

1 직무만족의 블랙박스를 열다: AI는 당신이 왜 불만족하
2 는지 알 수 있을까?

3 Chungil Chae

4 월, 6 4월 2026

5 지인의 부탁으로 뭘 하느라 논문을 좀 읽었다. 그러면서 HR과 머신러닝이 만나는 지점에서 무슨 일이
6 벌어지고 있는지 알고 싶었다. 답은 의외의 곳에 있었다.



7

8

9 1. 첫 번째 질문: “직무만족을 예측할 수 있는가?”

10 직무만족은 오래된 주제다. 조직행동론의 단골 메뉴이고, HR 담당자라면 누구나 한 번쯤 설문지를 돌
 11 려본 적이 있다. 그런데 한 가지 이상한 점이 있다. 수십 년간 “무엇이 직무만족에 영향을 미치는가?”를
 12 연구해왔으면서, 정작 “이 직원의 만족도가 내년에 어떻게 될까?”를 예측하는 연구는 거의 없다.

13 전통적인 분석은 OLS 회귀에 의존한다. 변수 A가 한 단위 올라가면 직무만족이 B만큼 올라간다. 깔끔
 14 하다. 직선 하나가 모든 것을 설명한다.

15 문제는 현실이 직선이 아니라는 것이다.

16 Somers, Birnbaum, 와/과 Casal (2021) 는 같은 데이터에 OLS와 인공신경망(ANN)을 동시에 돌려 보
17 았다. 결과가 달랐다. 감독자의 지원이 직원 웰빙에 미치는 효과는 일정 수준까지는 올라가다가, 어느
18 지점을 넘으면 더 이상 올라가지 않았다. 체감 효과(diminishing returns). OLS는 이 꺾이는 지점을 전
19 혀 포착하지 못했다. 직선에는 꺾임이 없으니까.

20 Roedenbeck 와/과 Poljsak-Rosinski (2023) 은 43,000명의 데이터에서 ANN이 $R^2 > 0.75$ 를 달성하
21 는 것을 확인했다. OLS 기준선을 명확하게 상회했다. Schulz 기타 (2026) 는 509개 기업의 종단 데이터
22 에서 더 놀라운 것을 발견했다. AI 도입과 직무만족 사이에 역 U자형 관계가 있었다. AI를 도입하면 만
23 족도가 올라가다가, 과하게 도입하면 다시 떨어진다.

24 이것은 마치 약의 용량-반응 곡선과 같다. 적정량은 치료하지만, 과량은 독이 된다. 그리고 OLS 회귀는
25 이 곡선을 직선으로 펴버려서, 약이 “약간 효과가 있다”는 결론만 내놓는다. 실제로는 최적 투여량이 존
26 재하는데도.

27 첫 번째 답은 이렇다. 머신러닝 모델은 직무만족을 예측할 수 있다. 그리고 전통적 OLS보다 더 잘 한다.
28 여러 연구에서 일관되게.

29

30 2. 두 번째 질문: “그런데, 왜 더 잘하는가?”

31 여기서 이야기가 꼬인다.

32 ML 모델이 OLS보다 정확하다는 건 알겠다. 하지만 왜 더 정확한지는 모른다. 랜덤 포레스트가
33 $R^2 = 0.85$ 를 찍었다고 치자. HR 담당자가 물을 것이다. “그래서 뭘 어떻게 하라는 건가요?”

34 모델은 대답하지 않는다. 블랙박스니까.

35 여기서 우리는 “정확한 예측”과 “설명 가능한 예측” 사이의 긴장을 만난다. Benabou (2026) 는 이것
36 을 정확도-해석가능성 상충 관계(accuracy-interpretability trade-off)라고 불렀다. 랜덤 포레스트와
37 XGBoost는 가장 정확하지만 가장 불투명하고, 의사결정 나무(CART)는 투명하지만 덜 정확하다.

