

## **지원 버튼 앞에서 멈춘 유저들**

**: 탐색형 유저의 지원 전환 촉진을 위한 데이터 기반 전략 제안**

**줄없는 번지 (Codeit DA9\_6팀)**

김채연

김정섭

김정우

안혜빈

전수복

## [목차]

<b>1. Executive Summary</b>	-----	p.3
1-1. Problem (핵심 문제)		
1-2. Analysis (분석 개요)		
1-3. Key Finding (주요 발견)		
1-4. Recommendation (핵심 제안)		
<b>2. Background &amp; Problem Definition</b>	-----	p.4
2-1. 주제 선정 배경		
2-2. 문제정의		
2-3. 프로젝트 목적		
2-4. 채용플랫폼 개요		
<b>3. Analysis Framework &amp; Methodology</b>	-----	p.7
3-1. 분석 환경 및 데이터 파이프 라인		
3-2. 전처리 및 변수 정의		
3-3. 분석 모델 및 단계		
<b>4. Key Findings (주요 인사이트)</b>	-----	p.12
4-1. 지원 경험이 있는 유저는 양적, 질적으로 더 깊이 탐색		
4-2. 활동일수보다 “공고 탐색의 빈도”가 지원 단계 진입과 더 강한 상관성 존재		
4-3. 체류시간은 탐색의 깊이를 나타내며, 전환 가능성을 높이는 결정적 요인		
4-4. 전환형 행동 패턴 비교를 통한 “잠재 전환 집단” 도출		
<b>5. Strategic Recommendations</b>	-----	p.18
<b>6. Expected Impact &amp; Measurement Plan</b>	-----	p.22
6-1. 비즈니스 임팩트 예측		
6-2. 핵심 성과 지표		
6-3. 측정 계획		
<b>7. Future Works</b>	-----	p.24
7-1. 분석 한계점		
7-2. 향후 과제		

## 1. Executive Summary

### 1-1. Problem (핵심 문제)

해당 채용 플랫폼에서는 플랫폼에 진입한 유저 중 47.8%(10,224명)가 지원단계에서 이탈하는 것으로 나타났다. 특히 2022년에 지원단계 중간에 이탈한 유저의 2023년 로그 잔존율은 약 70%로, 전반적인 이용자 수 감소를 감안하더라도 약 30%p의 추가 이탈은 플랫폼 입장에서 중요한 경고 지표다.

그러나 세부 분석 결과, 한 번이라도 지원단계에 진입한 유저의 약 95%가 최종지원으로 이어진다는 점이 확인되었다. 즉, 핵심 문제는 ‘지원단계 중간 이탈’보다 ‘지원단계에 진입조차 하지 않는 유저’에게 있다.

전체 유저 중 약 31%(5,533명)가 지원단계 진입 경험이 없는 ‘탐색형 집단’으로, 이들이 왜 지원단계로 이동하지 않는지를 파악하고, 행동 전환을 유도할 전략을 마련하는 것이 플랫폼 성장을 위한 핵심 과제이다.

### 1-2. Analysis (분석 개요)

본 분석은 2022–2023년 2개년의 로그데이터를 기반으로 구직자의 행동 패턴을 분석하였다. ‘apply’ 관련 URL의 존재 여부를 기준으로, 지원단계 진입 경험이 있는 전환형 집단(URL 존재 유)과 진입 경험이 없는 탐색형 집단(URL 존재 무)으로 유저를 구분하였다.

이후 플랫폼이 집중해야 할 탐색형 집단을 중심으로 활동 일수와 공고 탐색 횟수를 주요 지표로 설정하여, 2×2 매트릭스 기반의 세분화(Segmentation)를 수행하였다. 세분화된 탐색형 내부 집단별로 행동 특성과 패턴을 비교한 후, 전환형 집단의 특성과 비교하여 전환형 집단으로의 이동 가능성이 높은 집단을 선별하였으며, 추가적으로 전환형 집단의 분석 결과를 근거로 하여 탐색형이 도달해야 할 핵심 행동 지표(목표 기준)를 도출하였다. 이를 통해 탐색형 유저의 단계 전환을 유도하기 위한 전략적 인사이트를 확보하고자 하였다.

### 1-3. Key Finding (주요 발견)

분석 결과, 지원단계에 진입한 유저의 약 90%이상이 최종지원까지 완료하는 것으로 나타나, 주요 이탈은 지원 전 단계에서 집중적으로 발생하는 것으로 파악되었다. 지원단계 진입 경험이 없는 탐색형 집단은, 진입 경험이 있는 전환형 집단에 비해 평균 체류시간과 활동량(특히 공고 탐색 횟수)이 전반적으로 낮게 나타났다.

탐색형 내부를 활동 일수와 공고 탐색 횟수 기준으로 세분화한 결과, 두 지표가 모두 높은 집단(1사분면)이 전환형 집단의 특성과 가장 유사한 행동 패턴을 보였다. 또한 전환형 집단 내에서 지원단계 진입 여부와 주요 지표 간의 상관관계 및 분포를 분석한 결과, 탐색형 유저가 실제 지원 단계로 이동(또는 진입)하기 위해서는 체류시간의 증가와 공고 탐색 활동의 확대가 핵심 요인으로 작용함을 확인하였다.

### 1-4. Recommendation (핵심 제안)

탐색형 유저의 체류시간과 탐색 활동을 동시에 확대하는 것이 전환율 제고의 핵심 전략으로 도출되었다. 이에 탐색형 집단의 체류시간과 공고탐색 횟수를 증가시키기 위해 세 가지 실행 방안을 제안한다.

첫째, 북마크 및 팔로우 기능의 고도화를 통해 유저의 탐색 연속성과 개인화 추천을 강화한다. 개인화된 추천은 유저의 ‘다음 행동’을 유도하며, 결과적으로 플랫폼 내 체류시간을 증가시킬 것이다.

둘째, 기업 정보의 투명성 강화를 통해 구직자의 탐색 의욕과 신뢰를 동시에 높인다. 기업 관련 신뢰 기반의 정보가 확보될수록 정보 불확실성으로 인한 이탈을 방지할 수 있다.

셋째, 게이미피케이션 기반의 리텐션 캠페인을 도입하여 탐색 지속성과 재방문율을 높인다. 탐색 행동에 따른 포인트, 배지 등을 활용하면 자연스러운 참여와 전환을 유도할 수 있다.

이러한 전략을 통해 탐색형 유저의 체류시간 증가 및 탐색 빈도 개선을 기대할 수 있으며, 궁극적으로 지원 단계 진입률 상승과 전환율의 구조적 개선으로 이어질 것으로 기대된다.

## 2. Background & Problem Definition

### 2-1. 주제 선정 배경

채용 플랫폼은 기업과 구직자가 모두 활발히 참여해야 가치가 창출되는 양면시장(two-sided market) 구조를 가진다. 그러나 최근 채용 시장에서는 경력직 중심의 채용 수요 확대와 신입 구직자의 경험 부족으로 인해 지원 자체로 이어지지 않는 이용자 행동이 증가하고 있다.

이는 플랫폼 입장에서 이용자 유입은 많지만 실제 지원으로 이어지는 전환율은 낮은 상황을 의미하며, 단순히 공고 수나 회원 수를 늘리는 것만으로는 성장을 지속하기 어렵다는 점을 보여준다. 또한 이러한 현 채용 플랫폼 시장의 문제점은 이용자 행동 데이터에 기반한 원인 진단과 행동 유도 전략의 필요성을 시사한다.

이에 본 분석은 지원으로 이어지지 않는 이용자 행동의 원인에 대해 탐색하고, 이를 개선할 수 있는 방향을 제시하고자 한다.

### 2-2. 문제정의

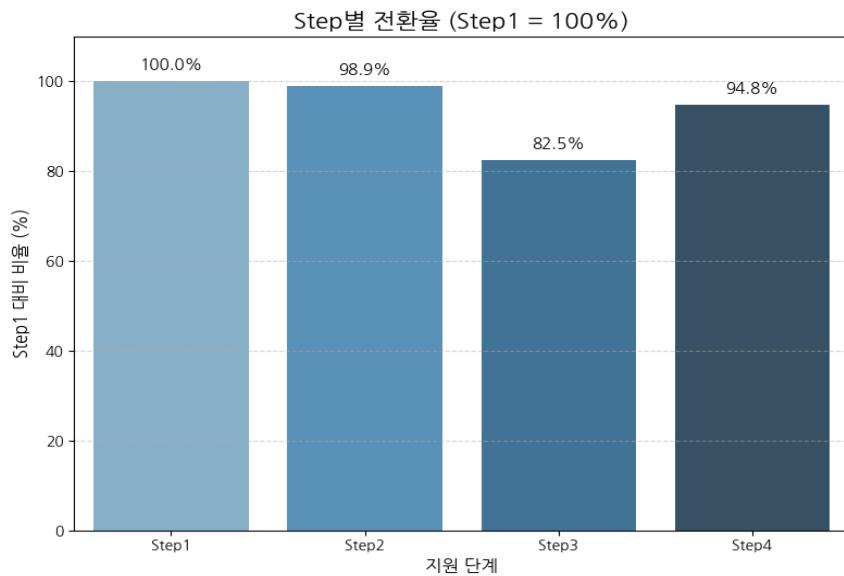
플랫폼의 성장을 위해서는 기업과 구직자 모두의 잔존(retention)이 필수적이다. 그러나 두 집단 간 상호작용이 지속되기 위해서는, 구직자 측의 활발한 활동이 선행되어야 한다. 구직자의 지속적인 지원 활동이 기업의 채용성과로 이어지고, 이는 다시 기업의 플랫폼 잔존 유인으로 작용하기 때문이다.

그렇다면 구직자의 '활성화'는 어떤 상태로 정의할 수 있을까? 채용 플랫폼 내에서 유저는 공고 탐색, 관심 기업 페이지 열람, 이력서 수정 등 다양한 행위를 수행하지만, 이 모든 행동의 목적은 '지원'이라는 구직 행위의 완성에 있다. 따라서 본 분석에서는 유저의 활성화를 '지원 경험 여부'로 정의하였다.

Application테이블 분석 결과, 전체 유저의 절반 이상이 1~2회만 지원한 소극적 지원자로, 일부 해비유저가 전체 지원의 상당 부분을 차지하는 지원행동 불균형 구조가 확인되었다. 이는 다수의 유저가 플랫폼에 존재하더라도 실제 매칭이 활발히 일어나지 않는다는 의미이며, '다수의 잠재적 지원자를 어떻게 전환시킬 것인가'가 핵심 과제임을 시사한다.

초기에는 "지원 단계 도중 이탈이 많을 것이다"라는 가설을 세우고, 실제 일부 로그를 통해 지원 과정 중 이탈한 이용자 행동을 확인하였다. 그러나 전체 로그 데이터를 재검증한 결과, 지원단계에 진입한 유저의 대부분(약 95%)이 최종지원까지 완료하는 것으로 나타났다. 즉, 문제의 본질은 '지원단계 이탈'이 아니라 '지원단계 미진입'이었다.

이 발견을 통해 우리는 핵심 문제를 "탐색형 유저는 왜 지원단계에 진입하지 않는가"로 재정의하였다. 이는 단순히 가설을 검증하는 데 그치지 않고, 데이터를 근거로 문제의 본질을 새롭게 규명한 과정이었다. 결국 본 프로젝트는 '지원 단계 진입 전 탐색형 유저의 행동 특성을 분석하고, 전환을 유도할 수 있는 요인을 찾는 것'을 목표로 한다.



