

OP사이트를 오래 운영하거나 이용자 유입을 분석해 본 사람이라면, 추천 알고리즘이 단순한 인기순 정렬이나 최신순 피드 이상의 무게를 가진다는 사실을 체감한다. 추천은 사이트의 체류시간과 전환율을 좌우하고, 이용자 경험의 품질을 가르는 핵심 구성요소다. 어떤 기준으로 무엇을 앞세우고 무엇을 감추는가에 따라 커뮤니티의 분위기가 달라지고, 운영 리스크와 매출 구조까지 연쇄적으로 변한다. 이 글은 OP, 오피, 오피사이트라는 키워드로 대표되는 환경에서 추천 알고리즘이 실제로 어떻게 설계되고, 어떤 지표와 절충으로 돌아가는지, 운영·이용자 양쪽 시각에서 설명한다.

추천의 목적을 먼저 세운다

추천의 설계는 목표를 분명히 할 때 선명해진다. 대부분의 OP사이트는 다음 세 가지를 동시에 노린다. 첫째, 이용자의 만족도를 높여 재방문을 늘린다. 둘째, 품질 낮은 게시물이나 광고성 콘텐츠를 걸러내 브랜드 신뢰를 지킨다. 셋째, 규제와 신고 리스크를 줄인다. 목표가 흔들리면 지표가 흔들리고, 지표가 흔들리면 추천 품질이 무너진다. 추천 모형을 촘촘하게 만들수록 단기 클릭을 과대평가하는 유혹이 생기지만, 장기 유지율이 떨어지는 순간 전체 풀은 빠르게 고갈된다.

운영 경험상, 추천 목적은 한 문장으로 합의하는 것이 좋다. 예를 들어, “첫 방문 이용자가 5개 미만의 상호작용으로도 유효한 결과를 찾게 하고, 7일 내 재방문율을 높인다.” 같은 선언은 모델링과 실험의 판단 기준이 된다.

데이터의 결, 세 가지 축

추천이 의미를 가지려면 어떤 데이터를 넣고 어떤 데이터를 배제할지부터 정한다. 오피사이트의 특성상 민감 정보 관리가 중요하고, 크롤링으로 끌어온 외부 데이터는 신뢰성과 법적 리스크를 안는다. 데이터 축은 보통 세 갈래로 나뉜다.

컨텐츠 신호. 게시물의 본문 길이, 매물·프로필의 필드 완성도, 중복 사진 비율, 이미지 해상도, 금칙어 비율, 가격 정보의 일관성, 위치 좌표 정확성 등이 포함된다. 간단한 문법 검사나 이미지 포렌식만으로도 저품질을 크게 거른다. 예컨대 동일 MD5 해시 이미지가 반복되면 점수를 깎는다.

사용자 행동 신호. 조회수, 滞留시간(체류시간), 스크롤 깊이, 북마크, 문의 버튼 클릭, 전화/메신저 연결, 차단, 신고. 여기서 중요한 것은 어뷰징을 판별하는 정규화다. 봇 트래픽, 새로고침 루프, 교차 디바이스 클릭 농작을 걸러야 한다. 보통 IP/디바이스 지문, 비정상 속도 패턴, 새 탭 전환 직후 이탈률을 함께 본다.

관계 신호. 이용자와 컨텐츠 사이의 유사도, 위치 기반 근접성, 시계열 선호 변화, 커뮤니티 내 신뢰 네트워크. 글쓴이의 과거 신고 비율, 응대 속도, 예약 취소율 같은 운영 지표는 추천 점수를 크게 좌우한다.

세 축의 비중은 상황에 따라 조정한다. 신규 이용자 초기엔 관계 신호가 빈약하니 컨텐츠 신호와 위치 기반 점수의 비중을 높인다. 반대로 재방문자의 경우 행동 신호와 개인화 피드백을 강화해 중복 노출을 줄인다.

