
k_percent	-1.683
swing_miss_percent	-1.333

해석: 간극은 단일 지표가 아니라 다지표 결합에서 발생한다. 따라서 단일 지표 처방으로는 과거 상단 구조를 복원하기 어렵다.

실행 제안: OBP 바닥선 회복 → ISO/SLG 동반 상승 → 리스크 지표 안정화의 순차 전략이 현실적이다.

3.5 RQ4: 이정후 유사 + 꾸준한 선수

해석: dist(유사도)와 woba_std(안정성)를 함께 보면 '답았지만 불안정한 선수'를 걸러낼 수 있다.

표 3.6: 이정후 유사 + 꾸준한 선수(상위) 요약

player_name	months	woba_mean	woba_std	obp_mean	slg_mean	dist	score
Hoerner, Nico	16	0.3225	0.0236	0.3447	0.3879	2.303	1.131
Arraez, Luis	20	0.3306	0.0543	0.3554	0.4017	0.9947	1.070
Perdomo, Geraldo	9	0.3599	0.0411	0.3841	0.4377	4.408	1.062
Schanuel, Nolan	8	0.3332	0.0403	0.3591	0.3972	2.612	0.9940

실행 제안: 볼모델은 결과 숫자보다 의사결정 루틴(볼카운트 대응, 2스트라이크 전략)을 벤치마킹해야 재현성이 높다.

3.6 RQ5: SF 최저 타율 월의 동군집 상위팀

표 3.7: SF 최저 타율 월의 동군집 상위팀 비교

구분	월	군집	BA	SLG	wOBA	승률
SF 최저타율 월	Jun	C4	0.2240	0.3610	0.3000	0.4810
동군집 최고팀	Jun	C4	0.2530	0.4350	0.3250	0.5930

정량 해석: 같은 군집 내에서도 승률 +0.112, SLG +0.074, wOBA +0.025 차이가 존재했다.

의미: 군집은 운명 라벨이 아니라 상태 라벨이다. 같은 군집 안에서도 실행 전략으로 상단이동이 가능하다.

실행 제안: 저타율 구간에서는 단타 증가보다 장타 전환(ISO/SLG 회복)을 우선 관리한다.

3.7 RQ6: C2 vs C4 차이와 통계 검정

표 3.8: C2 vs C4 차이(단순 평균)

metric	C2_minus_C4
woba	0.1161
obp	0.0996
slg	0.1957
ba	0.0810
iso	0.1148
k_percent	-5.311
bb_percent	3.604
swing_miss_percent	-3.989

해석: C2는 C4 대비 생산성 우위와 리스크 우위를 동시에 보인다. 따라서 C2는 목표 상태, C4는 교정 상태로 정의하는 것이 논리적으로 타당하다.

검정 해석: mean_diff 방향과 신뢰구간, p-value가 일치하면 시각화 인상 이상의 근거를 확보한 것으로 볼 수 있다.

표 3.9: C2 vs C4 차이(부트스트랩 CI 및 순열검정)

comparison	metric	mean_diff	ci95_low	ci95_high	perm_pvalue
Player C2-C4	woba	0.1161	0.1135	0.1189	0.0007
Player C2-C4	obp	0.0996	0.0969	0.1024	0.0007
Player C2-C4	slg	0.1957	0.1900	0.2018	0.0007
Player C2-C4	iso	0.1148	0.1100	0.1199	0.0007
Player C2-C4	k_percent	-5.311	-5.679	-4.888	0.0007
Player C2-C4	swing_miss_percent	-3.989	-4.390	-3.542	0.0007

3.8 SF-이정후 동행 패턴

표 3.10: SF 승률과 주요 지표의 상관

metric	corr_with_sf_win
win_pct	1.000
lee_woba	0.8627
lee_obp	0.8628
lee_slg	0.8385
lee_ba	0.6802

주의: 표본 수가 작아 계수의 절대값 과해석은 피해야 한다. 다만 방향성 모니터링 지표로는 충분히 유의미하다.

3.9 Run Expectancy 기반 타순 결론

표 3.11: Run Expectancy 시나리오 요약

scenario	slot	PA	runs_vs_avg	base6	delta_vs_6
상위 안정화	1	730	2.585	2.231	0.3541
상위 폭발	1	730	14.265	12.311	1.954
중간 개선	9	570	-4.822	-5.329	0.5075
현재 유지	9	570	-13.942	-15.409	1.468

결론: 현재 시나리오에서는 6번이 손실 방어 측면에서 합리적이다. 즉시 상위타순 고정보다 6번 안정화 후 승격 테스트가 기대값-리스크 균형이 좋다.

승격 기준: OBP·wOBA 임계치가 6~8주 유지되고 팀 득점 연결성이 개선되면 2번 승격을 실행한다.

3.10 월별 득해 보조

SF 월별 핵심 코멘트:

- Mar/Apr: 강점=win_pct_pct(0.900), 약점=slg_pct(0.333). 우선 개입 지표는 slg_pct, 유지 지표는 win_pct_pct이다.

표 3.12: 타순별 기대득점(기준 6번 대비)

slot	PA	runs_vs_avg	delta_vs_6
1.000	730.000	-17.855	-2.446
2.000	710.000	-17.366	-1.957
3.000	690.000	-16.877	-1.468
4.000	670.000	-16.388	-0.9784
5.000	650.000	-15.898	-0.4892
6.000	630.000	-15.409	0.0000
7.000	610.000	-14.920	0.4892
8.000	590.000	-14.431	0.9784
9.000	570.000	-13.942	1.468

- May: 강점=bb_percent_pct(0.567), 약점=slg_pct(0.200). 우선 개입 지표는 slg_pct, 유지 지표는 bb_percent_pct이다.
- Jun: 강점=bb_percent_pct(1.000), 약점=slg_pct(0.133). 우선 개입 지표는 slg_pct, 유지 지표는 bb_percent_pct이다.
- Jul: 강점=bb_percent_pct(0.467), 약점=win_pct_pct(0.233). 우선 개입 지표는 win_pct_pct, 유지 지표는 bb_percent_pct이다.
- Aug: 강점=slg_pct(0.700), 약점=bb_percent_pct(0.367). 우선 개입 지표는 bb_percent_pct, 유지 지표는 slg_pct이다.
- Sep/Oct: 강점=bb_percent_pct(0.933), 약점=slg_pct(0.467). 우선 개입 지표는 slg_pct, 유지 지표는 bb_percent_pct이다.

이정후 월별 핵심 코멘트:

- Mar/Apr: 강점=ba_pct(0.923), 약점=bb_percent_pct(0.468). 코칭 우선순위는 bb_percent_pct 보완, 타순 테스트 조건은 ba_pct 유지다.
- May: 강점=ba_pct(0.233), 약점=bb_percent_pct(0.078). 코칭 우선순위는 bb_percent_pct 보완, 타순 테스트 조건은 ba_pct 유지다.
- Jun: 강점=bb_percent_pct(0.891), 약점=ba_pct(0.009). 코칭 우선순위는 ba_pct 보완, 타순 테스트 조건은 bb_percent_pct 유지다.
- Aug: 강점=ba_pct(0.819), 약점=bb_percent_pct(0.150). 코칭 우선순위는 bb_percent_pct 보완, 타순 테스트 조건은 ba_pct 유지다.

3.11 통합 해석: 운영 프레임으로 연결

이 장의 결과를 운영 프레임으로 요약하면 다음과 같다.

- 팀: C3/C4 체류를 줄이고 C2형 구조로 이동한다(출루-장타 동시 관리).
- 선수: 이정후는 6번에서 시작하고, 임계치 충족 시 2번을 2주 단위로 테스트한다.
- 평가: 단기 급등락보다 6-8주 지속성을 기준으로 판단한다.

권고의 근거는 두 가지다. 첫째, 저성과는 단일 지표 하락이 아니라 **다지표 동시 악화**로 나타났다. 둘째, 동군집/동월 비교에서도 상단과 하단이 갈리는 만큼, “라벨 변경”을 기다리기보다 **라벨 내부 실행 개선**을 먼저 설계하는 편이 운영상 안전하다.

팀 운영 체크리스트(권고)

- **경기 전:** 상위타순 OBP 하단선과 중위타순 ISO/SLG 하단선을 동시에 점검한다.
- **경기 후:** K%와 swing-miss%를 실패 지표로 모니터링한다(두 축 이상 동시 악화 시 즉시 조정).

이정후 운영 체크리스트(권고)

- **기본:** 6번 유지(손실 방어).
- **승격:** OBP·wOBA 임계치가 6~8주 유지되면 2번을 2주 테스트.
- **회귀:** 임계치 이탈 또는 득점 연결성 악화 시 6번 복귀.

3.12 SF 월별 운영 노트(실무 요약)

아래는 SF 2025 월별 지표를 시즌 내부 비교 관점에서 요약한 운영 노트다. 각 월마다 “무엇을 유지하고 무엇을 먼저 개입할지”만 남겼다.