[그림 01] step1진입 대비 지원 단계별 전환율

### 2-3. 프로젝트 목적

본 프로젝트의 목적은 공고 탐색에서 지원 단계로의 전환 흐름을 정량적으로 분석하고, 탐색형 유저의 지원단계로의 전환율을 돋는 것에 있다. 탐색형 유저가 지원 단계로 진입하도록 유도하여, 플랫폼 내 전체 유저의 활성화와 장기 잔존을 촉진하고자 한다.

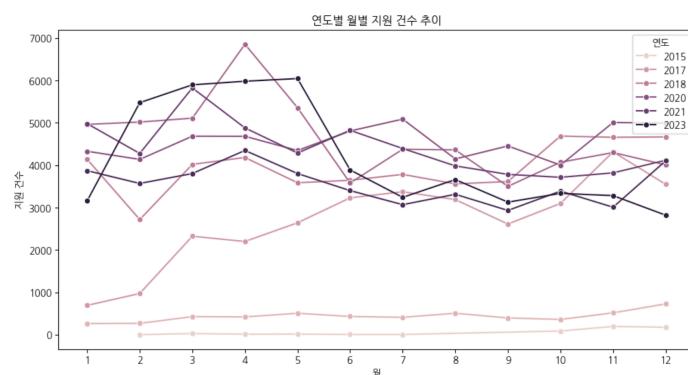
이를 위해, 탐색형 유저 내부에서 전환 가능성이 높은 핵심 집단을 선별하고, 전환형 유저의 성공 패턴과 지표를 참고하여 해당 집단이 지원 단계에 진입할 가능성을 높이는 핵심 포인트를 도출한다.

이를 바탕으로 탐색형 유저의 지원 단계 진입률을 높이고, 전환형 유저를 확대하며, 플랫폼 전체 유저의 지원률과 활동성을 향상시키는 것이 최종 목표이다.

### 2-4. 채용플랫폼 개요

로그 외 테이블 EDA결과를 통해, 해당 플랫폼이 스타트업 중심의 채용 플랫폼임을 파악하였고, 지원행동의 집중성과 산업 및 직무 편중 현상이 존재함을 확인하였다.

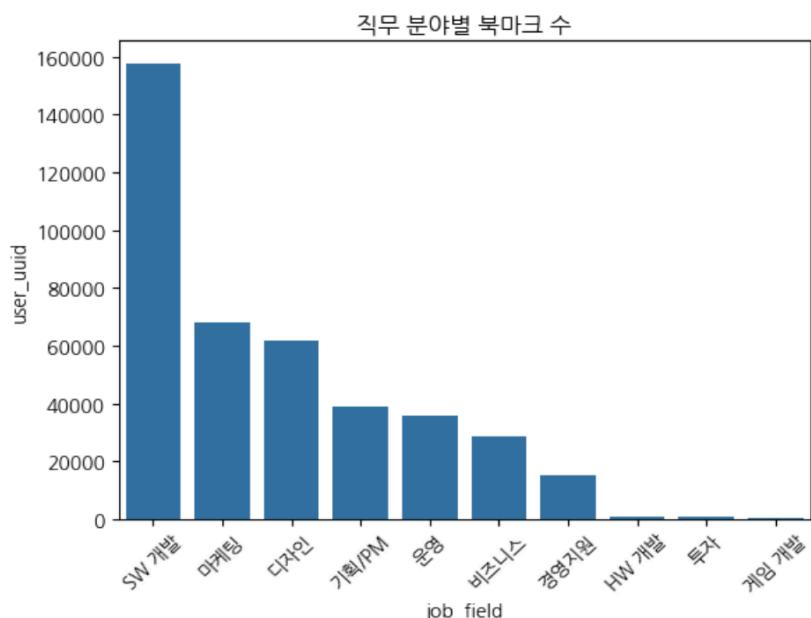
먼저 Application테이블 분석 결과, 플랫폼 내 지원행동에는 뚜렷한 패턴이 존재하였다. 지원 건수는 매년 증가 추세를 보였으며, 특히 2018~2021년 사이 급격한 증가가 나타나는데 이는 플랫폼의 빠른 성장 국면을 반영한다고 볼 수 있다. 또한 3~4월 채용 시즌에 지원이 집중되는 계절적 특성은 뚜렷했다.



[그림 02] 연도 · 월별 공고 지원 건수

그러나 이러한 플랫폼의 성장 속에서도 지원자의 행동은 불균형적으로 나타났다. 전체 유저의 절반이상이 1~2회만 지원한 소극적 지원자에 해당하였고, 일부 헤비유저가 전체 지원의 대부분을 차지했다. 공고 관점에서도 소수의 인기 공고에 지원이 쏠리고, 다수의 공고는 지원자 부족 현상을 보였다. 이는 플랫폼 내 노출 불균형 혹은 지원자 선호의 집중 중 하나의 요인으로 추정된다.

Job과 Bookmark테이블 분석을 통해 산업 및 직무적 특성을 살펴본 결과, 'SW개발'분야가 압도적으로 높은 비중과 관심도를 보였다. SW개발직무는 전체 북마크 수에서 다른 모든 분야보다 2배 이상 많은 수치를 기록했으며, 그 다음은 마케팅, 디자인, 기획/PM, 운영 순이었다. 이 중 상위 3개의 직무 모두 IT산업과 밀접하게 연관되어 있는 것으로 보아, 해당 채용 플랫폼은 IT·디지털 산업 중심의 채용 생태계를 형성하고 있음을 짐작할 수 있다.



[그림 03] 직무 분야별 북마크 횟수

Job테이블을 통해 공고 유형을 살펴본 결과, 기간 채용이 압도적으로 많았으며, 일정 기간 내 모집이 완료되는 구조가 주를 이루었다. 반면 시작일과 마감일이 모두 없는 경우는 상시채용, 마감일만 없는 경우는 채용 시 종료형 공고로 구분되었으며, 이들은 상대적으로 작은 비중을 차지했다. 이를 통해 플랫폼이 정기적 채용 시즌 중심으로 운영되는 경향을 가지고 있음을 추론할 수 있다.

마지막으로 Company\_funding테이블을 분석한 결과, 투자유형별로는 '비공개'건수가 가장 많았으나, 투자 금액 기준으로는 Seed단계가 우세하였다. 이를 통해 해당 플랫폼에 등록된 기업 중 초기 단계의 스타트업 비중이 높다는 것을 유추할 수 있었다.

종합적으로 볼 때, 본 데이터의 채용 플랫폼은 스타트업·IT 중심의 채용 플랫폼으로, 활발한 시즌성 지원 패턴과 지원자·공고 간 집중 구조를 지닌 생태계로 해석할 수 있다.

### 3. Analysis Framework & Methodology

#### 3-1. 분석 환경 및 데이터 구성 설명

본 프로젝트는 Google Colab 환경에서 Python 기반으로 수행되었다. 데이터 분석 및 시각화에는 `pandas`, `numpy`, `matplotlib` 등의 라이브러리를 사용하였으며, 필요 시 집단별 또는 유저별 세부 분석을 통해 별도의 csv파일로 추출·가공하여 진행하였다. 전체 분석은 Google Drive와 Colab환경을 연동하여 수행하였다.

본 분석에는 총 9개의 테이블(`company`, `company_address`, `company_funding`, `job`, `job_address`, `job_bookmark`, `application`, `log_2022`, `log_2023`)이 활용되었다.

이 중 로그 데이터(`log_2022`, `log_2023`)는 이용자의 플랫폼 내 행동을 기록한 데이터로, 웹 서비스 내에서 발생한 다양한 페이지 이동 및 이벤트 정보를 포함하고 있다. 단, 개인정보 보호 이슈로 인해 메시지 송·수신, 연결 신청 및 수락 등 일부 개인 간 상호작용 데이터는 제공되지 않는다. 로그를 통해 확인 가능한 채용 서비스 관련 이벤트로는 채용정보 조회, 기업 페이지 및 구성원 프로필 조회, 지원서 업데이트(단, 구체적인 수정 내용은 비공개), 채용공고 북마크 등이 있다.

로그 데이터를 제외한 나머지 테이블들은 기업 및 공고 관련 정보와 구직자의 관심·지원 활동을 중심으로 구성되어 있다. 즉, `company`, `company_address`, `company_funding` 테이블은 기업의 기본 정보와 위치, 투자 관련 데이터를 포함하며, `job` 및 `job_address` 테이블은 채용공고의 세부 정보와 공고별 근무지 데이터를 담고 있다. 또한 `job_bookmark`와 `application` 테이블은 이용자의 채용공고 북마크 및 실제 지원 이력을 포함하여, 플랫폼 내 유저의 관심도와 행동 간의 차이를 분석할 수 있도록 한다.

각 테이블에 대한 설명과 주요 컬럼 구성은 다음과 같다.

테이블명	주요 컬럼 구성	테이블 설명
<code>company</code>	<code>id</code> , <code>cdate</code> , <code>mdate</code> , <code>found_date</code> , <code>employee_count</code> , <code>view_count</code> , <code>follow_count</code> , <code>reference_count</code>	기업 마스터 테이블 (기업 관련 정보를 담은 데이터 포함)
<code>company_address</code>	<code>company_id</code> , <code>address</code> , <code>name</code>	기업 주소지 정보 테이블
<code>company_funding</code>	<code>company_id</code> , <code>date</code> , <code>round_type</code> , <code>raised</code> , <code>currency</code>	기업 투자 정보 테이블
<code>job</code>	<code>id</code> , <code>company_id</code> , <code>cdate</code> , <code>mdate</code> , <code>job_field</code> , <code>career_type_string</code> , <code>start_date</code> , <code>end_date</code> , <code>allow_remote</code> , <code>can_show_salary</code>	채용 공고 마스터 테이블
<code>job_address</code>	<code>job_id</code> , <code>name</code> , <code>address1</code>	채용 공고 주소지 정보 테이블 (한 회사가 여러 주소지 보유 가능)
<code>job_bookmark</code>	<code>user_id</code> , <code>recruit_id</code> , <code>cdate</code>	채용 북마크 트랜잭션 테이블
<code>application</code>	<code>id</code> , <code>user_id</code> , <code>job_id</code> , <code>cdate</code>	지원서 마스터 테이블
<code>log (2022, 2023)</code>	<code>user_id</code> , <code>timestamp</code> , <code>date</code> , <code>URL(path)</code> , <code>response_code</code> , <code>method</code>	유저 로그 테이블

[표 01] 분석에 활용된 주요 테이블 및 컬럼 구성

### 3-2. 전처리 및 변수 정의

#### 3-2-1) 데이터 품질관리 및 전처리

본 분석에서는 데이터의 신뢰성을 확보하고 분석의 일관성을 유지하기 위해 전처리 과정을 수행하였다. 먼저, 시간 정보는 테이블별로 기준이 상이했기 때문에 모든 시간 관련 컬럼을 UTC기준에서 KST(한국표준시)로 변환하여 통일하였다.

로그 테이블의 경우, 다음과 같은 절차로 전처리 과정을 진행하였다. 우선, URL이 비어있는 행의 경우, 수집 과정에서의 단순 누락으로 판단하고 행 단위로 삭제하였다. 다음으로, admin이 포함되어 있는 URL이 존재하는 유저의 경우 관리자계정으로 추정되며, 실제 이용자 행동과 무관하다고 판단한 후 분석 대상에서 제외하였다.