점수는 한 줄이 아니다, 다중 모형의 앙상블

초기에는 가중치 합 점수만으로도 통한다. 예를 들어 기본 점수는 100, 컨텐츠 품질 점수는 0부터 50, 행동 반응 점수는 0부터 40, 안전·신뢰 점수는 -30부터 30 범위로 잡아 총합으로 정렬한다. 하지만 풀 규모가 커지면 단일 점수는 취향 다양성을 죽인다. 앙상블 방식이 현실적이다.

랭킹 단계. 전체 후보를 넓게 모아 대략 점수를 매긴다. 이 단계는 빠르고 거칠어야 한다. BM25 같은 단순 텍스트 랭커, 위치 거리 가중, 신뢰 패널티 정도만 얹는다.

리랭킹 단계. 상위 N개 후보만 가져와 정교한 모델로 다시 정렬한다. 그래프 기반 인기 전파, 세션 기반 다음 클릭 예측, 이미지 품질 분류기, 시간 가중 감쇠를 적용한다. 이 단계에서 모델 해석성을 확보해야 운영 조정이 가능하다. 예를 들어 최근 72시간 내 신고가 3건을 넘으면 자동으로 노출을 낮추는 룰을 함께 둔다.

탐색 단계. 일정 비율은 실험 슬롯으로 비워둔다. 전혀 노출이 없던 신규 컨텐츠에 기회를 주고, 군집 외 컨텐츠를 섞어 취향 경화를 막는다. 보통 트래픽의 5에서 15퍼센트 사이에서 관리한다.

이 세 단계의 균형이 무너지면 두 가지 문제가 생긴다. 기존 인기글이 계속 상단을 점령하는 록인 효과, 그리고 무의미한 랜덤 노출로 체감 품질이 떨어지는 현상이다. 실무에서는 랭킹과 리랭킹 사이 경계를 명확히 하고, 탐색 슬롯의 성과를 주 단위로 재배분해 조정한다.

위치와 시간, 두 좌표계

오피사이트에서 위치는 단순한 좌표가 아니다. 교통 접근성, 상권 밀도, 이용자 이동 반경이 뒤엉킨다. 단순 거리 기준으로 추천하면 역세권 밀집 지역이 과도하게 상단을 점령한다. 반면 거리 가중을 낮추면 실사용 가치가 떨어진다. 둘 사이 절충이 필요하다. 실제로는 거리 점수에 로그 함수를 씌워 멀수록 편차가 완만해지게 하고, 대중 교통 환승 허브는 보정 계수를 둔다. 지하철 2개역 반경, 버스 환승 지수 같은 외부 지표를 활용할 때는 업데이트 주기를 명확히 해야 한다. 낡은 지표는 오히려 해가 된다.

시간축도 비슷하다. 신규 콘텐츠 버프는 신선도를 살리는 대신 스팸이 침투하기 쉬운 창을 만든다. 보편적인 방어법은 계정 신뢰도에 따라 버프 길이와 강도를 달리하는 것이다. 신규 계정은 짧고 약하게, 검증된 계정은 길고 강하게. 반대로 급락 방지를 위한 타겟 노출 유지 기능을 두어 일시적 이슈로 점수가 급감하지 않게 완충한다. 금요일 저녁 같은 피크 시간대에는 정상화보다 강한 탐색을 적용해 새로운 선택지를 시험해볼 가치가 있다. 트래픽이 몰릴 때 수집되는 피드백이 더 풍부하기 때문이다.

신뢰, 안전, 컴플라이언스

추천 품질은 신뢰 로직이 절반을 좌우한다. 신고와 차단, 부정 리뷰, 중복 게시, 미확인 가격 미끼, 비허용 표현을 얼마나 빨리 잡아내고 몇 점을 깎을지 정교한 규칙이 필요하다. 완전 자동화는 위험하다. 보수적 필터는 과잉 제거를 낳고, 느슨한 필터는 리스크를 키운다. 운영 경험상, 반자동이 현실적이다. 모델이 잡아내는 위험군을 순번대로 사람에게 넘겨 빠르게 판별하고, 그 결과를 다시 학습 데이터로 돌려 모델의 정밀도를 높인다.