- **Mar/Apr (C4, 승률 0.613):** OBP 0.307, SLG 0.376, wOBA 0.301, ISO 0.149. 승률은 양호했지만 장타 전환(ISO/SLG)은 시즌 내 낮은 축이다. **우선순위:** 장타 전환 하단선 설정, 상위타순 출루(OBP) 유지.
- **May (C3, 승률 0.481):** OBP 0.312로 출루는 버텼으나 ISO 0.134로 장타 전환이 악화됐다. **우선순위:** ISO/SLG 회복을 1순위로 두고, 리스크 지표(K%, swing-miss%) 동반 악화를 점검.
- **Jun (C4, 승률 0.481):** OBP 0.316, BB% 10.5로 출루는 유지됐지만 BA 0.224, SLG 0.361로 득점 전환이 막혔다. **우선순위:** 장타 전환(ISO/SLG) 개선, 타구 질(Statcast) 결합 전까지는 원인 단정 대신 지표 기반 모니터링 강화.
- **Jul (C3, 승률 0.375):** 시즌 최저 성과 구간이다. OBP 0.307로 출루 하단선이 낮고 wOBA 0.300 수준에 머물렀다. **우선순위:** 상위타순 출루 하단선 강화 + 중위타순 장타 전환 동시 개입(두 축을 분리하지 않음).
- **Aug (C4, 승률 0.500):** SLG 0.425, ISO 0.175로 장타 전환이 회복되며 wOBA 0.321로 개선됐다. **우선순위:** 회복 신호를 유지(하방 방어), BB% 하락(8.0) 동반 여부를 점검.
- **Sep/Oct (C4, 승률 0.520):** SLG 0.398, ISO 0.168 수준에서 안정화됐다. **우선순위:** 출루(OBP 0.311) 상향 여지가 남아 있으므로 상위타순 OBP를 우선 관리.

3.13 이정후 월별 운영 노트(타순 의사결정형)

아래는 2025년 이정후 월별 상태를 타순 의사결정 관점에서 정리한 운영 노트다. 핵심은 “단기 반등”보다 지속성(6~8주)을 기준으로 판단하는 것이다.

- **Mar/Apr (C7, PA 128):** wOBA 0.384, OBP 0.375, SLG 0.526, ISO 0.207. 상향 테스트 후보 구간이다. 다만 단기 성과로 고정하지 않고, 임계치 구간 유지 여부를 확인한다.
- **May (C8, PA 115):** wOBA 0.268, OBP 0.270, SLG 0.343, ISO 0.111, BB% 3.5. 출루 이벤트가 줄어든 구간으로, **6번 유지**가 합리적이다. **우선순위:** 출루(OBP) 회복을 1순위로 두고, BB%·wOBA의 동반 개선 여부를 모니터링.
- **Jun (C7, PA 101):** wOBA 0.254, OBP 0.277, SLG 0.274, BA 0.143, BB% 13.9. 볼넷은 늘었지만 인플레이 안타/장타 전환이 부족해 생산성이 최저 수준이다. **우선순위:** SLG/ISO 회복과 타구 질(Statcast) 확인을 병행하고, 임계치 충족 전에는 상위타순 테스트를 보류.
- **Aug (C8, PA 106):** wOBA 0.341, OBP 0.340, SLG 0.450, BA 0.300. 회복 신호가 나타난 구간이다. **우선순위:** 2주 단위로 임계치 유지 여부를 확인해 2번 테스트 타이밍을 결정.

타순 운영 규칙(재확인): 기본은 6번, 임계치(OBP·wOBA) 6~8주 유지 시 2번 2주 테스트 후 고정/회귀.

3.14 결과 해석 요약

결과를 한 문장으로 정리하면 다음과 같다. 팀은 구조를 복원하고, 선수 운영은 규칙으로 관리한다. 팀은 출루-장타-리스크 지표를 패키지로 개선해 C2형 구조로 이동해야 하며, 이정후는 6번에서 시작해 임계치 충족 시 2번을 테스트하는 단계형 정책이 기대값-리스크 균형이 가장 좋다.

이 요약은 RQ1~RQ6 비교에서 반복적으로 확인된 패턴(동월 벤치마크, 동군집 상단 사례, C2-C4 격차, Run Expectancy 시나리오)을 통합한 것으로, 개별 표만 읽을 때 발생할 수 있는 과해석을 줄인다.

3.15 클러스터별 개선 우선순위 매트릭스

표 3.13: 클러스터별 개선 우선순위 매트릭스

cluster	cluster_name	woba	obp	slg	k_pct	priority	recommended_action
0	저효율 미스매치형	0.2833	0.2887	0.3587	21.818	긴급개선	출루 바닥선 회복 + 약한 스윙 제거
1	완성형 코어 타자	0.4035	0.3947	0.5587	17.075	유지+미세개선	상위타순 적합성 유지, 하방 리스크 점검
2	완성형 코어 타자	0.4121	0.3957	0.5798	19.059	유지+미세개선	상위타순 적합성 유지, 하방 리스크 점검
3	고변동 장타형	0.3494	0.3388	0.4767	27.659	균형개선	출루/장타 동시 미세조정
4	저효율 미스매치형	0.2959	0.2961	0.3841	24.370	긴급개선	출루 바닥선 회복 + 약한 스윙 제거
5	중간 밸런스형	0.3396	0.3556	0.4197	17.308	균형개선	출루/장타 동시 미세조정
6	중간 밸런스형	0.3569	0.3401	0.4966	17.017	유지+미세개선	상위타순 적합성 유지, 하방 리스크 점검
7	중간 밸런스형	0.3484	0.3661	0.4282	12.115	장타보강	출루 유지, 장타 전환 루틴 집중
8	중간 밸런스형	0.2888	0.3008	0.3563	13.735	긴급개선	출루 바닥선 회복 + 약한 스윙 제거

oindent extbf 활용 방법: 각 군집의 성과 수준을 우선순위(priority)로 변환해 실행 지시(recommended_action)로 연결한 표다. 코칭/라인업 회의에서 “라벨”을 “행동”으로 번역할 때 바로 사용할 수 있다.

oindent extbf운영 의미: 분석 결과가 실행 언어로 번역되지 않으면 정책은 현장에서 작동하지 않는다. 본 매트릭스는 “무엇이 문제인지”를 넘어 “무엇을 먼저 할지”를 한 장으로 정리한다.

3.16 팀 승률 드라이버 분석(회귀 분해)

표 3.14: 회귀 모델 성능(분할별)

split	n	r2	mae
train(<=2023)	2760	0.3053	0.0783
test(>=2024)	360	0.3226	0.0747
feature	feature	coef_std	direction
obp	obp	0.0409	+
iso	iso	0.0289	+
k_percent	k_percent	-0.0082	-
bb_percent	bb_percent	0.0059	+

해석: 어떤 지표를 우선 개선해야 승률 기대값에 영향을 크게 줄 수 있는지 정량적으로 확인하는 파트다.

실행 의미: 코칭 포인트를 '감'이 아니라 계수 크기 기반 우선순위로 배치할 수 있다.

3.17 SF 2025 기대승률 vs 실제승률

표 3.15: SF 2025 실제승률 vs 기대승률(월별)

api_game_date_month_text	cluster	win_pct	obp	slg	woba	iso	k_percent	bb_percent	pred_win_pct	residual(actual_minus_pred)
Mar/Apr	4	0.6130	0.3070	0.3760	0.3010	0.1490	23.700	9.900	0.4644	0.1486
May	3	0.4810	0.3120	0.3740	0.3020	0.1340	21.900	8.500	0.4585	0.0225
Jun	4	0.4810	0.3160	0.3610	0.3000	0.1370	21.900	10.500	0.4781	0.0029
Jul	3	0.3750	0.3070	0.3810	0.3000	0.1440	22.900	8.000	0.4535	-0.0785
Aug	4	0.5000	0.3150	0.4250	0.3210	0.1750	23.700	8.000	0.4981	0.0019
Sep/Oct	4	0.5200	0.3110	0.3980	0.3080	0.1680	22.000	9.900	0.4958	0.0242

월별 잔차 해석: 가장 아쉬운 달은 Jul (잔차 -0.079), 가장 효율이 좋았던 달은 Mar/Apr (잔차 +0.149)였다.

실행 의미: 같은 지표 수준에서도 운영 효율(득점 연결, 타순 운용) 차이로 성과가 달라질 수 있음을 확인할 수 있다.