마지막으로, 공고 탐색이 전혀 이루어지지 않은 유저의 로그는 제거하였다. 이를 위해 공고 탐색 0회인 집단을 별도로 추출하여 특성을 분석한 결과, 해당 집단의 유저 수는 3,225명으로 전체 유저의 약 15%를 차지하였다. 로그 수 분포를 살펴본 결과, 절반 이상의 유저가 50개 미만의 로그를 보유하고 있었으며, 방문일수 대비 로그 수도 대부분 50회 미만에 속했다. 즉 이들은 플랫폼 내 체류시간이 짧고, 활동량이 전반적으로 적은 집단임을 확인할 수 있었다. 추가로 공고탐색 0회인 유저의 URL 빈도 분석 결과, 전체 로그의 71.66%가 api/users/id/template에 해당하였다. 이는 해당 유저들이 플랫폼 내에서 이력서 수정 외의 다른 의미있는 행동을 거의 수행하지 않았음을 시사한다. 세션시간 또한 대부분 0~30분에 집중되어 있어, 플랫폼 이용에 대한 관심이 낮은 비활성 집단으로 해석할 여지가 충분하다.

따라서 본 분석에서는 공고 탐색 0회 집단을 플랫폼 내 활동성이 낮고, 지원행동 전환과 직접적 연관이 없다고 판단하여 최종 분석 대상에서 제외하였다. 이 과정을 통해 실제로 구직 관련 탐색 행동을 수행한 유저만을 분석 대상으로 선정하였다. 각 전처리에 따른 유저 및 로그 수는 다음과 같다.

	유저 수 변화 (단위: 명)	로그 행(row) 수 변화 (단위: 개)
빈 URL 제거	21,383 → 21,348 (-0.16%)	17,241,907 → 16,596,193 (-3.75%)
관계자 추정(어드민)유저 제거	21,348 → 21,231 (-0.55%)	16,596,193 → 16,252,473 (-2.07%)
공고 탐색 0회 유저 제거	21,231 → 18,006 (-15.2%)	16,252,473 → 16,152,082 (-0.62%)
최종 log 파일 결과	18,006 명	16,152,082 개

[표 02] 전처리에 따른 유저 및 로그 행 수 변화

이후, 로그데이터의 'URL'컬럼을 보다 명확하게 분석하기 위해, 'URL'컬럼을 파싱하여 경로(Path)컬럼과 쿼리 문자열(Query\_String)으로 구분하였다. 'Path'컬럼은 이용자가 플랫폼 내에서 이동한 주요 기능 및 페이지 경로를 나타내며, 이용자의 탐색 패턴 및 주요 행동 경로를 분석하는 데 활용하였다. 반면 'Query\_String'컬럼은 이용자가 페이지 내에서 선택한 세부 옵션, 검색 조건, 필터링 정보 등 파라미터값을 포함하고 있어, 세분화된 이용자 의도 분석에 활용하였다.

#### 3-2-2) 로그 데이터 접근 방식

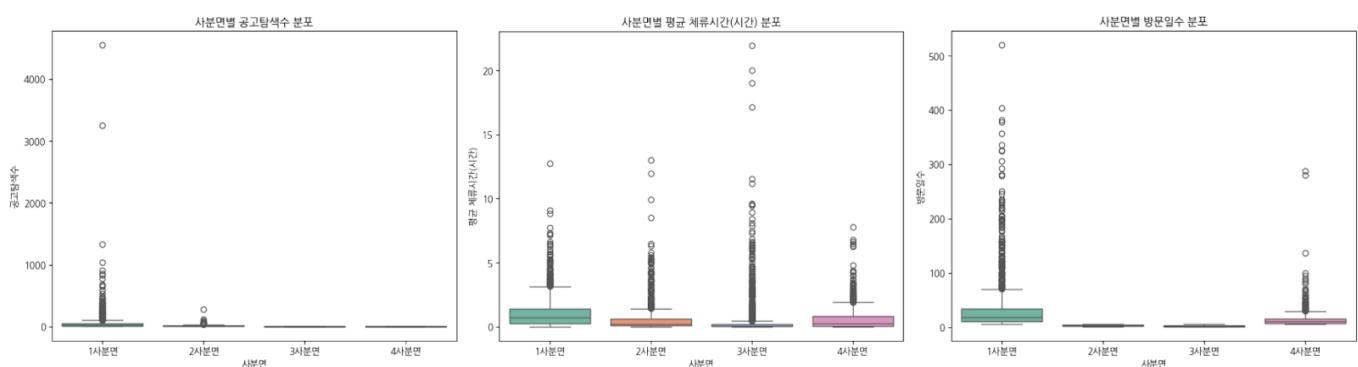
로그 데이터는 방대한 규모로 구성되어 있었기 때문에, 초기 탐색(EDA)단계에서는 무작위 표본추출(random sampling)을 통해 데이터의 전반적 구조와 변수 분포를 파악하였다. 개별 유저의

로그를 시간순으로 분석하며 공고 탐색, 북마크, 지원단계 진입, 최종지원까지의 행동 흐름을 관찰하였다. EDA를 통해 각 유저의 특성을 정리하고, 지원을 기준으로 집단을 구분하여 특성을 파악하고자 노력하였다. 이후, 해당 과정을 통해 얻은 주요 인사이트를 도출한 변수 및 패턴을 기준으로 전체 로그 데이터 분석에 확장 적용하였다.

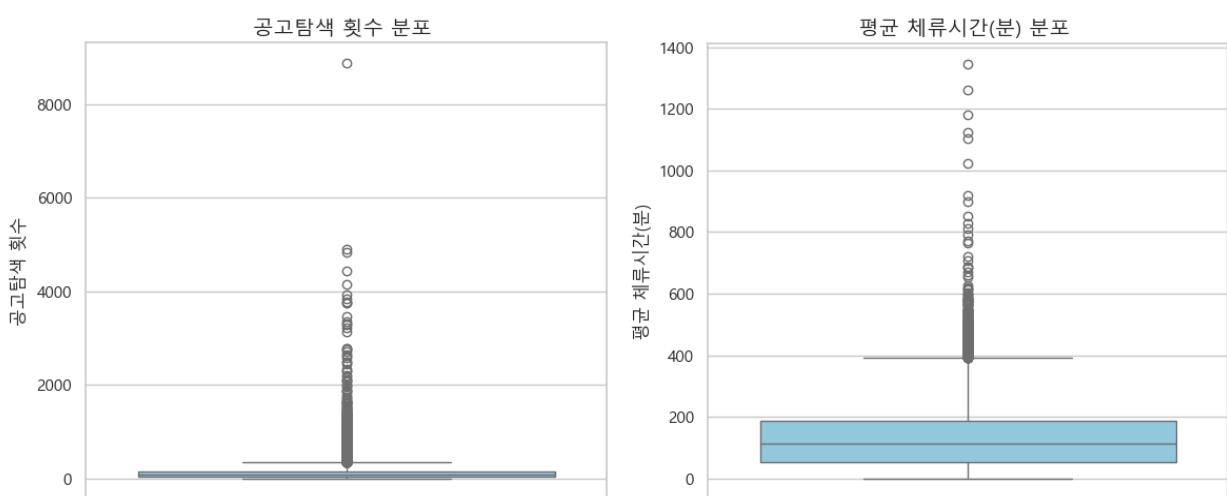
### 3-2-3) 분석 기준 설정

본 프로젝트에서는 모든 주요 지표의 분석 및 비교 기준으로 ‘중앙값’을 채택하였다. 이는 탐색형 및 전환형 집단의 행동 특성을 정의하고, 매트릭스의 X축(활동일수)과 Y(공고 탐색수)을 설정하며, 전환형 집단의 행동 패턴을 탐색형 집단과 비교하는 전 과정에서 일관된 기준으로 활용되었다.

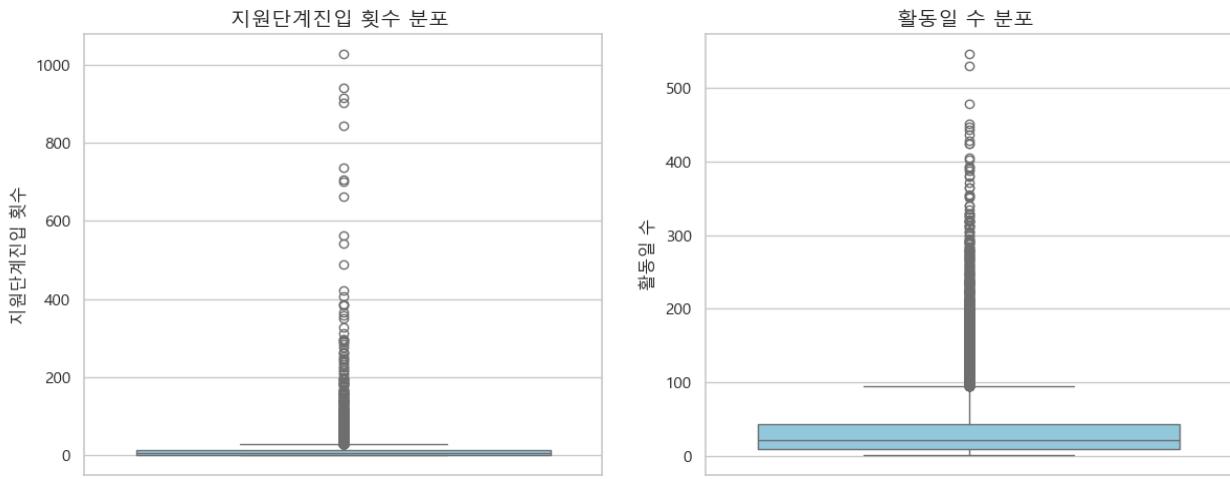
이러한 선택의 근거는 데이터의 분포 특성에 있다. 활동일수, 공고탐색횟수, 체류시간 등 핵심 지표를 EDA한 결과, BoxPlot 시각화에서 대부분의 지표가 극단적으로 높은 수치를 가진 이상치를 포함하고 있음이 확인되었다. 하지만 해당 데이터의 이상치는 단순 오류가 아니라 실제 플랫폼 내에서 매우 높은 관여도를 보인 유저의 행동을 반영했을 가능성성이 존재하였기에, 데이터에서 제거할 수 없었다. 그러나 이로 인해 평균값이 크게 왜곡되어, 집단의 중심 경향을 제대로 반영하지 못하고 현실적인 기준을 설정하기 어려운 문제가 발생했다.



[그림 04] 탐색형 세그먼트의 지표별 분포



[그림 05] 전환형 공고 탐색 횟수, 체류 시간 분포



[그림 06] 전환형 지원 단계 진입 횟수, 활동일 수 분포

따라서 이상치의 영향을 최소화하면서도 집단의 대표적인 행동 특성을 안정적으로 반영하기 위해 평균이 아닌 중앙값을 대표 통계량으로 사용하였다. 중앙값은 데이터의 전반적인 분포를 보존하면서 왜곡을 방지하고, 후속 분석(탐색형 세분화, 전환형 벤치마킹, 핵심 지표 도출 등)의 일관성과 타당성을 높이는 기준이 되었다. 이러한 기준 설정을 통해 본 분석은 데이터의 분포 특성을 왜곡 없이 반영하면서, 극단값의 영향을 최소화하고 실제 유저 행동을 가장 안정적으로 설명하는 분석 체계를 확립할 수 있었다.

### 3-2-4) 변수 정의

본 프로젝트에서는 로그와 테이블 데이터를 활용하여 주요 분석 변수들을 정의하였다. 특히 '지원단계 진입'과 '공고탐색'은 분석의 핵심 지표로 설정되었으며, 각 변수는 다음과 같은 기준을 통해 구체화하였다.

지원단계 진입 여부는 로그데이터의 URL 컬럼을 기반으로 판단하였다. URL에 "api/jobs/id/apply/step1"이 포함되어 있는 경우를 지원단계에 진입한 것으로 정의하였는데, 이는 채용 프로세스의 첫 단계인 step1이 '지원 시작' 버튼 클릭을 의미하기 때문이다. application 테이블과 대조한 결과, step4는 최종지원 완료를 의미하는 것으로 확인되었으며, step1~4의 구간이 전체 지원 프로세스를 구성하는 것으로 나타났다. 따라서 본 분석에서는 **step1** 로그 발생 여부를 기준으로 지원 경험의 유무를 판단하였다. 이는 곧 "지원단계 진입 유저 비중"을 플랫폼 활성화를 나타내는 핵심 성과 지표로 삼았음을 의미한다.