컨텐츠 안전 점수는 계정 신뢰, 최근 신고, 문구 패턴, 이미지 포렌식, 연락처 노출 방식, 가격 편차로 구성한다. 완전 일치 복붙과 이미지 워터마크 삭제 흔적 같은 신호는 강하게 감점한다. 한편 정당한 경쟁 게시물의 유사 표준 문구까지 걸러지는 부작용을 막으려면, 업계에서 흔히 쓰는 구조적 문장 패턴은 낮은 가중치로 처리한다. 이 조정이 없으면 정상 게시물이 과하게 늘린다.

규제 준수는 지역별 가이드와 약관의 반영 속도가 관건이다. 업데이트 주기를 분기 단위로 못 박고, 약관 변경 시 추천 규칙도 함께 조정한다. 예를 들어 특정 표현이 금지 목록에 오르면 즉시 추천 단계에서 감점, 반복 시 블라인드 처리까지 자동 연동한다.

콜드 스타트와 유사성, 그리고 과적합의 함정

신규 이용자가 처음 접속했을 때나, 신규 콘텐츠가 막 올라왔을 때가 추천의 가장 약한 순간이다. 콜드 스타트 대응은 세 갈래다. 첫째, 최소한의 온보딩 질문으로 선호 범위를 좁힌다. 동네, 예산 대역, 운영 시간 같은 난도 낮은 질문이 좋다. 둘째, 콘텐츠 메타데이터 기반 유사성을 활용한다. 카테고리, 위치, 가격대, 키워드 연관도를 바탕으로 기본 피드를 구성한다. 셋째, 탐색 슬롯에서 신규 콘텐츠에 가중을 준다. 단, 가중기간을 명확히 정해 오래 묵은 신규 콘텐츠가 탐색 슬롯을 고갈시키지 않게 한다.

유사도 계산은 TF-IDF나 BM25처럼 단순 텍스트 기반으로 시작해도 된다. 이미지 유사도나 그래프 기반 근접도를 붙이면 품질이 빠르게 올라간다. 다만 과적합이 문제다. 소수 사용자 집단의 특이 취향을 과하게 학습하면 다른 사용자에게도 같은 패턴을 강요한다. 이를 완화하려면 개인화 점수 상한선을 두고, 공용 점수와 개인화 점수의 비율을 최소 6대4 정도로 유지한다. 이용자 수가 늘어나면 5대5까지 늘려도 안정적이다.

지표 읽기, 실무의 관문

무엇을 측정하느냐가 무엇을 추천하느냐를 결정한다. 오피사이트에서 흔히 쓰는 지표는 다음 범주로 묶인다. 클릭률, 체류시간, 페이지 전환수, 문의 전환율, 재방문율, 차단·신고율, 고객응대 속도. 여기서 종종 벌어지는 착시가 있다. 클릭률이 올라도 문의 전환율이 떨어지는 경우다. 제목만 자극적으로 바꾼 게시물이 상단을 차지하면

클릭은 늘지만 유효 행동은 줄어든다. 이런 케이스를 걸러내려면 지표를 계정 단위와 콘텐츠 단위로 나눠 보고, 당일 성과보다 7일, 14일 잔존을 더 중요하게 본다. 전환 지연이 흔한 업종일수록 장기 지표가 진실에 가깝다.

지표는 상호작용한다. 신고율이 낮아져도 차단율이 높다면 이용자가 신고를 포기하고 떠나는 신호일 수 있다. 반대로 차단율이 높아도 재방문율이 높다면, 추천이 취향 분기점을 잘 찾아주고 있다는 뜻일 수도 있다. 단일 지표로 판단하지 말고, 패널화된 코호트에서 함께 읽어야 한다.