3.18 반사실적 개선효과: 무엇부터 올릴 것인가

표 3.16: 반사실적 개선효과(상위 팀 목표치 대비 필요 변화량)

metric	sf_current	target_topq	required_delta	pred_win_pct_gain
ALL_METRICS_TO_TOPQ_MEDIAN	NaN	NaN	NaN	0.0725
obp	0.3070	0.3250	0.0180	0.0363
iso	0.1440	0.1710	0.0270	0.0266
k_percent	22.900	19.800	-3.100	0.0083
bb_percent	8.000	8.300	0.3000	0.0013

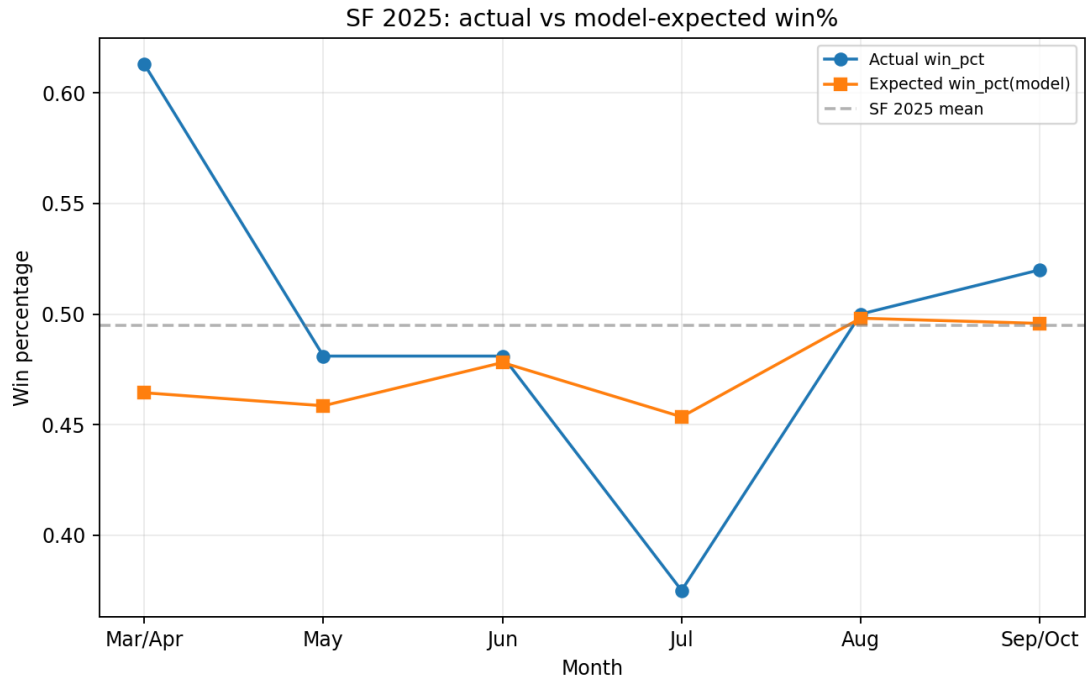


그림 3.3: SF 2025 실제승률 vs 기대승률

우선순위: 최저 성과 월 기준 단일 지표 개선효과 상위는 obp(예상 +0.036), iso(예상 +0.027), k_percent(예상 +0.008) 순으로 나타났다.

실행 의미: 지표를 한꺼번에 바꾸기보다, 기대효과가 큰 축부터 순차 개선하는 방식이 현실적인 운영 전략이다.

3.19 이정후 상태지수 + 전이 포커스

표 3.17: 이정후 월별 상태지수 및 퍼센타일

month	state_score	state_phase	woba_pct	obp_pct	slg_pct	ba_pct	iso_pct	bb_percent_pct	k_percent_pct	swing_miss_percent_pct
Mar/Apr	0.8213	상승/공격 확장 구간	0.8782	0.8269	0.8718	0.9231	0.7500	0.4679	0.8910	0.9615
Aug	0.5935	중립/관찰 구간	0.5669	0.5827	0.5276	0.8189	0.3386	0.1496	0.7953	0.9685
Jun	0.4102	중립/관찰 구간	0.0455	0.0727	0.0364	0.0091	0.2727	0.8909	0.9636	0.9909
May	0.3353	교정/보수 운영 구간	0.1163	0.0930	0.1550	0.2326	0.2171	0.0775	0.9535	0.8372

표 3.18: 전이 확률(팀/리그 기반)

cluster	next_cluster	count	prob
2.000	0.000	440.000	0.3086
2.000	1.000	267.000	0.1872
2.000	3.000	253.000	0.1774
2.000	5.000	185.000	0.1297
4.000	4.000	273.000	0.3412
4.000	2.000	173.000	0.2162
4.000	3.000	100.000	0.1250
4.000	6.000	96.000	0.1200

상태지수는 월별 퍼센타일 평균으로 정의했다. 점수가 높을수록 공격 확장(상위타순 테스트) 가능성이 높고, 낮을수록 교정 운영이 유리하다.

표 3.19: 전이 확률(이정후 기반)

cluster	next_cluster	count	prob
2.000	0.0000	231.000	0.4705
2.000	2.000	191.000	0.3890
2.000	3.000	47.000	0.0957
2.000	1.000	7.000	0.0143
4.000	3.000	106.000	0.3883
4.000	2.000	71.000	0.2601
4.000	4.000	67.000	0.2454
4.000	0.0000	20.000	0.0733

전이 포커스 표는 C2/C4에서 다음 달 어디로 이동하는지 보여준다. 이는 '목표 군집으로 얼마나 자주 이동하는가'를 코칭 KPI로 쓰는 근거다.