공고 탐색의 정의는 유저별 로그를 그룹화한 뒤, Path컬럼에 "api/jobs/job\_title", "api/recommend\_specialty"가 하나라도 존재할 경우 공고 탐색을 수행한 것으로 판단하였다. "api/jobs/job\_title"은 채용 페이지 내 개별 공고 상세 진입을 의미하며, 실제 로그 분석 결과 해당 경로 이후 이력서 수정이나 지원단계 진입 등 적극적 구직활동으로의 전이 패턴이 자주 확인되었다.

한편, "api/recommend\_specialty"의 경우 데이터 명세서에는 프로필 관련 기타 기능 중 하나인 '프로필 추천한 사람들'으로 표기되어 있었지만, 실제 데이터에서는 해당 경로 이후 별도의 공고 페이지를 거치지 않고 지원 단계로 직접 이동하는 사례가 다수 확인되었다. 'specialty'가 '전공' 또는 '전문분야'를 의미한다는 점을 고려할 때, 이는 전공 및 경력 기반의 추천 공고 탐색 기능으로 추정된다. 이에 따라 두 경로 중 하나라도 포함되어 있는 경우 '공고 탐색 행위가 존재하는 유저'로 정의하였다.

플랫폼 내 유저의 실질적 관여도를 측정하기 위해, 체류시간은 단순 로그 시간의 합이 아닌 “세션 단위의 유효 활동 시간”으로 정의하였다. 세션의 경우 유저의 연속적인 활동을 기준으로 30분 이상 비활동 시 종료되는 것으로 간주하였다(30-minute Inactivity Rule 적용). 각 로그 간의 시간 차이를 통해 세션별 체류 시간을 계산하고, 이를 모두 합산하여 “총 활동 체류 시간”을 산출하였다. 이러한 세션 기반 산출 방식은 단순한 페이지 방치로 인한 체류시간 왜곡을 방지하고, 유저가 실제로 플랫폼에 집중한 시간을 반영한다는 점에서 보다 현실적인 관여 지표로 기능할 수 있다. 또한 체류시간 변수를 세션 평균이 아닌 총합 기준으로 산출한 이유는, 유저가 플랫폼에 투자한 총 시간을 ‘관심도와 지원 의지의 누적량’으로 간주하여, 전환 가능성을 설명하는 주요 행동 지표로 활용하기 위함이다.

이와 같은 변수 정의 과정을 통해 유저의 탐색에서 지원으로 이어지는 행동 흐름을 정량적으로 파악할 수 있는 분석 구조를 확립하였다.

### 3-3. 분석 모델 및 단계

본 분석에서는 이용자의 지원 행동을 중심으로 탐색형과 전환형 집단을 정의하고, 탐색형 집단 내부의 행동 특성을 보다 정교하게 파악하기 위해 다음과 같은 세 단계의 분석 프레임워크를 설계하여 적용하였다.

#### 3-3-1) 1단계: 탐색형-전환형 집단 분리 (User Classification)

2년간의 전체 로그 데이터를 통합한 후, 지원 단계 진입 여부를 기준으로 이용자를 두 집단으로 구분하였다. “apply/” 가 포함된 URL의 로그가 한 번이라도 존재하는 이용자는 전환형 집단으로 정의하였으며, 이는 실제로 채용 지원 단계를 경험한 이용자를 의미한다. 반면 “apply/” 관련 로그가 전혀 없는 이용자는 탐색형 집단으로 분류하였다. 탐색형 집단은 사이트 내에서 공고를 탐색하거나 정보를 열람하는 등의 활동을 보였음에도, 지원 단계로 전환되지 않은 유저들로 구성되어 있다. 이러한 집단 분리를 통해 이용자의 행동 패턴을 지원 여부에 따라 비교·분석할 수 있도록 하였다.

	유저 수 (단위: 명)	로그 행 수 (단위: 개)
탐색형 집단	5,533 (약 31%)	1,472,657 (약 9%)
전환형 집단	12,473 (약 69%)	14,679,425 (약 91%)
전체 user	18,006	16,152,082

[표 03] 탐색형/전환형 집단 구분에 따른 유저 수, 로그 행 수

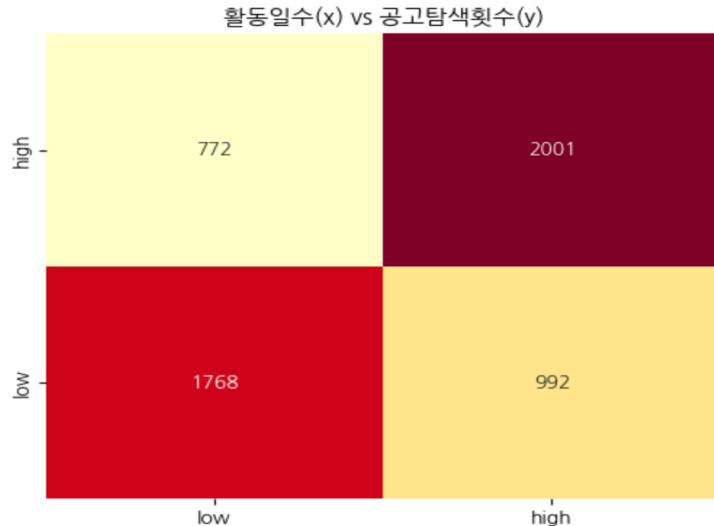
#### 3-3-2) 2단계: 탐색형 내부 세분화(Segmentation)

탐색형과 전환형 집단의 비교 분석 결과, 탐색형은 전환형 대비 검색 빈도, 활동일수, 로그 수 등 전반적인 플랫폼 내 활동 수준이 낮은 것으로 나타났다. 그러나 단순한 평균 비교만으로는 탐색형 집단의 내재된 다양성을 충분히 설명하기 어려웠다. 이에 탐색형 내부에서도 행동 특성에 따라 추가 세분화를 진행하였다.

이를 위해 2×2 매트릭스 기법을 적용하였으며, 각 축의 기준은 다음과 같다. X축은 ‘활동일수’를 활용하여 플랫폼 내 체류 지속성과 이용 빈도를 나타내는 플랫폼 활성도, Y축은 ‘공고탐색횟수’를

활용하여 구직 목적성과 탐색 집중도를 의미하는 구직의도로 설정하였다. 특히 공고탐색은 지원 단계로 이어지는 핵심 선행 행동으로 판단되어, 구직의도를 대표하는 변수로 정의하였다.

이러한 기준에 따라 1사분면은 활동일수와 공고탐색횟수가 모두 높은 집단, 2사분면은 활동일수는 낮지만 공고탐색횟수가 높은 집단, 3사분면은 두 지표 모두 낮은 집단, 4사분면은 활동일수는 높으나 공고탐색횟수가 낮은 집단으로 구분하였다. 이를 통해 탐색형 집단 내부의 행동 패턴을 명확히 식별하고, 향후 전환형으로 발전할 가능성이 높은 잠재 타깃군을 도출할 수 있었다.



[그림 07] 탐색형 집단별 matrix(2x2) 분포

### 3-3-3) 3단계: 전환형 벤치마킹 및 타깃 도출

전환형 집단에 대한 세부 행동 패턴을 분석하여 탐색형 집단과의 비교 기준을 마련하였다. 전환형 이용자의 평균 공고탐색횟수, 체류시간, 활동일수 등 주요 지표를 산출한 뒤, 지원 단계 진입 횟수(step1 진입 로그)와의 상관관계를 파악하였다. 이를 통해 지원 전환에 유의미한 행동 지표를 규명하고, 동일 지표를 기준으로 탐색형의 세분화 집단과 비교하였다. 그 결과, 탐색형 내부 사분면 중 전환형의 행동 특성과 가장 근접한 1사분면 집단을 주요 공략 타깃군으로 설정하였다.

## 4. Key Findings (주요 분석 및 인사이트 도출)

### 4-1. 지원 경험이 있는 유저는 양적, 질적으로 더 깊이 탐색

#### 4-1-1) 주장

탐색형과 전환형 집단은 플랫폼 이용 방식에서 뚜렷한 차이를 보였다. 전환형 유저는 단순히 더 많이 활동한 것이 아니라, 플랫폼 내 다양한 기능(검색, 이력서 수정, 공고 클릭 등)을 연속적으로 활용하며 실제 지원 행동으로 이어지는 흐름을 형성했다. 반면 탐색형 유저는 전환형보다 이용 빈도와 체류시간이 낮았지만, 일부는 한정된 이용 안에서도 집중적인 탐색 행태를 보이는 등 내부적으로 행동 패턴이 다양했다. 또한 전환형은 다음 해에도 높은 잔존율을 보인 반면, 탐색형은 절반 가까이가 플랫폼을 떠났다. 이는 단순한 '활동량'이 아닌 '지원 경험 여부'가 플랫폼 내 장기 이용으로 이어지는 주요 요인임을 의미한다.

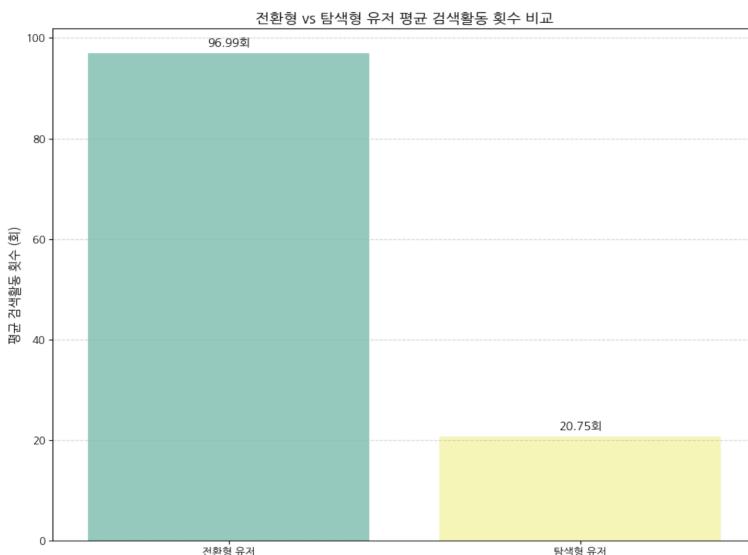
#### 4-1-2) 데이터 근거 및 시각화

첫째, 활동 지속성 측면에서 전환형(35.65일)은 탐색형(15.13일)보다 평균 활동일수가 약 2.4배 높았다. 이는 전환형 집단의 경우 플랫폼에 반복적으로 방문하며 구직 과정을 꾸준히 이어가는 반면, 탐색형 집단은 일시적 탐색 후 빠르게 이탈하는 경향을 보였다.