모델의 해석성과 운영의 손맛

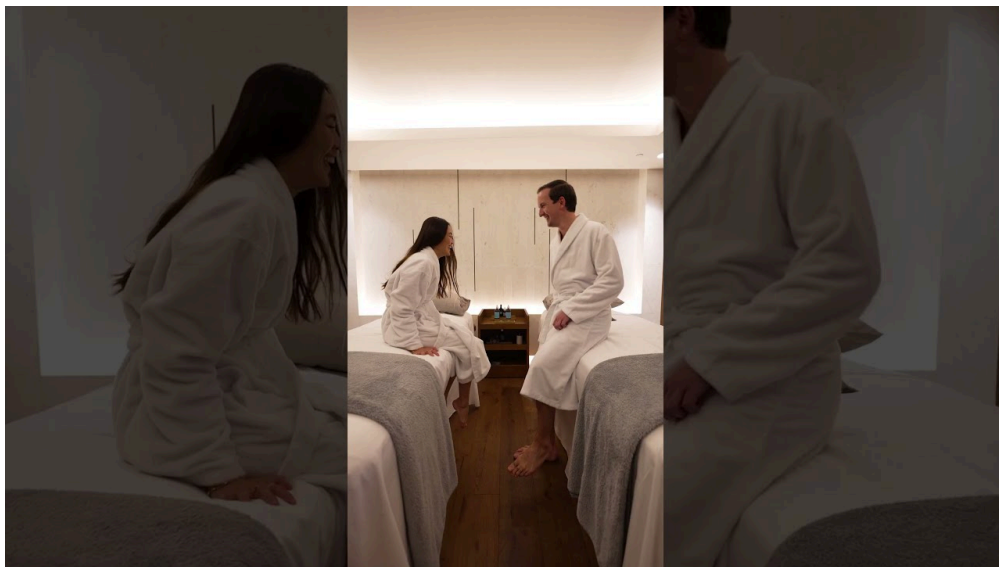
완전 자동화된 블랙박스 모델은 운영자가 개입할 여지를 빼앗는다. 현장에서 필요한 것은 조정 가능한 레버다. 예를 들어 계정 신뢰 가중, 위치 거리 보정, 신규 버프 강도, 신고 패널티의 상한선을 운영 화면에서 조절 가능하게 만든다. 이벤트 주간, 날씨 악화, 교통 파업 같은 외생 변수에도 빠르게 대응할 수 있다. 추천이 너무 매끈하면 콘텐츠 생태계가 굳고, 운영의 손맛이 들어갈 틈이 없어진다. 적당한 노이즈와 미세 조정이 장기적으로 품질을 살린다.

또 하나, 해석성은 CS와도 직결된다. “왜 내 콘텐츠가 노출이 떨어졌나”에 답해야 할 때, 설명 가능한 지표가 있어야 한다. 최근 7일 신고 2회로 안전 점수가 하락했고, 재응답 속도 지연으로 신뢰 점수가 낮아졌으며, 이미지 중복률이 높아 품질 점수가 깎였다는 정도의 사유를 투명하게 제공하면 불필요한 분쟁이 준다.

어뷰징과 방어, 한 발 앞서기

어뷰저는 항상 추천의 틈을 파고든다. 클릭팜, 가짜 문의, 도용 이미지, 리뷰 세탁, 위치 스푸핑이 대표적이다. 방어는 패턴과 속도 싸움이다. 비정상 트래픽을 막는 WAF나 레이트 리미트는 기본이고, 추천 단계에서도 다층적 방어가 필요하다. 동일 디바이스에서 다수 계정을 전환하며 짧은 체류 후 반복 클릭하는 패턴, 새벽 시간대 특정 IP 대역의 집중 트래픽, 고정된 이동 경로로만 발생하는 문의 전환 등을 포착해 가중치를 낮춘다.

이미지 도용은 해시만으로는 부족하다. 평균 해시, 차분 해시 외에도 간단한 CNN 임베딩을 이용해 유사도를 본다. 워터마크 제거 흔적을 잡아내는 필터 하나만 추가해도 재탕 게시물의 상단 점령을 크게 막을 수 있다. 다만 오탐이 생기면 정상 이미지까지 억울하게 눌린다. 초기에는 운영자 검수 큐로 올려 반자동 처리하고, 오탐 사례를 모아 임계치를 재조정한다.