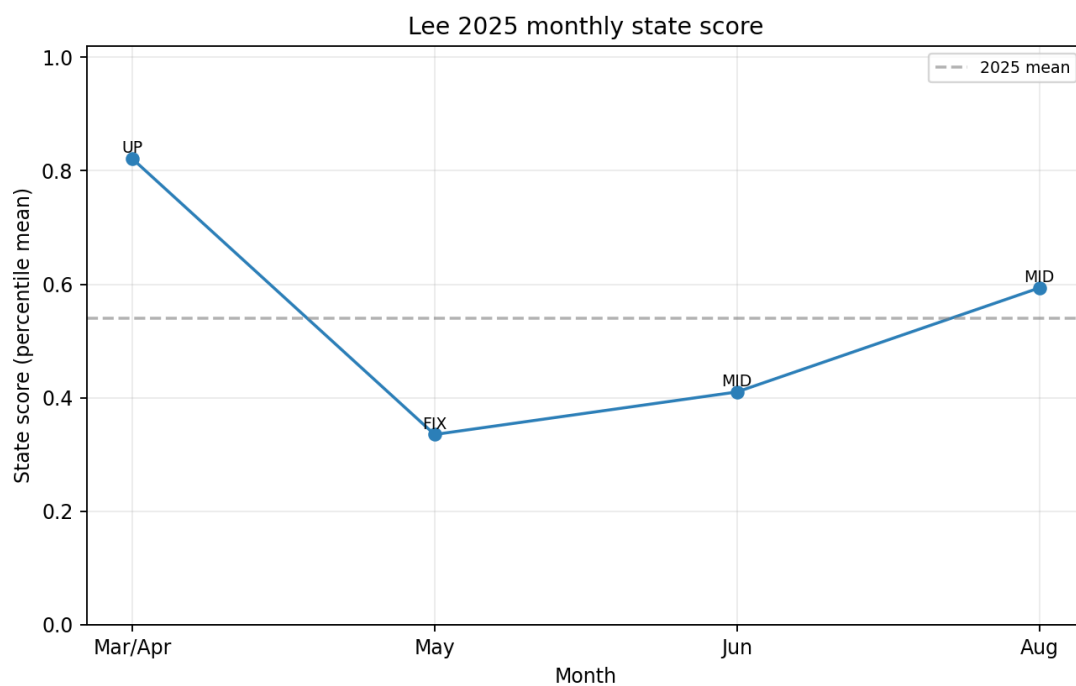


그림 3.4: 이정후 2025 월별 상태지수

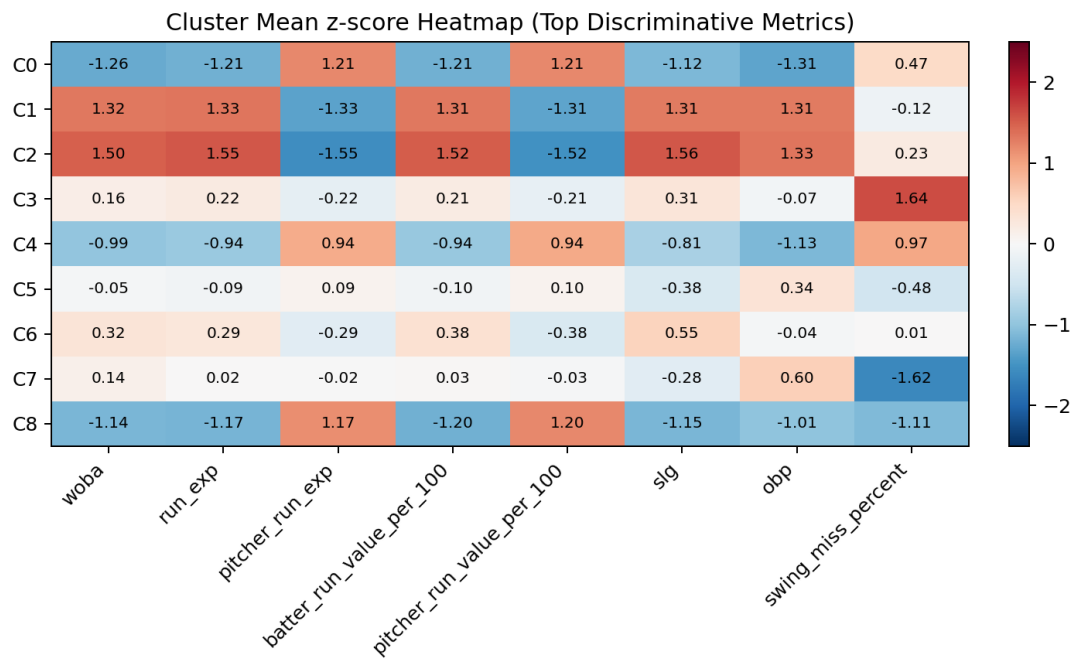


그림 3.5: 선수 군집 지표 히트맵

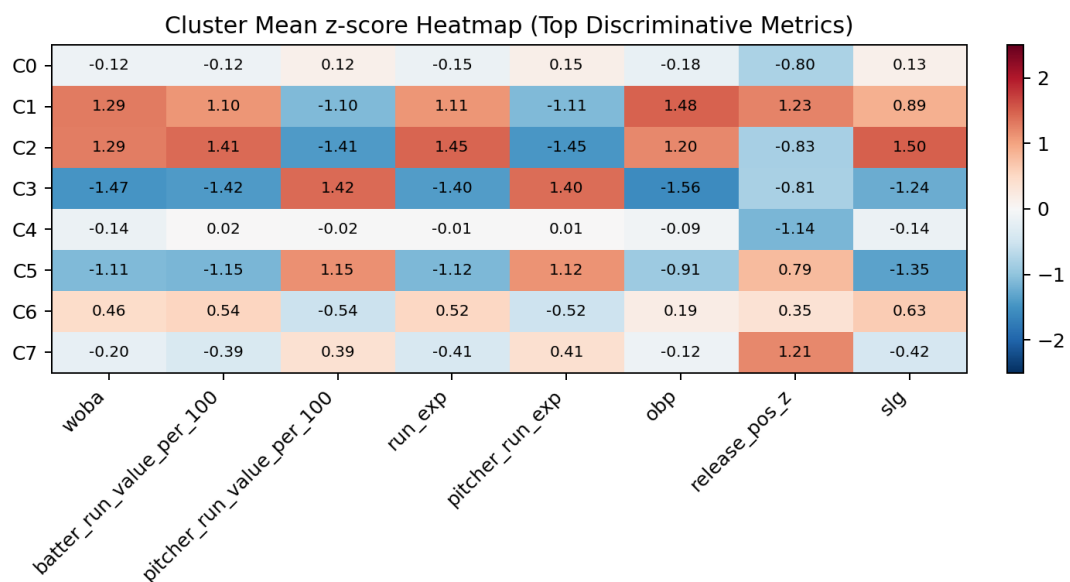


그림 3.6: 팀 군집 지표 히트맵

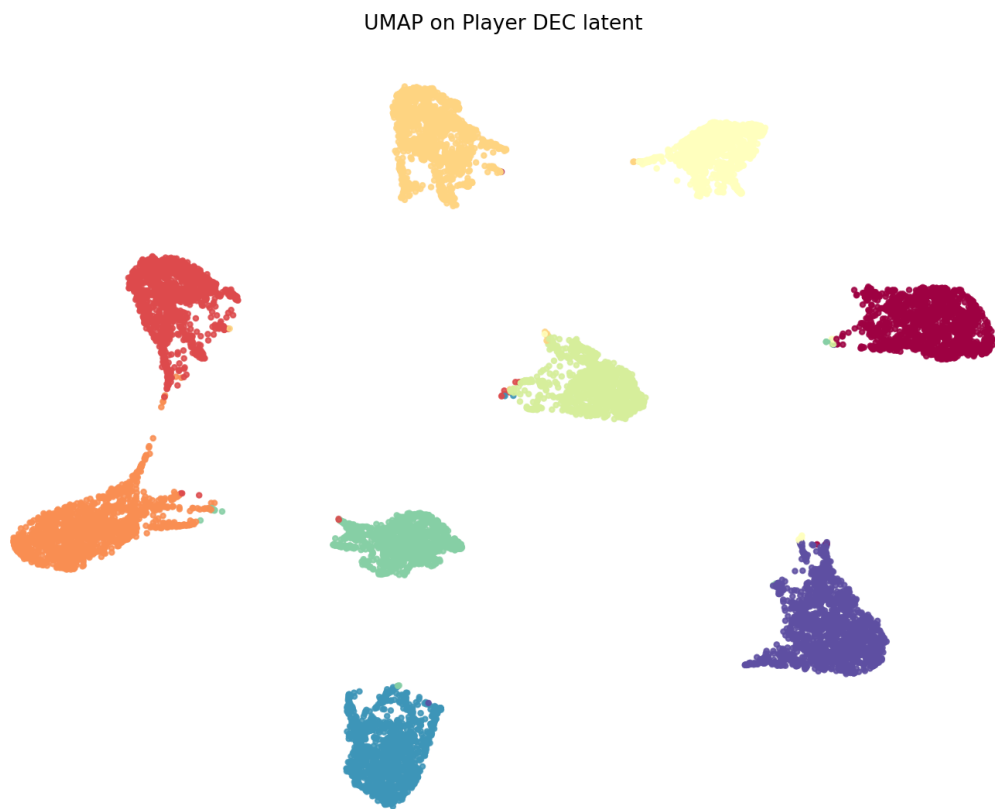


그림 3.7: 선수 DEC UMAP

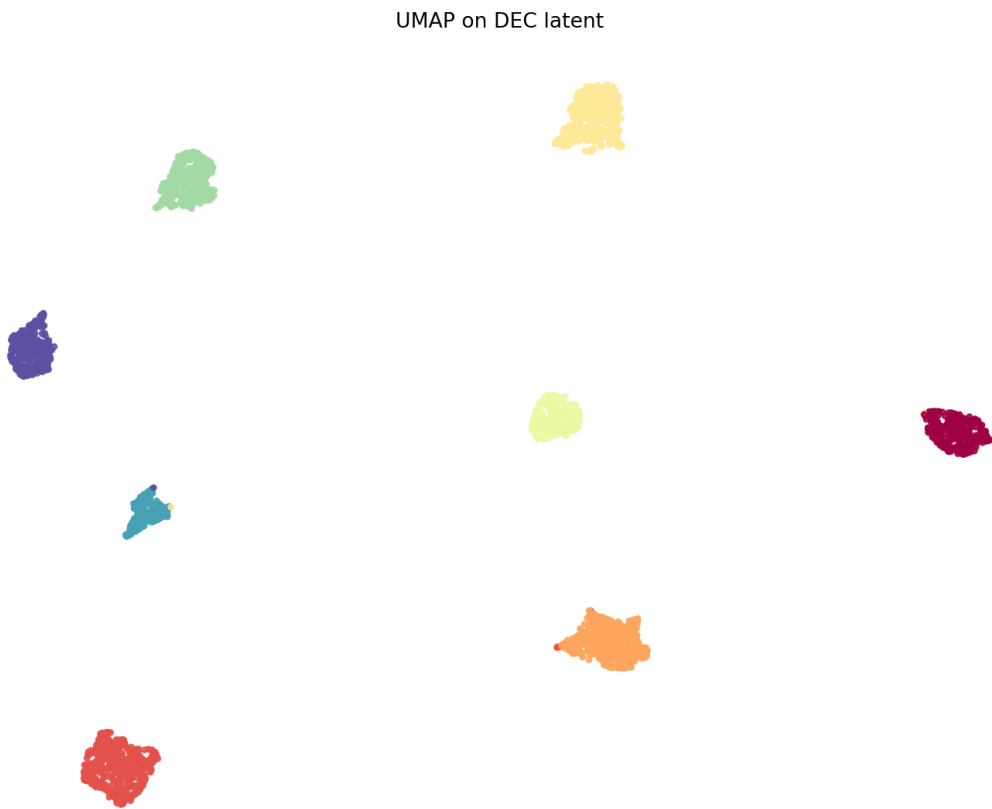


그림 3.8: 팀 DEC UMAP

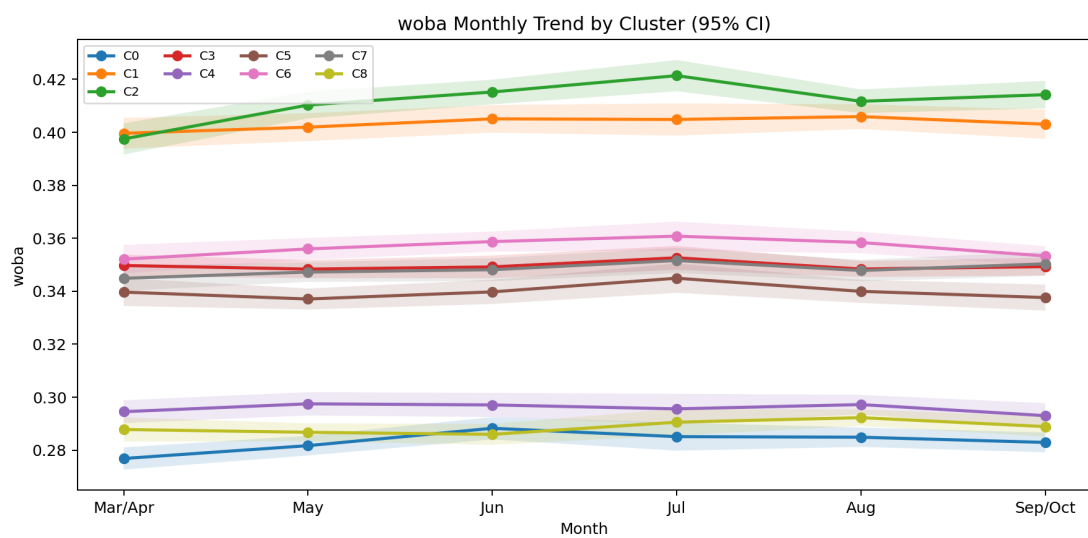


그림 3.9: 선수 군집 주요지표 월별 CI

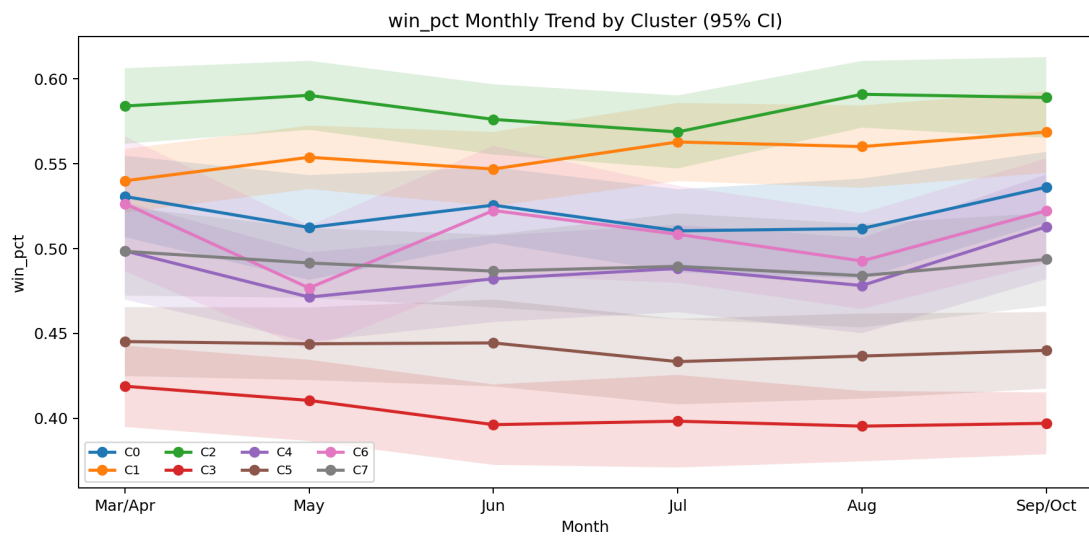


그림 3.10: 팀 군집 주요지표 월별 CI

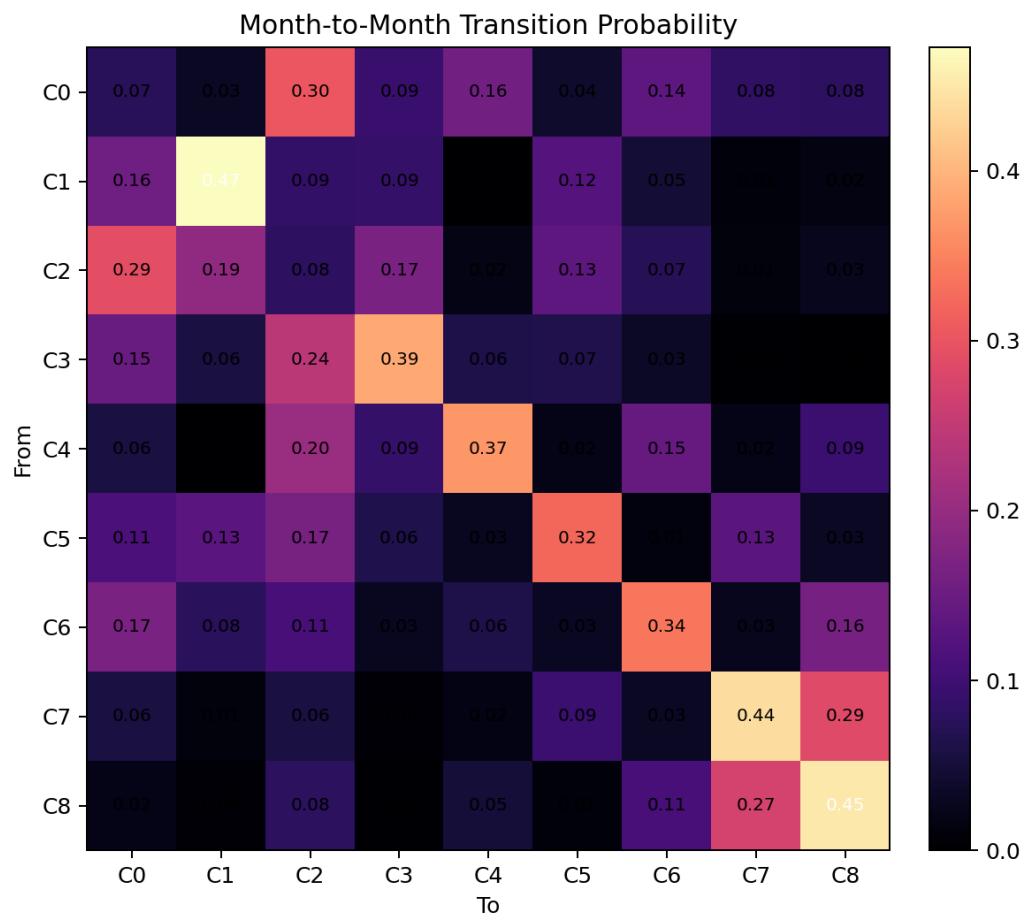


그림 3.11: 선수 군집 전이행렬

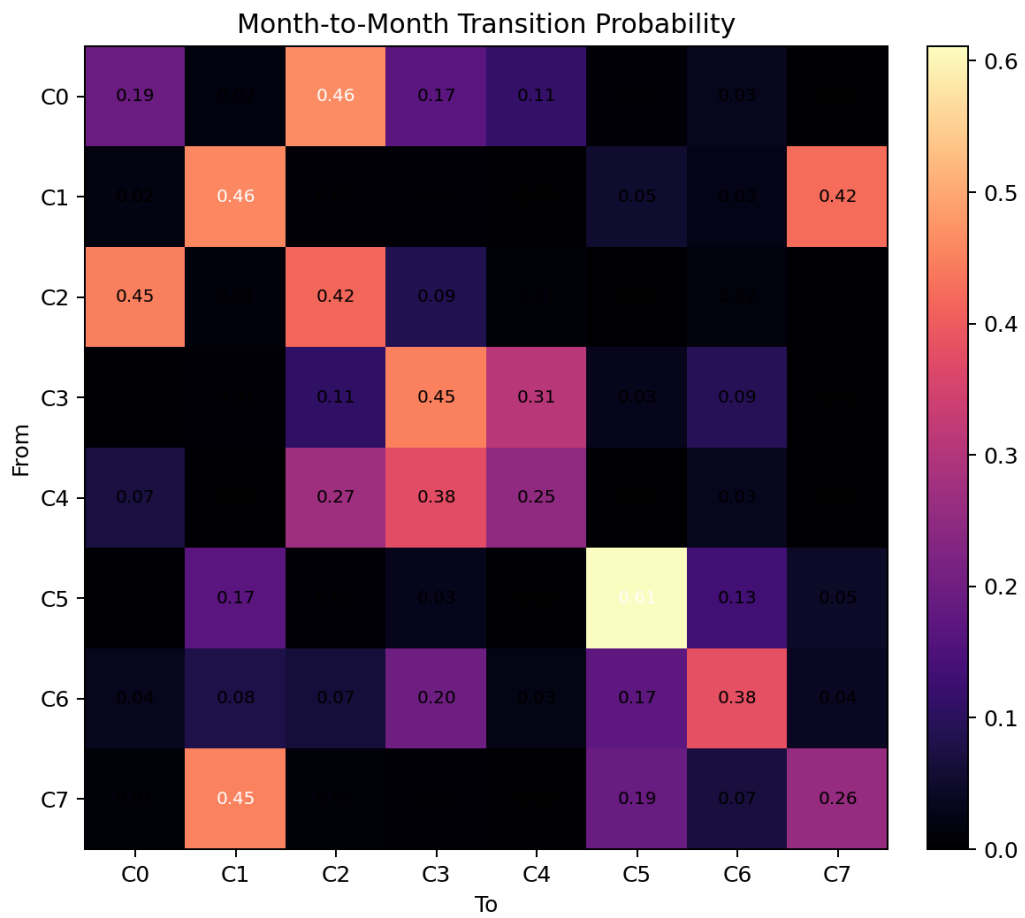


그림 3.12: 팀 군집 전이행렬

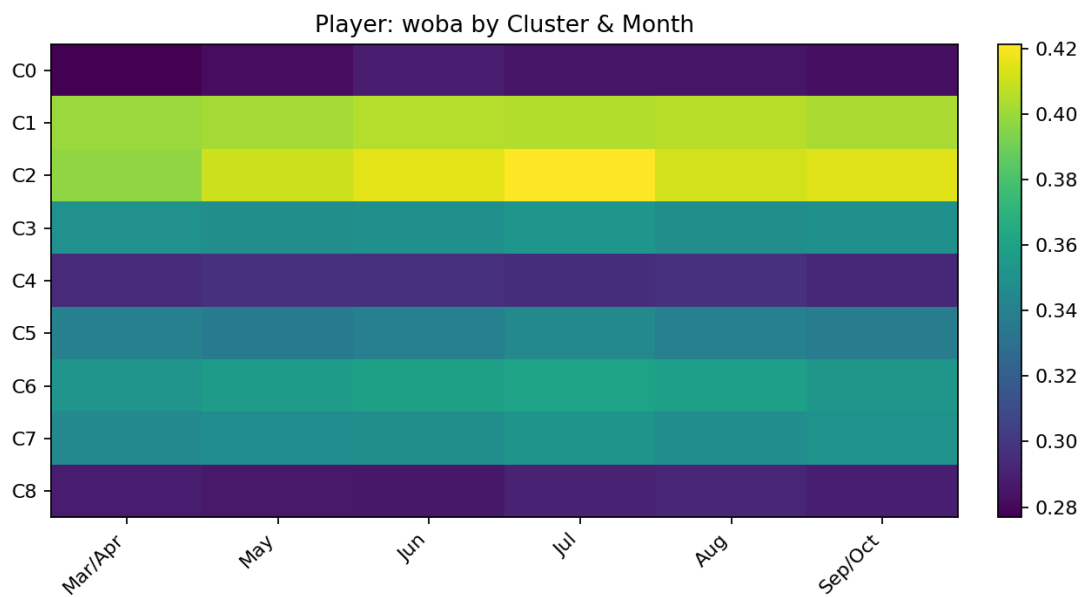


그림 3.13: 선수 군집-월 wOBA 히트맵

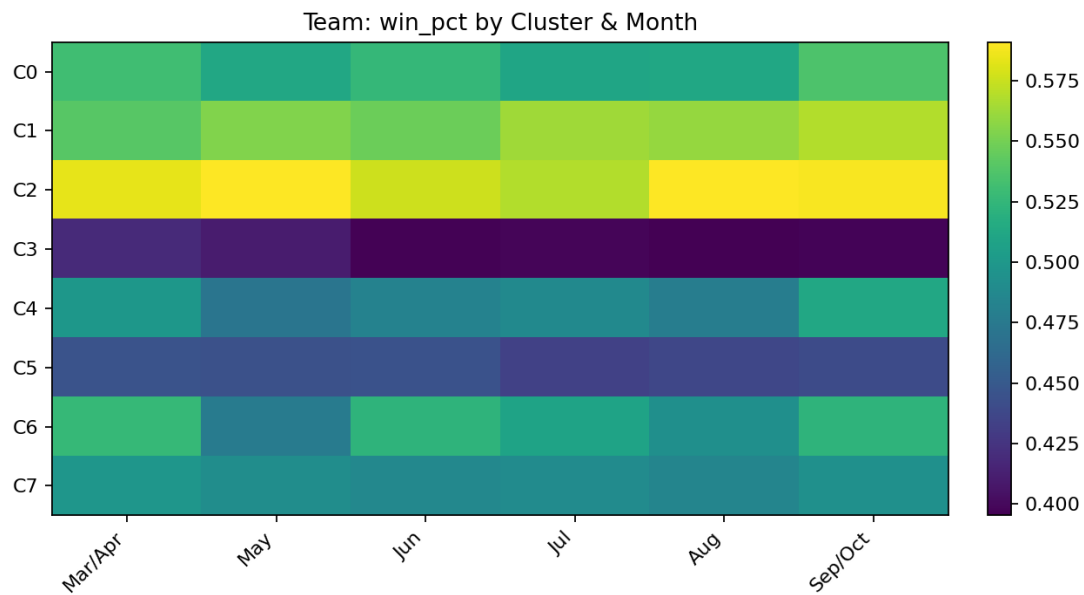


그림 3.14: 팀 군집-월 승률 히트맵

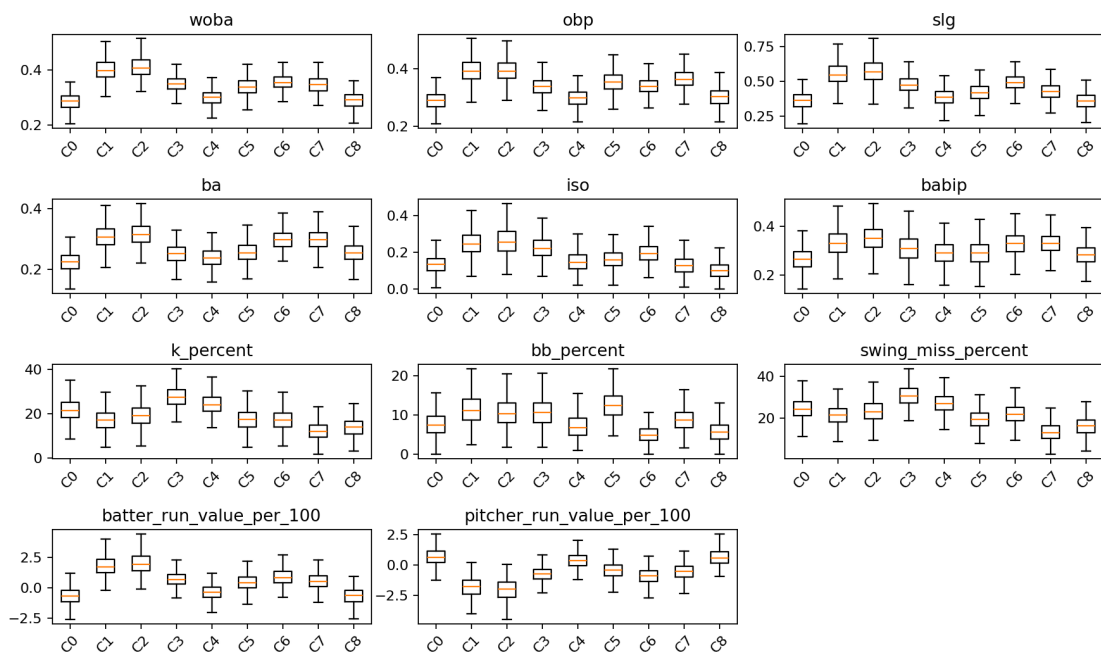


그림 3.15: 선수 핵심지표 분포

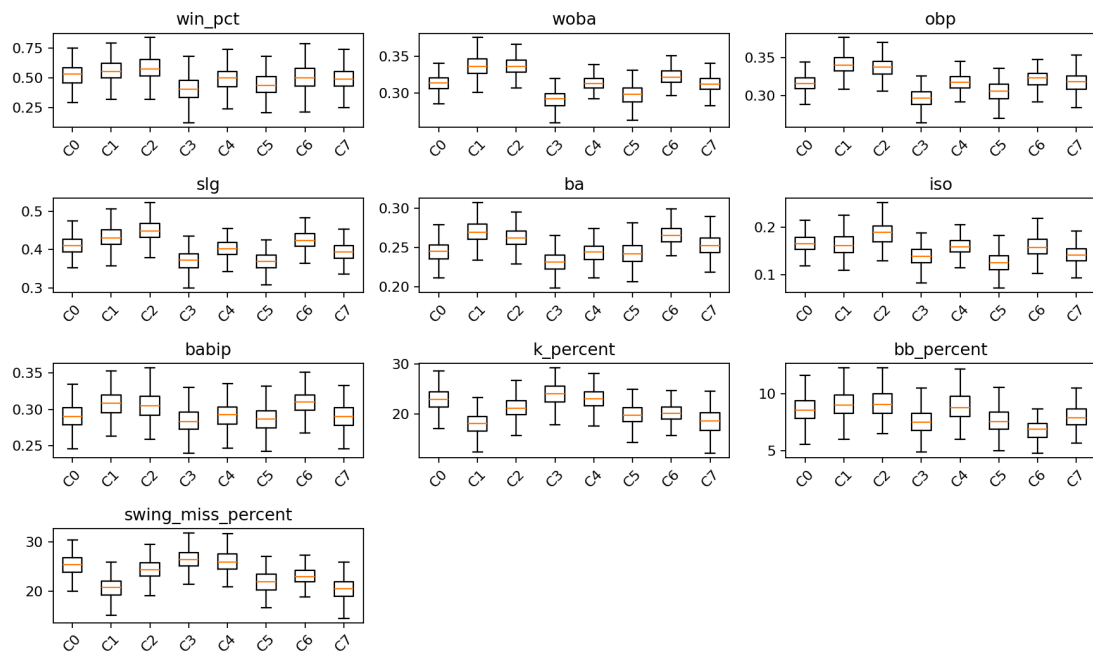


그림 3.16: 팀 핵심지표 분포

4. 논의