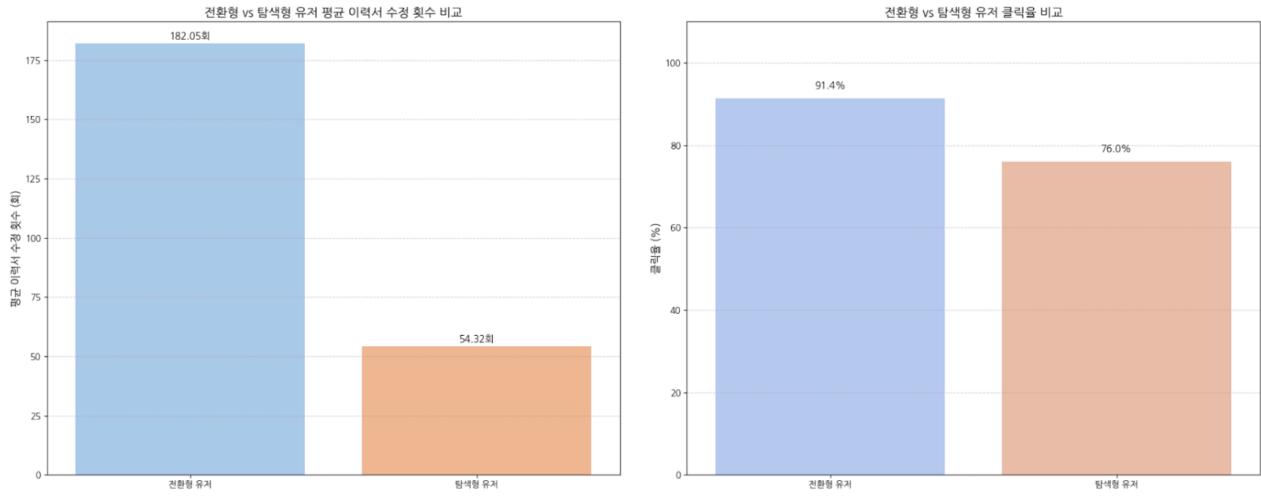
[그림 08] 전환형 • 탐색형 평균 활동일수

둘째, 탐색 강도를 나타내는 검색활동수 역시 전환형이 평균 약 97회로 탐색형(20.75회)보다 약 4.8배 많았다. 즉, 단순히 '탐색 중심 이용자'로 예상되던 탐색형이 실제로도 탐색활동조차 제한적인 수준에 머물렀음을 보여준다.



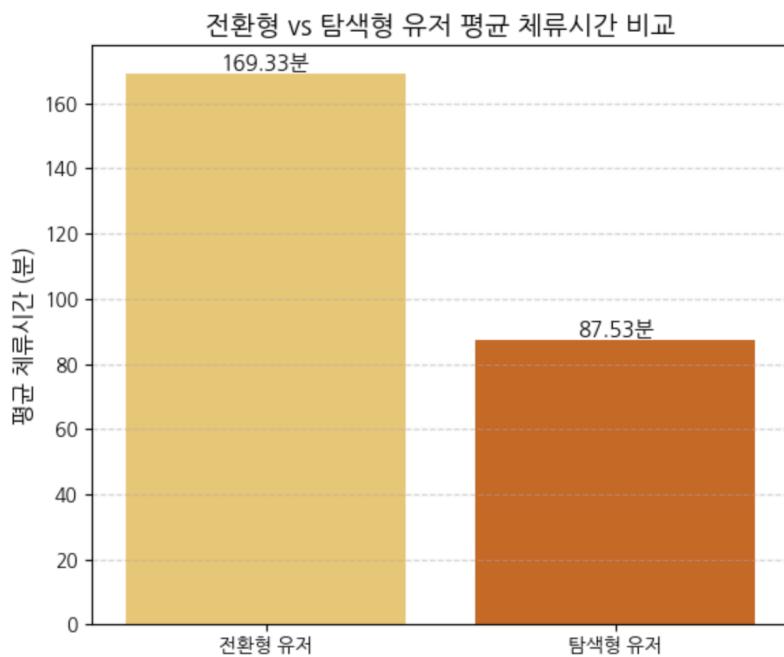
[그림 09] 전환형 • 탐색형 유저 평균 검색활동 횟수

셋째, 참여 형태의 깊이를 나타내는 이력서 수정 횟수와 공고 클릭률에서도 유사한 결과가 나타났다. 전환형의 평균 이력서 수정 횟수는 182회로 탐색형(54회) 대비 약 3.4배 많았으며, 공고 클릭률도 전환형 91.4%, 탐색형 76%로 차이를 보였다. 이는 전환형이 탐색 이후 실제 구직 준비와 지원으로 이어지는 완결된 행동의 흐름을 보인다고 해석할 수 있다.

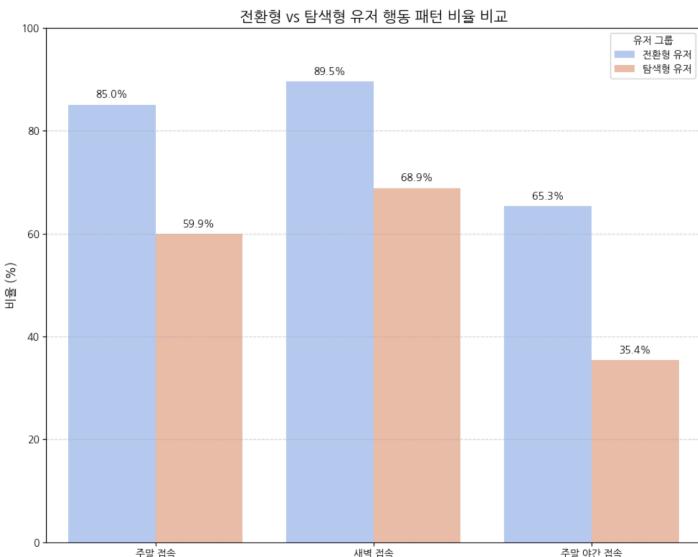


[그림 10] 전환형 • 탐색형 유저 이력서 수정 횟수 / 전환형 • 탐색형 공고 클릭율 차이

넷째, 체류시간 및 접속 패턴에서도 전환형의 평균 체류시간은 약 169분으로 탐색형(87.5분)의 두 배 가까이 높았으며, 주말 및 야간 시간대 접속 비율 역시 전환형이 각각 85%, 89.5%로 탐색형(60%, 68.8%)보다 높았다. 이는 전환형이 시간 제약이 있더라도 플랫폼을 적극 활용하는 집단임을 보여준다.



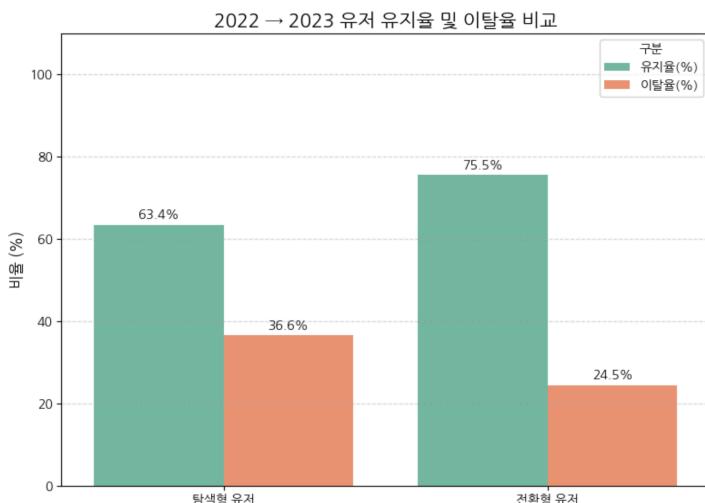
[그림 11] 전환형 • 탐색형 유저 평균 체류시간



[그림 12] 전환형・탐색형 주말・새벽・주말야간별 체류시간

다섯째, 플랫폼 잔존율의 경우, 전환형 75.54%, 탐색형 63.4%로, 전환형이 상대적으로 더 높게 나타났다. 다만, 전환형의 전체 이용자 수가 훨씬 많기 때문에 절대적인 이탈자 수는 전환형에서 더 많이 발생하였다. 이는 주요 활동 집단일수록 규모의 영향이 있기 때문에 발생하는 자연스러운 이탈로 유추된다.

한편, 잔존 유저만을 기준으로 살펴보면 로그 감소 비율은 탐색형이 73.14%, 전환형이 65.64%로, 탐색형 이용자의 활동 수준이 시간이 지남에 따라 비교적 빠르게 약화되는 경향이 확인되었다. 즉, 탐색형은 일정 비율이 잔존하더라도 활동 빈도와 참여 강도가 지속적으로 줄어드는 집단으로 볼 수 있다.



[그림 13] 전환형・탐색형 유저 2022년에서 2023년 유저 변화율

또한 알림(notification)을 통해 플랫폼에 재진입하는 비율은 전환형이 83%, 탐색형이 17%로, 전환형이 플랫폼과의 상호작용 빈도에서 뚜렷하게 앞선 것으로 나타났다. 이는 전환형 이용자가 플랫폼 외부의 자극(알림 등)에 더 민감하게 반응하며, 적극적으로 서비스를 재이용하는 경향을 지님을 의미한다.

## 4-2. 활동일수보다 “공고 탐색의 빈도”가 지원 단계 진입과 더 강한 상관성 존재

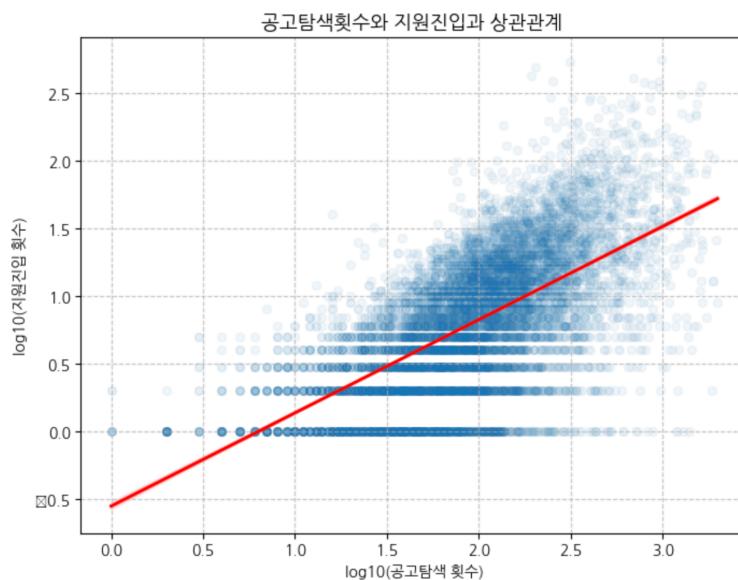
### 4-2-1) 주장

탐색형 집단은 전환형 대비 플랫폼 내 활동량이 전반적으로 낮지만, 내부적으로는 행동 패턴의 차이가 뚜렷했다. 특히 활동일수(X축)와 공고 탐색 횟수(Y축)를 기준으로 나눈 세그먼트 분석 결과, 일부 이용자는 단순 탐색형이 아니라 전환 직전 단계의 고관여 집단임이 드러났다. 이는 탐색형을 하나의 동질적 집단으로 보기 어렵다는 점과, 전환 유도 전략이 세분화되어야 함을 시사한다.

### 4-2-2) 데이터 근거 및 시각화

탐색형 집단을 활동일수(X)와 공고탐색횟수(Y) 기준으로 분류한 결과, 1사분면(활동·탐색 모두 높음) 2,001명, 2사분면(탐색만 높음) 772명, 3사분면(활동·탐색 모두 낮음) 1,768명, 4사분면(활동만 높음) 992명으로 분포하였다. 이후 전환형 집단에서 지원단계 진입횟수(step1 진입횟수)와 변수 간 상관성을 검증한 결과, 활동일수는 유의한 상관관계( $r \approx 0.314$ )가 없었지만 공고 탐색 횟수는 양의 상관관계( $r \approx 0.45$ )를 보였다. 이 결과를 통해 ‘플랫폼을 얼마나 자주 방문했는가’보다 ‘얼마나 많이 공고를 탐색했는가’가 지원단계로의 진입을 돋는 주요 요인임을 유추해낼 수 있었다.

아래의 시각화의 경우, 상관관계의 선형적 패턴을 보다 명확히 보여주기 위해 공고탐색회수와 지원진입횟수를 로그스케일로 변환하여 산점도로 표현하였다. 단, 앞서 언급된 상관계수( $r \approx 0.45$ )는 원 데이터를 기반으로 산출하였으며, 시각화는 해석의 직관성을 높이기 위한 보조적 변환에 해당한다.