개인화의 윤리와 프라이버시

개인화는 성과를 올리지만 프라이버시는 떨어진다. 오피사이트는 특히 민감 영역과 맞닿아 있으니 최소 수집, 목적 제한, 보관 기간의 명확화가 필수다. 개인화에 필요한 것은 사용자의 행동 로그와 대강의 위치 정도면 충분하다. 이름, 정확 주소, 외부 계정 연동 같은 정보는 추천 품질을 거의 올리지 못한다. 쿠키 배너로 동의를 확보하고, 개인화 비활성화 옵션을 명확히 제공한다. 비활성화 시에는 공용 점수와 위치·시간 가중만으로도 체감 품질을 어느 정도 유지할 수 있다.

가끔 운영자는 “개인화를 끄면 전환율이 급락하지 않나”를 걱정한다. 실제로는 충성 이용자보다 신규·라이트 이용사에서 개인화 효과가 크고, 반대 집단에선 차이가 작다. 이용자군을 나눠 실험하면 불필요한 데이터 수집을 줄여도 성과 손실이 미미하다는 사실을 확인할 때가 많다.

실험 설계, 거칠지만 빠르게

추천 알고리즘은 책상 위에서 완성되지 않는다. A/B 테스트가 전부는 아니지만, 규칙을 정해 빠르게 돌려야 한다. 분산은 무작위로만 하지 말고, 지역, 시간대, 디바이스, 신규/기존 사용자로 층화하라. 오피사이트는 특정 지역 트래픽이 과점하는 경우가 많아, 무작위 배정만으로는 편향을 못 막는다. 실험 기간은 최소 1주, 가능하면 2주로 잡는다. 주중/주말 패턴이 다르고, 급등·급락에 흔들리지 않게 평균을 낼 시간이 필요하다.

유의성만 보지 말고 효과 크기도 보라. 클릭률 1퍼센트포인트 상승이 문의 전환에서 0.2포인트 하락을 동반한다면, 어떤 쪽을 택할지 사업 목표에 따라 결정을 내려야 한다. 그리고 실험은 끝나는 것이 아니라 합류와 롤백이 공존한다. 특정 지역에서는 성공, 다른 지역에서는 실패일 수 있다. 기능 플래그로 분기하고 지역별로 다른 전략을 유지하는 것도 방법이다.

실무에서 쓰는 간단한 점수 틀

간단한 틀 하나를 제안한다. 초기 구축이나 리팩터링 때 유용하다.

- 기본 가중: $BaseScore = f(\text{keyword match}, \text{category match}, \text{distance})$
- 품질 가중: $QualityBoost = g(\text{image quality}, \text{metadata completeness}, \text{duplicate penalty})$
- 신뢰 가중: $TrustBoost = h(\text{accountage}, \text{responsetime}, \text{reportrate}, \text{cancelrate})$
- 반응 가중: $Engagement = i(\text{click-through}, \text{dwell-time normalized}, \text{save/share}, \text{inquiry})$
- 신선 가중: $Freshness = j(\text{post_age}, \text{verified status}, \text{time-of-day multiplier})$

최종 점수는 $BaseScore + w1QualityBoost + w2TrustBoost + w3Engagement + w4Freshness - Penalties$. 여기서 $w1$ 에서 $w4$ 는 운영 레버로 노출해 조정 가능하게 만든다. Penalties는 금칙어, 신고 누적, 의심스러운 트래픽을 반영한다. 모델을 고도화해도 이 구조는 유지해두면 해석성과 조정이 쉬워진다.