본 장은 결과를 현장 의사결정 관점에서 정리한다. 핵심 메시지는 세 가지다. 첫째, SF의 저성과는 월별 “우연”이라기보다 특정 군집(C3/C4)에 장기간 체류하는 구조적 패턴으로 설명된다. 둘째, 이점 후 타순은 “고정 배치”가 아니라 **상태 기반 규칙**으로 관리할 때 기대값과 리스크의 균형이 좋아진다. 셋째, 본 모델은 단일 정답을 찍는 도구가 아니라 **우선순위 설정과 짧은 운영 테스트** 설계를 지원하는 의사결정 보조 체계로 활용하는 것이 적절하다.

또한 본 보고서는 군집 라벨을 선수의 고정적 “본질”로 해석하지 않는다. 라벨은 현재 상태를 요약하는 운영 코드이며, 목적은 상태를 낙인찍는 것이 아니라 **상향 이동 경로**를 구체화하는 데 있다.

4.1 실무 적용 원칙

권고 운영안은 “손실 방어 → 안정화 → 상향 테스트 → 고정”의 단계형으로 설계한다.

- **기본 배치:** 6번에서 시작해 하방 리스크를 통제한다.
- **승격 조건:** OBP·wOBA 임계치가 6~8주 연속 유지될 경우, 2번 승격을 고려한다.
- **검증 방식:** 승격은 2주 단위로 짧게 테스트하고, 팀 득점 연결성(출루-장타 연결)이 개선될 때만 고정한다.
- **회귀 규칙:** 임계치 이탈 또는 연결성 악화가 확인되면 즉시 6번으로 복귀해 손실 확산을 막는다.

이 원칙의 장점은 의사결정의 **일관성**이다. 코칭스태프와 프런트가 동일한 규칙을 공유하면 단기 결과에 따른 과잉 반응을 줄이면서도, 필요한 변화는 빠르게 실행할 수 있다.

4.2 해석 원칙

본 보고서의 표와 그래프는 “결론”이 아니라 “근거”다. 해석 시에는 절대값 하나보다 **비교 대상 간 차이**를 우선 보고, 생산성(OBP/SLG/wOBA/ISO)과 리스크(K%/swing-miss%)가 **동시에** 개선되는지 확인하는 것이 안전하다.

또한 회귀/상관 계수는 방향성과 우선순위를 제시하지만 인과를 보장하지 않는다. 따라서 최종 정책은 **짧은 운영 테스트**를 통해 검증한 뒤 고정하는 절차를 전제로 한다.