[그림 14] 전환형유저 공고탐색횟수와 지원진입 횟수의 상관관계

## 4-3. 체류시간은 탐색의 깊이를 나타내며, 전환 가능성은 결정적 요인

### 4-3-1) 주장

공고 탐색 횟수와의 상관성을 확인한 후, 탐색형 내부에서 전환 가능성이 높은 집단의 공통된 특성을 보다 구체적으로 파악하기 위해, 탐색형과 전환형 집단의 특정 지표 분포를 비교하였다. 해당 분석을 진행하던 중, 공고 탐색 횟수가 높게 나타난 1·2사분면의 체류시간이 높은 것을 발견하였다. 체류시간과 지원 단계 진입 사이의 관계를 파악하기 위해 전환형에서 상관성 분석을 진행하였고, 그 결과 체류시간은

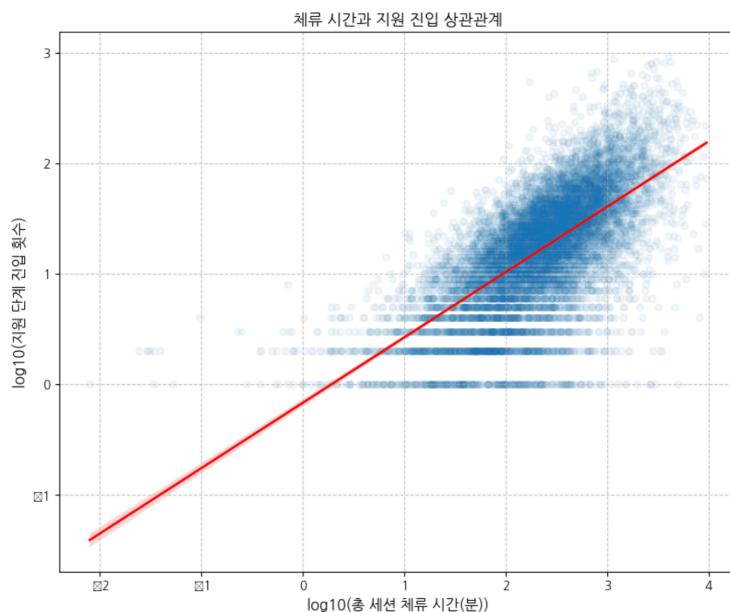
양의 상관관계( $r \approx 0.43$ )를 나타냈다.

분석 결과, 체류시간은 공고 탐색 횟수와 함께 전환형 유저의 대표적인 행동 패턴으로 나타났으며, 탐색형 내부에서도 체류시간이 긴 집단일수록 전환형에 근접한 행태를 보였다. 공고 탐색 횟수와 함께 체류시간은 전환형 이용자의 대표적인 행동 특성이며, 탐색형 내부에서도 체류시간이 긴 집단일수록 전환형에 가까운 행동 양상을 보였다. 특히 체류시간이 길다는 것은 단순한 노출이 아니라, 공고 내용의 숙고 및 지원 의사 형성 과정과 밀접한 관련이 있을 수 있다는 점에서 의미가 있다.

#### 4-3-2) 데이터 근거 및 시각화

탐색형의 각 세그먼트별 체류시간을 중앙값 기준으로 전환형 집단과 비교했을 때, 1·2사분면(탐색 빈도 높음) 집단의 체류시간이 다른 구간보다 높게 나타났다. 또한 전환형 집단 내에서 체류시간과 step1 진입횟수 간의 상관계수는  $r \approx 0.43$ 로, 공고 탐색 횟수와 유사한 수준의 양의 상관성을 보였다. 이는 두 지표가 함께 전환 행동을 설명하는 주요 변수임을 입증한다. 또한 단순히 많이 방문한 유저가 아니라, 공고 내용에 오래 머무르며 숙고하는 유저가 실제 지원으로 이어질 가능성이 높음을 보여준다.

위의 경우와 마찬가지로, 상관관계의 선형적 패턴을 보다 명확히 보여주기 위해 체류 시간과 지원 진입 횟수를 로그스케일로 변환하여 산점도로 표현하였다.



[그림 15] 전환형 유저 세션 체류시간과 지원단계 진입 횟수 상관관계

#### 4-4. 전환형 행동 패턴 비교를 통한 '잠재 전환 집단' 도출

##### 4-4-1) 주장

전환형 유저의 행동 패턴을 기준으로 탐색형의 세그먼트를 비교한 결과, 1사분면(활동·탐색 모두 높음) 집단이 전환형의 행동 지표 중앙값과 가장 근접한 양상을 보였다. 이는 1사분면 집단이 실제 지원 경험은 없지만, 공고 탐색량과 체류시간 모두에서 '탐색형 집단 내에서 전환 가능성'이 높은 고관여 집단'임을 의미하며, 전환형의 특성을 기반으로 한 행동 벤치마크 설정이 필요함을 시사한다.

#### 4-4-2) 데이터 근거 및 시각화

각 지표의 분포(describe 함수 및 boxplot)를 확인한 결과, 탐색형과 전환형 모두에서 이상치가 극단적으로 존재하는 것으로 나타났다. 이에 평균(Mean) 대신 중앙값(Median)을 대표값으로 사용하여 왜곡을 최소화하였다.

중앙값을 기준으로 비교했을 때, 1사분면의 공고탐색횟수와 체류시간이 전환형 집단의 중앙값과 가장 근접하게 나타났다. 이를 통해 1사분면이 실제 지원 경험은 없지만, 전환형과 가장 유사한 행동 패턴을 보이는 핵심 전환 타깃집단으로 확인되었다. 또한 탐색형 1사분면의 활동일수의 경우 전환형과 유사했으나 로그수는 약 2배, 하루 평균 로그수는 약 3배, 공고탐색수는 3배, 체류시간은 2배가량 낮게 나타났다. 즉, 플랫폼을 방문하는 빈도는 비슷하지만, 방문 후 머무는 시간과 구직 관련 활동 밀도는 전환형보다 현저히 작다는 것이다.

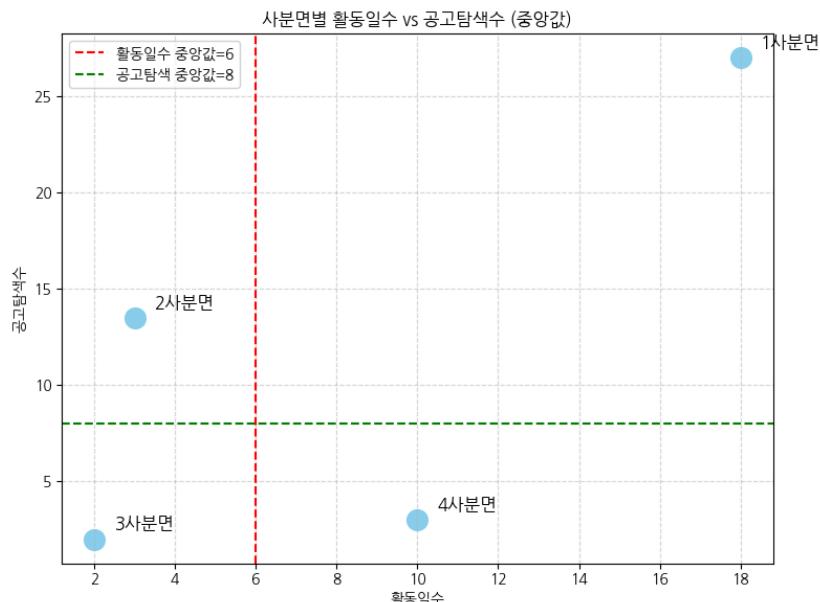
이러한 결과는 탐색형 이용자가 전환형으로 이동하기 위해 필수적으로 거쳐야 할 행동 패턴을 명확히 보여준다. 탐색형이 전환형 집단으로 전환되기 위해서는 플랫폼 체류시간이 길어지고, 그 시간 내에서 공고 탐색 활동이 집중적으로 이루어져야 한다. 즉 “얼마나 오래 오는가”보다 “한 번 왔을 때 지원과 관련한 의미있는 활동(ex. 공고탐색)을 하며 깊게 머무르는가”가 실제 지원 단계로의 진입을 돋는 핵심 요인임을 추정해낼 수 있었다.

## 5. Strategic Recommendations

### 5-1. 전략 제안

#### 5-1-1) 현황 진단

탐색형 유저를 플랫폼 활성화 정도(활동일수)와 구직 의도(공고 탐색 수)를 기준으로 매트릭스 형태로 분류한 결과, 1사분면에 속한 유저들은 플랫폼을 활발히 이용하면서도 구직 의도가 높은, 즉 전환 잠재력이 가장 높은 핵심 집단으로 나타났다. 본 프로젝트는 이 1사분면 탐색형 유저를 주요 타깃으로 설정하고, 이들이 전환형 유저로 성장하기 위한 핵심 요인을 규명하는 것을 목표로 하였다.



[그림 16] 탐색형 집단의 2X2 매트릭스

분석 결과, 탐색형과 전환형 유저의 활동일수에는 큰 차이가 없었다(탐색형 18일, 전환형 23일). 즉, 두 집단 모두 플랫폼을 유사한 빈도로 방문하고 있었다. 그러나 플랫폼 내 체류시간과 공고 탐색 횟수에서는 뚜렷한 격차가 확인되었다. 이 밖에도 로그 수 및 하루 평균 로그 활동량 등 여러 지표에서 전환형이 꾸준히 우세했다. 이를 통해 단순히 “얼마나 자주 방문 하는가”보다는 “방문 시 얼마나 오래 머물고, 얼마나 깊이 탐색 하는가”가 지원 전환으로 이어지는 핵심 요인임을 확인할 수 있었다.

이러한 분석 결과를 종합하면, 탐색형 유저를 전환형으로 유도하기 위한 전략적 포인트는 명확하다. ‘체류시간의 연장’이 핵심이며, 더불어서 공고 탐색 횟수 또한 증가시켜야한다.

	탐색형 (1사분면)	전환형
활동일수 중앙값	18일	23일
체류시간 중앙값	42.42분	113분
공고탐색수 중앙값	27개	82개

[표 04] 탐색형(1사분면)과 전환형 집단의 주요 활동 지표 비교

### 5-1-2) 솔루션 제안

전환형 유저의 평균 북마크 수는 10.31개로, 탐색형 유저(3.39개) 대비 약 3배 높게 나타났다. 또한 전환형이 북마크한 기업의 평균 팔로워 수도 더 높아(92.71 vs 76.07), 전환형 유저가 플랫폼 내에서 더 활발히 탐색하고 상호작용하며, ‘관심 → 탐색 → 지원’으로 이어지는 일련의 여정을 더 깊이 경험하고 있음을 보여준다.

반면 탐색형 유저는 플랫폼을 단기적으로 이용하는 경향을 보였다. 전환형의 7일 이내 재방문율은 83.7%로 탐색형(31.21%)의 약 2.7배에 달했고, 3일 연속 탐색 유지율 역시 전환형이 39.6%로 탐색형(4.8%)의 8배 이상이었다. 즉, 지속적 공고 탐색과 재방문 빈도가 높을수록 지원 전환율이 상승할 확률이 높아지는 것이다.

이러한 결과는 단순히 더 많은 유입을 확보하는 것이 아니라, 기존 탐색형 유저의 ‘탐색 깊이’와 ‘재방문 지속성’을 강화하는 전략적 개입이 전환율 개선의 핵심임을 시사한다. 탐색형 유저가 플랫폼을 ‘한 번의 방문’이 아니라 ‘지속적으로 탐색하고 머무는 공간’으로 인식하게 만드는 것이 중요하다.