UI와 추천의 상호작용

추천이 아무리 좋아도 노출 위치와 카드 디자인이 받쳐주지 않으면 효과가 줄어든다. 첫 줄 3개는 상호 보완적으로 구성한다. 위치 근접, 품질 우수, 신선 콘텐츠를 각각 하나씩 묶어 펼치면 이용자가 다양한 길로 들어갈 수 있다. 카드에는 중요한 정보만 남긴다. 위치 범위, 가격대, 응대 속도, 최근 업데이트 시간. 불필요한 뱃지는 제거하고, 신뢰 뱃지는 과감히 키운다. 예를 들어 응답 속도 상위 10퍼센트, 신고 0건 계정 같은 지표는 클릭 품질을 끌어올린다.

무한 스크롤과 페이지네이션의 선택도 추천 전략과 맞물린다. 무한 스크롤은 체류를 늘리지만 하위 랭크 콘텐츠의 가시성이 낮아진다. 실무에선 상위 20개는 무한 스크롤, 이후는 페이지네이션으로 전환하거나, 20개마다 섹션 구분을 두어 탐색 슬롯을 재배치한다.

현장에서 마주친 옛지 케이스

- 지역 편향. 대도시 핵심 구역이 전체 노출의 절반 이상을 먹는 현상. 거리 로그 가중으로 완화하고, 외곽 지역은 탐색 슬롯을 확대해 수요를 시험한다.
- 시즌성. 휴가철과 연말은 패턴이 크게 흔들린다. 신선 가중을 완화하고, 재응답 속도 가중을 높여 품질 유지에 집중한다.
- 대규모 크롤링 유입. 외부에서 갑자기 링크가 확산될 때 저품질 트래픽이 쏟아진다. 비정상 속도 패턴 필터를 강화하고, 전환 가중을 일시 상향해 클릭 편향을 줄인다.
- 키워드 남용. 인기 키워드를 제목에 덕지덕지 붙이는 게시물. 키워드 과잉 감점과 클릭 뒤 이탈률을 결합해 페널티를 준다.

- 장기 무변화 콘텐츠. 오래된 정보가 상단을 점령하는 문제. 업데이트 신호가 없으면 서서히 점수를 낮추되, 사용자 저장·북마크가 많은 경우 완충한다.

데이터 설계와 보존 주기

추천은 결국 데이터 엔지니어링 위에 선다. 로그 스키마는 간단하면서 확장 가능하게 만든다. 이벤트는 조회, 스크롤, 클릭, 문의, 차단, 신고, 저장을 핵심으로 잡고, 세션·사용자·콘텐츠 키를 일관되게 유지한다. 원본 로그는 90일, 집계 테이블은 1년을 권장한다. 길게 가져가면 좋지만 비용과 규제 위험이 커진다. 민감 필드는 일찍 익명화하거나 소금친 해시로 전환한다. 모델 피처는 일간·주간 집계로 나누고, 실시간 점수는 캐시를 둔다. 피크 시간에는 추천 질의 대부분이 캐시에서 나와야 한다.

운영과 커뮤니케이션

운영팀, 개발팀, CS팀이 각자 다른 현실에서 일한다. 추천 조정은 그 사이를 잇는 일이다. 주간 리포트에 숫자만 나열하지 말고, 해석과 후속 조치를 포함하라. 예를 들어 “신규 버프 강화 이후 클릭률 3.2포인트 상승, 문의 전환은 0.4포인트 하락. 신규 콘텐츠 필터 정밀도 개선이 필요. 다음 주까지 이미지 중복 임계치 상향, 응답 속도 가중 하한선 조정.” 같은 식의 실행 문장을 남긴다. 외부 파트너나 광고주에게는 추천 원리를 간단히 설명하고, 과장 없이 지표로 신뢰를 쌓는다. 불투명한 추천은 단기 매출엔 도움이 될지 몰라도, 장기 신뢰를 갉아먹는다.