4.3 전략적 의사결정으로의 연결

팀 전략의 핵심은 “C2형 구조로의 점진적 이동”이다. 한 번의 타순 교체나 단일 선수 교체만으로 구조 전환이 완성되기 어렵기 때문에, 운영은 계단형이어야 한다. 본 보고서가 제시한 단계형 프레임은 실패 비용을 통제하면서도 상향 가능성을 보존하는 데 유리하다.

4.4 리스크 관리와 커뮤니케이션 설계

전략이 맞아도 전달이 틀리면 현장에서 실행되지 않는다. 따라서 분석 결과는 군집 번호 자체보다 행동 문장으로 번역하는 것이 효과적이다(예: “C4” → “출루와 장타가 동시에 약화된 교정 구간”).

또한 감독·코치·프린트 간 의사결정 시간축을 통일해야 한다. 본 보고서는 **2주(단기 검증)**와 **6~8주(지속성 판단)**라는 이중 관찰창을 권고하며, 이 창을 합의하면 과도한 단기 반응을 줄이고 운영의 예측 가능성을 높일 수 있다.

4.5 보강 분석의 활용

본 보고서는 군집 결과를 “설명”에 그치지 않고 “우선순위”로 연결하기 위해, 승률 드라이버 계수(회귀), 월별 기대승률 잔차, 반사실적 개선효과를 함께 제시했다. 또한 선수 파트는 월별 상태지수와 전이확률을 통해 “다음 달 이동 가능성”까지 운영 관점에서 읽을 수 있도록 보강했다.

즉, 본 보고서는 분석 결과를 숫자 → 해석 → 실행 규칙으로 연결하는 데 초점을 두었으며, 시즌 운영 과정에서 반복적으로 업데이트 가능한 형태로 설계했다.

5. 한계

본 보고서는 실행 가능성을 높이기 위해 팀-월/선수-월 단위의 통합 분석에 집중했다. 이 접근은 시즌 운영 관점에서 장점이 크지만, 아래 한계를 전제로 해석해야 과장을 피할 수 있다.

5.1 데이터 범위의 한계

타순 원로그(실제 1~9번 배치 이력)가 완비되지 않아 일부 라인업 구조는 지표 기반 프록시로 해석했다. 또한 이점후 2025 월 표본은 상대적으로 작아 월별 지표의 변동성이 크게 보일 수 있다. 마지막으로 팀-월/선수-월 집계는 상대 선발, 구장, 불펜 강도 등 경기 단위 맥락을 일부 소실한다.