따라서 “유저가 원하는 정보를 손쉽게 발견하고, 탐색을 자연스럽게 이어가도록 설계”한다는 공통 목표 아래 다음과 같은 세 가지 전략적 솔루션을 제안한다.

#### (1) 북마크 및 기업 팔로우 기능의 활용을 활성화

탐색형 유저는 전환형 유저에 비해 북마크 및 팔로우 기능 활용률이 현저히 낮았다. 전환형의 평균 북마크 수는 10.31개로 탐색형(3.39개) 대비 약 3배 높았으며, 북마크한 기업의 평균 팔로워 수도 전환형이 더 높았다(92.71 vs 76.07). 이는 탐색형 유저가 관심 공고나 기업을 저장하지 않아 탐색 연속성이 낮고, 플랫폼 재방문 동기가 약할 수 있음을 시사한다.

이 문제를 해결하기 위해, 공고 북마크 또는 기업 팔로우 시 맞춤형 탐색 피드백 기능을 도입한다. 예를 들어, 북마크 등록 직후 유사 공고 추천 배너를 노출하거나, 팔로우한 기업의 신규 채용 소식을 알림으로 제공하는 등 유저가 ‘북마크 이후에도 계속 머물 이유’를 만들어주는 것이다.

이러한 기능은 단순히 클릭 유도 수준을 넘어, 유저의 탐색 지속성과 재방문 동기를 강화한다는 점에서 전략적이다. 또한 이용자의 탐색 경험을 확장시킬 수 있다는 점에서 의미가 있다.

추가적으로 북마크 및 팔로우 데이터를 기반으로 개인화 추천 알고리즘을 고도화해 유저가 원하는 공고를 더 쉽게 발견하도록 함으로써, 유저의 탐색 효율 향상 뿐 아니라 플랫폼의 행동 데이터(관심 직무, 산업, 기업 선호도 등) 축적을 가능하게 도와준다. 이러한 설계는 이용자의 탐색 몰입도를 강화하고, 단기 탐색으로 끝나는 유저의 체류시간을 늘릴 수 있는 구조적 장치가 된다.

결과적으로 유저는 자신이 원하는 공고를 더 쉽게 발견하게 되며, 플랫폼은 축적된 북마크 데이터를 통해 탐색 패턴을 학습하고 정교한 개인화 추천을 구현할 수 있다. 결과적으로 탐색 연속성이 강화되어 재방문율 및 전환율이 상승될 것으로 기대된다.

	탐색형	전환형
유저당 평균 북마크 수	3.39	10.31
북마크한 기업의 평균 팔로워 수	76.07	92.71

[표 05] 북마크 및 팔로우 지표 비교 (탐색형 vs 전환형)

## (2) 기업 정보의 투명성 강화

투자단계나 구성원 수가 비공개인 기업의 전환율은 공개된 기업 대비 현저히 낮았다. 특히 투자 단계 비공개 기업의 전환율은 약 4:6, 구성원 수 0명으로 표기된 기업의 전환율은 1인 이상 기업 대비 약 3:7 수준이었다. 이는 구직자가 불충분하거나 불투명한 정보를 신뢰하지 못해 지원 결정을 유보하거나 이탈하는 현상으로 해석된다.

즉, 구직자는 단순히 일자리를 찾는 것이 아니라 ‘투명하고 신뢰할 수 있는 기업’을 찾는다. 따라서 플랫폼은 단순 정보 제공자가 아니라, 기업의 신뢰도를 보증하는 ‘정보 신뢰 매개자(Information Trust Mediator)’로서 역할을 강화해야 한다.

이를 위해 다음과 같은 플랫폼 내 개입 전략을 제안한다. 첫째, 기업 정보 공개 가이드라인 및 인증 시스템을 도입한다. 투자 단계, 구성원 수, 주요 인력, 복지 제도 등 핵심 항목의 기입 여부에 따라 ‘정보 신뢰도 지수(Transparency Index)’를 산정하고, 이를 기업 프로필 상단에 시각적으로 표시하여 이용자에게 즉각적으로 인식되도록 한다.

둘째, 정보 미입력 기업에 대한 노출 가중치 조정 정책을 병행한다. 기업이 투자 단계나 인원 수를 기재하지 않을 경우, 검색 결과 및 추천 리스트에서 노출 비중을 자동으로 낮추는 방식이다. 이는 기업 스스로 정보 공개를 유도하는 자율적 인센티브 구조로 작용될 수 있다.

기업 정보가 명확히 공개될수록 구직자는 공고 탐색 과정에서 심리적 불확실성이 줄어들고, 자신에게 적합한 공고를 판단하는 속도와 확신이 모두 높아진다. 그 결과 탐색 체류시간이 늘어나고, 지원 행동으로 이어질 가능성이 높아질 수 있다. 결국 기업의 정보 투명성 제고는 ‘플랫폼 신뢰도 상승(체류시간 증가) → 탐색 몰입도 강화 → 지원 전환율 제고’로 이어지는 선순환 구조를 만들어낼 것이다.

	지원	비지원
투자단계 비공개	40.41 %	59.59 %
기업 구성원수 비공개	30.82 %	69.18 %

[표 06] 기업 정보 공개 여부에 따른 전환율 비교

### (3) 탐색 지속성을 유도하는 리텐션 캠페인 도입

탐색형 유저의 7일 이내 재방문율은 31.2%로, 전환형(83.7%) 대비 약 2배 낮았다. 또한 3일 연속 탐색 유지율에서도 탐색형은 4.8%, 전환형 39.6%로 큰 격차를 보였다. 이 수치는 단순한 방문 빈도의 차이를 넘어, 유저가 플랫폼을 “한 번의 탐색 공간”으로 인식하느냐, “지속적으로 구직 여정의 플랫폼”으로 인식하느냐의 차이를 보여준다. 즉 탐색형 유저는 플랫폼을 일시적 탐색 공간으로 인식하고, 지속적인 구직 여정의 일부로 활용하지 못하고 있음으로 이해할 수 있다.

이러한 격차를 해소하기 위해 게이미피케이션 기반 리텐션 캠페인을 도입한다. 핵심 목적은 유저에게 “내가 플랫폼에서 시간을 쓸수록 보상이 돌아온다”는 경험을 설계하는 것이다.

예를 들어, 전환형 집단의 평균 탐색일수가 3일인 점 감안하여 ‘3일 연속 탐색 시 포인트 지급’, ‘7일 이내 재방문 시 맞춤형 공고 추천 제공’, ‘누적 탐색일수에 따른 탐색 뱃지 부여’ 등의 방식을 적용할 수 있다. 이때 포인트는 단순 적립형이 아니라 탐색 연동형 보상 구조로 설계된다. 포인트를 통해 ‘맞춤형 공고 열람’, ‘커리어 코칭 이용권’, ‘면접 후기 열람’ 등 지원 여정 전반에 도움이 되는 기능을 사용할 수 있도록 하여, 유저가 다시 플랫폼 내에서 탐색 행동을 이어가도록 유도한다.

이러한 캠페인은 단순한 이벤트가 아닌, ‘보상 → 탐색 → 재방문 → 지원’으로 이어지는 행동적 순환 구조를 형성하는 전략적 장치로서의 역할을 한다. 이를 통해 유저는 무의식적으로 플랫폼 체류시간과 탐색 깊이를 늘리게 되고, 결국 탐색형에서 전환형으로의 행동 전환을 자연스럽게 이끌어낼 것으로 기대된다.

해당 캠페인은 단순한 이용률 제고뿐만 아니라, 탐색형 유저의 체류시간과 탐색 빈도를 유의미하게 높이는데 기여한다. 지속적인 탐색 데이터가 축적되면 개인화 추천 및 알림 알고리즘의 정교화 또한 가능해지며, 결국 리텐션 캠페인은 탐색형 유저의 체류시간 증대, 재방문율 향상, 전환율 개선을 모두 유기적으로 연결하는 핵심적인 실행 전략으로 작동한다.

	탐색형	전환형
연속 탐색 일수	1.3일	2.96일
3일 연속 탐색율	4.81 %	39.66 %
7일 이내 재방문율	31.21 %	83.70 %

[표 07] 탐색형과 전환형 집단의 탐색 지속성 지표 비교

### 5-1-3) 기대 효과

세 가지 전략 솔루션을 통해 플랫폼은 탐색형 유저의 체류시간·재방문율·지원전환율을 동시에 개선하는 구조적 성장을 기대할 수 있다.

먼저, 북마크 및 팔로우 기능의 활성화로 탐색형 유저의 탐색 연속성이 강화되어, 공고 탐색 과정이 단발적 행위가 아닌 누적된 관심으로 전환될 것이다. 이는 탐색 몰입도를 높여 자연스러운 재방문과 체류시간 증가를 유도한다.

기업 정보의 투명성 강화의 경우, 구직자에게 신뢰할 수 있는 탐색 환경을 제공한다. 투자단계나 구성원 정보 등 핵심 데이터의 명확한 공개는 구직자의 불확실성을 낮추고 탐색 몰입도를 높이는 요인으로 작용한다. 이로 인해 플랫폼 전반의 신뢰도가 상승하고, 지원 결정률도 함께 향상될 것으로 기대된다.

마지막으로, 리텐션 캠페인 도입은 탐색형 유저의 반복 탐색을 습관화시켜 '탐색 → 관심 → 지원'으로 이어지는 행동 루프를 강화한다. 이러한 구조적 리텐션은 단기 이용률 제고를 넘어, 유저가 플랫폼 내에서 장기적으로 머물며 자발적으로 전환형으로 성장하는 기반을 마련한다.

결과적으로 3개의 전략은 탐색 깊이의 "확장 - 정보 신뢰도 제고 - 지속 탐색 유도"라는 세 축을 통해 플랫폼의 장기적 활성화를 이끌고, 유저 잔존율과 전환율을 동시 향상시키는 지속 가능한 성장 구조를 형성할 것으로 기대된다.

## 6. Expected Impact & Measurement Plan

### 6-1. 비즈니스 임팩트 예측

본 전략은 탐색형 유저의 지원 단계 진입률 향상을 통해 플랫폼 내 전환 구조를 개선하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 탐색형 유저가 달성해야 할 목표 행동 수준(Target Behavior Level)을 설정하였다.

전환형 집단의 행동 데이터를 살펴본 결과, 체류시간의 중앙값은 113분, 공고 탐색 수는 82회, 7일 이내 재방문율은 83.7%로 나타났다. 해당 수치는 탐색형 유저가 전환형 집단, 즉 지원 단계에 진입하는 유저로 발전하기 위해 도달해야 할 최소 행동 기준으로 정의된다.

전환형 집단과 비교하였을 때, 탐색형 집단의 주요 지표는 약 2배에서 3배가 낮게 나타났다. 이는 탐색형 유저들이 지원 단계에 진입할 수 있을 만큼의 탐색 깊이와 반복 방문 빈도를 확보하지 못하고 있음을 의미한다. 즉, 탐색형 유저가 일정 수준 이상의 체류시간과 탐색활동을 확보하지 못하면 실제 지원 단계로 이동하기 어렵다는 것이다. 따라서 향후 전략은 탐색형 유저가 체류시간, 탐색활동, 재방문 측면에서 점진적으로 전환형의 목표 행동 수준에 근접하도록 유도하는 방향으로 설정되어야 한다.

이러한 변화는 단순히 이용 지표의 향상을 넘어, 플랫폼 내 유저 구조가 '탐색 중심'에서 '지원 단계 진입 중심'으로 전환되는 질적 변화를 이끌 것으로 기대된다. 즉, 탐색형 유저가 단순 방문자에서 실제 행동을 개시하는 '전환 잠재군'으로 이동함으로써, 플랫폼 전체의 활성도와 전환 효율이 함께 제고될 것이다.