이용자에게 보이는 투명성

추천이 어떻게 작동하는지 너무 자세히 공개할 필요는 없지만, 최소한의 가이드라인은 도움 된다. “위치, 품질, 신뢰, 반응을 반영합니다. 신고나 [오피사이트](#) 차단은 노출에 영향을 줍니다. 업데이트가 잦고 응답이 빠를수록 상단에 노출될 확률이 높습니다.” 같은 설명만으로도 커뮤니티는 더 건강해진다. 이용자에게는 개별 피드 맞춤 설명을 간략히 제공한다. “근처 인기, 최근 업데이트, 저장한 항목과 유사” 같은 라벨은 클릭 후 만족도를 높인다.

성과와 비용, 현실의 제약

고도화된 모델은 CPU와 GPU, 메모리, 네트워크 모두를 소모한다. 실시간 추천은 특히 비용이 빠르게 오른다. 캐시 적중률을 80퍼센트 이상으로 올리고, 리랭킹은 상위 100개 내에서만 돌린다. 야간 배치로 피처를 전처리하고, 낮에는 가벼운 업데이트만 적용한다. 트래픽 급증 구간엔 기능 플래그로 실험과 탐색 슬롯을 일시 축소한다. 지연이 300ms를 넘으면 체감 품질이 떨어진다. 슬로우 쿼리는 주 단위로 점검하고, 인덱스와 파티셔닝으로 I/O를 줄인다.

실제 적용 예시, 수치와 판단

한 중형 오피사이트에서 추천 로직을 개편하며 다음 순서를 밟았다. 첫 2주 동안 품질 점수와 신뢰 점수를 분리해 측정했고, 신고율 상위 10퍼센트 계정의 평균 문의 전환율이 전체 평균의 절반 이하였다. 이 그룹을 추천에서 30퍼센트 감점하니 전체 문의 전환이 6에서 6.8퍼센트로 올랐다. 한편 신규 버프를 48시간에서 24시간으로 줄였더니 신선도 체감이 떨어졌다. 대신 계정 신뢰도 상위 30퍼센트에 한해 36시간 버프를 부여하니, 신규 콘텐츠의 상위 노출이 지나치게 줄지 않으면서도 스팸 침투가 줄었다. 리랭킹에 이미지 품질 분류기를 추가하니 클릭률이 2포인트 상승, 오탐으로 억울하게 눌린 정상 게시물은 운영 검수 큐에서 0.7퍼센트로 관리 가능했다. 수치 하나 하나가 절대적 정답은 아니지만, 이런 순차적 조정이 실제 성과를 만든다.

앞으로의 개선 포인트

추천은 완성되지 않는다. 몇 가지 방향을 제안한다. 세션 기반 모델을 강화해 단일 방문 안에서의 의도 전환을 더 잘 잡아내자. 리뷰 품질 모델을 붙여 텍스트의 진정성과 구체성에 가점을 주자. 이용자가 직접 추천을 미세조정할 수 있는 필터를 추가하되, 기본 화면은 단순하게 유지하자. 마지막으로, 공정성과 다양성을 계량화해 모니터링하자. 상위 노출의 집중도가 일정 임계치를 넘으면 경고를 띄우고 자동으로 탐색 비율을 소폭 늘리는 장치를 마련해 둔다.

마무리의 시선

OP사이트의 추천 알고리즘은 기술, 운영, 윤리의 접점에 서 있다. 이용자가 빠르게 원하는 것을 찾고, 신뢰할 수 있는 정보를 얻으며, 커뮤니티가 스스로 건강한 균형을 유지하도록 돕는 것이 목표다. 현장에서 느낀 핵심은 단순함과 조정 가능성이다. 과한 복잡성은 문제가 생겼을 때 손쓸 방법을 앗아간다. 데이터는 말이 많고, 지표는 때로 거짓말을 한다. 그럴수록 기본 구조를 단단히 세우고, 작은 실험을 자주 하며, 설명 가능한 기준으로 판단하자. 그렇게 축적한 운영의 손맛이 결국 좋은 추천을 만든다. 그리고 좋은 추천은 이용자에게 시간을 돌려준다. OP, 오피, 오피사이트라는 맥락에서도 원칙은 다르지 않다. 품질, 신뢰, 맥락, 이 네 축을 잊지 말 것.