해석 원칙: 본문의 월별 결론은 “방향성” 판단에는 유효하지만, 단일 경기 운영으로 바로 변환하려면 상대 전력/구장 컨텍스트를 추가해야 한다.

5.2 변수 구성의 한계

Statcast 핵심 변수(발사각, 타구속도, O-Swing, Z-Contact 등)를 아직 결합하지 못해 타구 질 메커니즘 해석에 한계가 있다. 일부 파생 지표도 월 단위 평균화 과정에서 극단값과 상황 정보가 희석될 수 있다.

해석 원칙: “왜 좋아졌는지/나빠졌는지”의 미시 메커니즘 설명은 제한적이므로, 코칭 처방은 우선 거시 지표(출루·장타·리스크) 중심으로 적용하는 것이 안전하다.

5.3 모델링의 한계

군집 라벨은 상태 분류 결과이지 인과효과 추정치가 아니다. 따라서 라벨 자체를 정책 효과로 해석하면 안 된다. 또한 군집 수(k) 선택은 해석 가능성과 운영 연속성을 함께 고려한 실무적 선택이므로, 절대적 정답으로 볼 수 없다.

해석 원칙: 본 보고서 결론은 “우선순위 제시”에 강점이 있으며, 정책 확정은 운영 테스트로 검증해야 한다.

5.4 통계 해석의 한계

회귀 계수와 상관계수는 방향성과 상대적 크기를 설명하는 데 유용하지만 인과를 직접 증명하지는 않는다. 특히 월 단위 표본에서는 일부 구간의 불확실성이 커서 절대값보다 순위와 방향 중심 해석이 더 안전하다.

해석 원칙: 인과 결론은 A/B 테스트 또는 준실험 설계에서 별도 확인이 필요하다.

5.5 운영 적용의 한계

현장에서는 감독 판단, 선수 컨디션, 부상, 상대 대진 같은 비정량 요소가 동시에 작동한다. 따라서 모델 기반 권고를 즉시 고정 정책으로 전환하면 운영 유연성이 낮아질 수 있다.

보완 원칙: 본 보고서는 “즉시 고정”이 아니라 “단기 테스트 → 중기 확인 → 고정”의 단계형 적용을 전제로 한다.