구분	현재(탐색형 기준)	목표(전환형 기준)	개선 목표
체류시간 중앙값	42.42분	113분	+166%
공고 탐색수 중앙값	27회	82회	+204%
7일 이내 재방문율	31.21%	83.7%	+168%

[표 08] 전환형 벤치마크 기준 탐색형 목표 지표 설정

## 6-2. 핵심 성과 지표 (KPI)

본 프로젝트의 KPI는 앞서 제안한 세 가지 전략 솔루션의 효과를 실증적으로 검증하기 위한 지표로 설정되었다. 본 프로젝트의 성과는 단기적 이용량이 아닌, ‘탐색 깊이의 확장(Depth)’, ‘지속 탐색 유도’, ‘정보 신뢰도 제고’라는 세가지 축을 통해 유저 체류시간 및 지원 전환율을 장기적으로 향상시키는 구조적 변화에 있다.

따라서 각 KPI는 단순 활동량이 아닌 유저 행동의 질적 전환의 측정을 목표로 하며, 세 축별로 공고 탐색 과정의 깊이, 신뢰 기반 탐색의 강화, 탐색의 지속성 향상 여부를 종합적으로 검증하도록 설계하였다.

핵심 KPI 정의 및 측정목적, 기대효과는 다음과 같다.

구분	지표	정의	측정 목적 / 기대 변화
탐색 깊이 확장	평균 체류시간	세션당 평균 체류시간 (분 단위)	유저가 단순 조회를 넘어 공고 내용을 더 깊이 탐색하는지 여부 확인. 체류시간의 증가를 통해 탐색 몰입도 향상 검증
	공고 상세조회 비율	공고 클릭 대비 상세페이지 진입 비율	표면적 탐색이 아닌 구체적 정보 탐색 비중을 측정하여 ‘탐색 깊이’ 개선 효과 검증
정보 신뢰도 제고	기업 정보 조회율	전체 방문 중 기업 상세정보 클릭 비율	기업 정보의 공개 강화가 구직자의 탐색 의사결정 과정에 긍정적 영향을 미쳤는지 검증
	지원 의사 명확화율	상세페이지 체류시간 대비 ‘apply’ 클릭 발생 비율	기업 신뢰도 향상 → 지원 행동으로 이어지는 선형 경로 존재 여부 측정
지속 탐색 유도	7일 이내 재방문율	최종 방문 이후 7일 내 재방문한 유저 비율	리텐션 캠페인 및 게이미피케이션의 반복 탐색 유도 효과 검증
	탐색 유지기간	최초 탐색일부터 마지막 탐색일까지의 기간	단기적 관심이 아닌 지속적 탐색 습관으로의 전환 확인
최종 성과	지원단계 진입률	‘apply/step1’ 로그를 남긴 유저의 비율	세 축(Depth·Trust·Duration)의 개선이 실제 전환 행동으로 이어졌는지 종합 검증

[표09] 성과 측정을 위한 핵심 KPI 정의 및 측정 목적

## 6-3. 측정 계획

제안된 전략의 성과는 단순 지표 개선이 아닌, 유저의 탐색 활동의 질적 변화가 실제 전환으로 이어지는지 검증하는 데에 목적이 있다. 이를 위해 본 프로젝트는 “실시간 관찰 → 인과 검증 → 구조적 변화 측정”의 3단계 성과 측정 로드맵을 설계하였다. 아래의 3단계 측정 계획을 통해 본 프로젝트는 탐색형 유저의 탐색 깊이와 신뢰 기반 행동, 그리고 탐색 지속성의 개선이 실제 지원 전환율 향상으로 이어지는지를 실증적으로 확인하고자 한다.

### 6-3-1) 실시간 관찰: 행동 지표 모니터링 및 트렌드 감시

전략 도입 이후, Tableau 기반 Behavior Tracking Dashboard를 구축하여 ‘평균 체류시간’, ‘공고 상세조회 비율’, ‘기업 정보 조회율’, ‘7일 이내 재방문율’, ‘지원단계 진입률’ 등의 KPI를 세 축 (Depth·Trust·Duration) 별로 구분해 실시간으로 추적한다. 해당 지표들을 주 단위로 자동

업데이트하며, 전환형 유저의 중앙값을 기준으로 탐색형 유저의 도달률을 시작화한다. 또한 단기 변동성을 완화하기 위해 7일 이동 평균 방식을 적용하고, 특정 기간 이상 상승 추세가 유지될 경우 전략의 안정화 단계로 판단한다. 이 과정을 통해 전략의 초기 반응을 조기에 감지할 수 있으며, 전략의 방향성이 올바른지 실시간으로 확인할 수 있다.

#### 6-3-2) 단기 효과 검증: A/B 테스트를 통한 인과관계 분석

해당 단계에서는 각 솔루션이 실제 행동 변화를 유발했는지 확인하기 위해 A/B 테스트를 수행한다. 탐색형 유저를 대상으로 전략 기능 (예: 북마크 추천 배너, 기업정보 공개 강화, 리텐션 캠페인 등)을 적용한 실험군(A)과 기존 인터페이스를 유지한 대조군(B)를 구성하여 특정 기간 동안 실험을 진행한다.

이후 체류시간, 상세조회비율, 재방문율, 지원단계 진입률 등 주요 KPI의 차이가 유의미하게 나타나는지 검증한다. 이를 통해 단순한 지표 변동이 아닌, 각 전략이 탐색 행동의 질적 개선에 어떤 실질적 영향을 미쳤는지 입증하는데 도움이 될 것이다.

#### 6-3-3) 중·장기 임팩트 분석: 퍼널 및 코호트 기반 구조적 변화 분석

마지막으로 중·장기 임팩트 분석 단계에서는 퍼널 및 코호트 분석을 활용하여 전략 도입이 플랫폼 내 구조적 변화를 유도했는지를 평가한다. ‘공고탐색 → 상세조회 → 기업정보 확인 → 지원단계 진입’의 4단계 퍼널을 설계하여 각 단계별 전환율과 이탈률 변화를 시계열로 추적하고, 탐색 깊이·정보 신뢰도·지속적 탐색의 개선이 어느 구간에서 실질적인 전환 상승을 이끌었는지에 대해 분석한다.

또한 코호트 분석을 통해 전략 도입 시점 이후 유입된 탐색형 유저 집단의 체류시간, 재방문율, 탐색 유지기간의 변화를 월 단위로 비교함으로써 단기적 성과뿐 아니라 “지속적 행동 전환”으로 이어졌는지를 검증한다.

## 7. Future Works

본 프로젝트는 2개년간의 로그 데이터를 기반으로 ‘탐색형 유저’의 지원 전환을 유도하기 위한 전략적 방향성을 제시하였다. 그러나 데이터의 특성과 정량 중심의 접근이라는 한계로 인해, 분석 과정에는 여러 제약이 존재한다. 이에 본 절에서는 분석의 한계를 인정하고, 이를 보완하기 위한 후속 분석 방향을 제안한다.

### 7-1. 분석 한계점

첫째, 본 분석은 클릭, 페이지 이동 등 로그 데이터를 중심으로 수행되었기 때문에 이용자의 ‘행동’은 파악할 수 있었으나, 그 행동의 ‘의도’나 ‘정성적 요인(예: 불안감, 자신감 부족 등)’을 직접적으로 확인할 수 없었다. 체류시간이 길다고 해서 반드시 공고를 긍정적으로 탐색한 것이라 단정할 수 없다는 점에서, 정량 데이터만으로는 유저의 내면적 동기나 망설임의 이유를 충분히 설명하기 어렵다.

둘째, 분석 데이터는 2022~2023년의 로그로 한정되어 있어, 경기 상황이나 산업별 채용 트렌드 등 외부 환경 변화의 영향을 받았을 가능성성이 존재한다. 이는 결과의 일반화와 장기적 예측에 대한 한계가 될 수 있다.

셋째, 분석의 초점을 명확히 하기 위해 ‘공고 탐색 0회’ 유저를 제외하는 전처리 과정을 거쳤으나, 해당 과정에서의 한계가 존재한다. 이 과정에서 구직 의사가 불분명하거나 탐색 이전 단계에서 이탈한 초기

유저 집단(전체의 약 15%)이 분석 대상에서 제외되었으며, 그들의 이탈 원인에 대한 명확한 통찰을 확보하지 못했다는 한계가 존재한다.

넷째, 데이터의 분포가 비대칭적이고 이상치의 영향이 강하게 나타나, 본 분석에서는 대표값으로 중앙값을 사용하였다. 이는 평균보다 왜곡을 줄일 수 있는 합리적인 선택이지만, 중앙값이 항상 집단의 실제 특성을 온전히 대변한다고 보기는 어렵다. 특히, 이상치가 단순한 오류가 아니라 특정 행동 패턴(예: 집중 탐색형 유저)을 반영할 가능성이 있는 경우, 중앙값 기준의 요약 통계만으로는 집단 내 세부적 이질성을 충분히 포착하지 못할 수 있다.

마지막으로, 체류시간·공고 탐색횟수 등 주요 지표와 지원 전환율 사이의 높은 상관관계가 확인되었지만, 이는 인과관계를 증명하지는 않는다. 즉, 체류시간이 전환을 유도했는지, 혹은 전환 의도가 체류를 늘렸는지에 대해서는 파악하기 한계가 있다.

## 7-2. 향후 과제

이러한 한계점을 보완하기 위해, 향후 연구에서는 다음과 같은 방향으로의 확장이 필요하다.

첫째, 정성적 데이터의 보완이 필요하다. 로그 데이터는 이용자의 '행동'을 포착할 수 있지만, 그 이면의 '의도'와 '심리적 동기'를 설명하기 어렵다. 따라서 향후에는 탐색형 유저를 대상으로 한 인터뷰·설문조사 기반의 질적 연구를 병행하여, 지원 의사결정에 영향을 미치는 감정적 요인(예: 자신감 부족, 불확실성 회피 등)을 추가적으로 규명해야 한다.

둘째, 장기적 데이터 축적과 시계열 분석이 요구된다. 해당 분석이 2022~2023년 데이터에 한정되었다는 점을 고려할 때, 3년 이상 누적된 로그를 활용한 코호트 분석을 수행한다면 시기별 경제 상황이나 채용 시장의 변화가 유저 행동에 미친 영향을 보다 체계적으로 검증할 수 있을 것이다.

셋째, 비활성 및 초기 이탈 집단에 대한 추가적인 분석이 필요하다. 이번 분석에서는 공고 탐색이 0회인 유저를 제외했으나, 이들은 플랫폼에 유입되었음에도 탐색을 시도하지 않은 초기 이탈군으로, 해당 집단의 이탈 원인을 규명하는 것은 향후 신규 유저 온보딩(Onboarding) 개선 전략 수립에 실질적 근거로 활용될 수 있다.

넷째, 통계적 대표성 및 이상치 처리 방식의 고도화가 필요하다. 본 분석은 이상치의 영향을 완화하기 위해 중앙값을 대표값으로 사용했지만, 이는 집단의 실제 특성을 완벽히 반영하지 못할 가능성이 있다. Z-score 정규화 등의 통계 기법을 적용하여 이상치의 이미를 정량적으로 해석하고, 데이터 내 이질적 행동 패턴을 보다 세밀하게 구분할 필요가 있다.

마지막으로 인과관계 검증을 위한 실험 설계가 추가되어야 한다. 체류시간, 탐색횟수 등과 전환율 간의 상관관계가 실제 인과성을 지니는지 확인하기 위해, A/B테스트나 퍼널 기반 전환 실험을 수행하여 제안된 전략의 실질적 효과를 검증해야 한다.