요약하면, 본 보고서 결론은 실제 운영에 유의미하지만 적용 범위와 해석 경계를 지킬 때 가장 큰 가치를 만든다.

6. 결론

본 보고서는 SF 팀-월 3,120 개와 선수-월 11,412 개를 통합해, “이정후 타순” 문제를 단일 선수 평가가 아닌 **팀 공격 시스템 최적화** 관점으로 다뤘다. 결론적으로, 팀은 출루-장타 연결 구조를 복원해야 하며, 선수 운영은 상태 기반 규칙으로 관리하는 것이 합리적이다.

6.1 분석 질문별 요약 답변

- **RQ1:** SF 2025 최저승률 월은 동월 최고팀 대비 출루·장타·종합생산성이 동시에 낮은 구조적 저성과 구간으로 확인됐다.
- **RQ2:** 이정후 부진 월에도 동일 군집 내 고성과 유사 선수가 존재해, “군집 자체”보다 군집 내부 실행 품질이 성과를 가르는 근거가 확보됐다.
- **RQ3:** SF 역사적 최고 월과 현재의 간극은 단일 지표가 아니라 **다지표 동시 약화**에서 발생했다.
- **RQ4:** 유사도(dist)와 안정성(wOBA 표준편차)을 함께 보는 방식이 “닭았지만 불안정한 선수”를 걸러내며, 실무 벤치마킹의 재현성을 높였다.
- **RQ5:** 같은 군집 안에서도 상단 이동이 가능했으며, 이는 군집이 “운명”이 아니라 **상태 코드**임을 뒷받침한다.
- **RQ6:** C2는 C4 대비 생산성과 리스크 측면에서 일관된 우위를 보였고, 따라서 **C2를 목표 상태, C4를 교정 상태**로 정의하는 것이 타당하다.

6.2 이정후 타순 최종 권고

표 6.1: 이정후 타순 권고 규칙(운영 조건별)

조건	권고 타순	의미
현재 상태	6번	하방 리스크 제어, 기대손실 최소화
임계치 충족(6~8주)	2번 테스트	추가 타석의 기대이익 검증
테스트 성공	2번 고정	팀 득점 연결성 개선 시 상향 고정
테스트 실패/회귀	6번 복귀	손실 확산 방지

핵심은 타순을 “고정 신분”으로 보지 않고 **상태 기반 규칙**으로 운영하는 것이다. 이 규칙은 단기 변동성에 휘둘리지 않으면서도, 상향 가능성이 열릴 때 빠르게 테스트할 수 있도록 실패 비용을 통제한다.

6.3 팀 운영 메시지

SF의 1차 과제는 C3/C4 체류를 줄이고 C2형 구조로 이동하는 것이다. 이를 위해 상위타선 출루 하단선(OBP)과 중위타선 장타 전환(ISO/SLG)을 동시에 관리해야 하며, 리스크 지표(K%, swing-miss%)는 사후 안전장치로 운영하는 것이 효과적이다.

실무 적용은 단계형으로 수행한다. 1단계 손실 방어 → 2단계 안정화 → 3단계 상향 테스트 → 4단계 고정의 순서를 지키면, 실패 비용을 낮추면서 성과 상향을 확보할 수 있다.

6.4 핵심 한 줄

“이정후는 6번에서 시작하고, 조건이 충족되면 2번을 테스트한다.” 이 한 문장이 본 보고서의 운영 권고를 가장 간결하게 요약한다. 다음 시즌에는 Statcast 통합, 정책 A/B 검증, 재학습 체계를 결합해 전략의 정밀도를 단계적으로 높일 것을 권고한다.

A. 부록

본 부록에는 본문에서 사용한 핵심 원자료를 재현 가능하게 첨부한다. 표는 월 단위 요약이며, 원시 경기 단위 로그와 전체 스왑 결과는 분석 스크립트로 재생성할 수 있다.

A.1 S1. SF 2025 월별 원자료

표 A.1: SF 2025 월별 원자료

api_game_date_month_text	cluster	win_pct	ba	obp	slg	woba	iso	k_percent	bb_percent
Mar/Apr	4	0.6130	0.2270	0.3070	0.3760	0.3010	0.1490	23.700	9.900
May	3	0.4810	0.2400	0.3120	0.3740	0.3020	0.1340	21.900	8.500
Jun	4	0.4810	0.2240	0.3160	0.3610	0.3000	0.1370	21.900	10.500
Jul	3	0.3750	0.2370	0.3070	0.3810	0.3000	0.1440	22.900	8.000
Aug	4	0.5000	0.2500	0.3150	0.4250	0.3210	0.1750	23.700	8.000
Sep/Oct	4	0.5200	0.2290	0.3110	0.3980	0.3080	0.1680	22.000	9.900

A.2 S2. 이정후 2025 월별 원자료

표 A.2: 이정후 2025 월별 원자료

api_game_date_month_text	cluster	pa	woba	obp	slg	ba	iso	k_percent	bb_percent	swing_miss_percent
Mar/Apr	7	128	0.3840	0.3750	0.5260	0.3190	0.2070	13.300	8.600	12.700
May	8	115	0.2680	0.2700	0.3430	0.2310	0.1110	9.600	3.500	16.700
Jun	7	101	0.2540	0.2770	0.2740	0.1430	0.1310	8.900	13.900	8.100
Aug	8	106	0.3410	0.3400	0.4500	0.3000	0.1500	15.100	4.700	11.900

A.3 S3. k 스왑 전체표

k 스왑 결과, Team latent는 k=8, Player latent는 k=9가 composite score 기준 최상위였다.

전체 스왑 표는 분량을 고려해 문서에는 핵심 결과만 유지했으며, 필요 시 분석 스크립트에서 동일 절차로 재생성할 수 있다.

참고문헌

- [1] Junyuan Xie, Ross Girshick, and Ali Farhadi. Unsupervised deep embedding for clustering analysis. In *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2016.
- [2] Xifeng Guo, Long Gao, Xinwang Liu, and Jianping Yin. Improved deep embedded clustering with local structure preservation. In *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2017.
- [3] Zhuxi Jiang, Yin Zheng, Huachun Tan, Bangsheng Tang, and Hanning Zhou. Variational deep embedding: An unsupervised and generative approach to clustering. In *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2017.
- [4] Wouter Van Gansbeke, Simon Vandenhende, Stamatios Georgoulis, Marc Proesmans, and Luc Van Gool. Scan: Learning to classify images without labels. In *Computer Vision – ECCV 2020*, 2020.
- [5] Mathilde Caron, Ishan Misra, Julien Mairal, Priya Goyal, Piotr Bojanowski, and Armand Joulin. Unsupervised learning of visual features by contrasting cluster assignments. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2020.
- [6] Laurens van der Maaten and Geoffrey Hinton. Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, 9:2579–2605, 2008.
- [7] Laurens van der Maaten. Accelerating t-sne using tree-based algorithms. *Journal of Machine Learning Research*, 15:3221–3245, 2014.
- [8] Leland McInnes, John Healy, Nathaniel Saul, and Lukas Großberger. Umap: Uniform manifold approximation and projection. *Journal of Open Source Software*, 3(29):861, 2018.
- [9] Peter J. Rousseeuw. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20:53–65, 1987.
- [10] David L. Davies and Donald W. Bouldin. A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2):224–227, 1979.
- [11] Tadeusz Calinski and Jerzy Harabasz. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*, 3(1):1–27, 1974.
- [12] Arthur E. Hoerl and Robert W. Kennard. Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1):55–67, 1970.
- [13] Bradley Efron and Robert J. Tibshirani. *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall/CRC, 1993.
- [14] Phillip I. Good. *Permutation, Parametric and Bootstrap Tests of Hypotheses*. Springer, 3 edition, 2005.

- [15] In-Kwon Yeo and Richard A. Johnson. A new family of power transformations to improve normality or symmetry. *Biometrika*, 87(4):954–959, 2000.
- [16] Fabian Pedregosa, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Peter Prettenhofer, Ron Weiss, Vincent Dubourg, Jake Vanderplas, Alexandre Passos, David Cournapeau, Matthieu Brucher, Matthieu Perrot, and Édouard Duchesnay. Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of Machine Learning Research*, 12:2825–2830, 2011.
- [17] Tom M. Tango, Mitchel G. Lichtman, and Andrew E. Dolphin. *The Book: Playing the Percentages in Baseball*. Potomac Books, 2007.
- [18] Bruce Bukiet, Elliot R. Harold, and José Luis Palacios. A markov chain approach to baseball. *Operations Research*, 45(1):14–23, 1997.
- [19] Benjamin S. Baumer, Shane T. Jensen, and Gregory J. Matthews. openwar: An open source system for evaluating overall player performance in major league baseball. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 2015.
- [20] Jim Albert, Ben Baumer, and Max Marchi. *Analyzing Baseball Data with R*. CRC Press, 2 edition, 2018.