38 53편의 문헌을 뒤졌을 때, 이 긴장을 해결한 연구는 두 편이었다. 딱 두 편.

39 Chaudhary (2025) 는 직원 이직 예측에서 SHAP이라는 도구를 썼다. SHAP은 게임 이론의 Shapley 값
40 에서 온 기법으로, 각 변수가 예측에 얼마나 기여했는지를 수치로 분해한다. 비유하자면, 축구 경기에서
41 승리에 대한 각 선수의 한계 기여도를 산출하는 것과 같다. 골을 넣은 선수만이 아니라, 패스를 준 선수,
42 수비를 막은 선수, 팀 전술을 세운 감독까지, 각자의 기여분을 정확히 나눈다.

43 Sobrie (2024) 는 철도 관제 환경에서 LightGBM과 SHAP을 결합해 업무 부하를 실시간으로 예측하고
44 설명하는 시스템을 만들었다. 관제사에게 “당신이 지금 과부하 상태입니다”라고만 말하는 게 아니라, “
45 이 열차 배치 패턴이 당신의 부하를 73% 설명합니다”라고 말해줄 수 있게 된 것이다.

46 두 연구의 수렴이 보여주는 것은 명확하다. SHAP 기반 XAI(설명 가능 AI)는 블랙박스를 열 수 있다.
47 ML의 예측력은 유지하면서, “왜”를 설명할 수 있다.

48 하지만 — 여기가 핵심인데 — 두 연구 모두 직무만족을 대상으로 하지 않았다. 하나는 이직이고, 하나
49 는 업무 부하다. 직무만족 예측에 SHAP을 적용한 연구는 아직까지 읽어본 바로는 없었다.

50

51 3. 세 번째 질문: “직무만족은 하나인가?”

52 이 질문이 모든 것을 바꾼다.

53 기존 연구 대부분은 직무만족을 단일 점수로 측정한다. “당신은 현재 직무에 얼마나 만족하십니까?” 1
54 점에서 5점. 그런데 잠깐 생각해보자. 업무 자체는 좋아하는데 월급이 적은 사람과, 월급은 괜찮는데 동
55 료 관계가 힘든 사람이 같은 점수를 줄 수 있다. 3점이라는 숫자 뒤에 완전히 다른 이야기가 숨어 있
56 다.

57 직무만족에는 적어도 세 개의 하위 차원이 있다.

- 58 • 업무 내용 만족: 일 자체가 의미 있는가?
- 59 • 임금 만족: 보상이 공정한가?
- 60 • 대인관계 만족: 함께 일하는 사람들과의 관계가 좋은가?

61 이 세 가지를 결정하는 요인이 같을까? 직관적으로도 다르다. 그런데 이것을 ML로 분리 예측하고,
62 SHAP으로 각 차원의 핵심 요인을 비교한 연구는 존재하지 않는다.

63 여기서 직무 요구-자원(JD-R) 이론이 등장한다. 이 이론은 원래 번아웃과 동기부여를 설명하기 위해
64 만들어졌다. 직무 자원(자율성, 상사 지원, 성장 기회)은 동기를 올리고, 직무 요구(과부하, 시간 압박,
65 감정 노동)는 에너지를 소진시킨다. 단순하지만 강력한 프레임이다.

66 이 이론을 직무만족 하위 차원에 비틀어 적용하면 흥미로운 예측이 가능해진다. 업무 내용 만족은 직무
67 자원 중에서도 자율성과 역량 개발이 핵심일 것이다. 임금 만족은 보상 공정성이 지배할 것이다. 대인관
68 계 만족은 사회적 지원과 팀 응집력이 결정할 것이다.

69 이것은 이론적 추측이다. 아직 실증되지 않았다. 하지만 만약 SHAP 분석이 이 예측을 지지한다면, 우리
70 는 두 가지를 동시에 얻는다. ML 모델이 왜 예측하는지에 대한 답과, JD-R 이론이 하위 차원 수준에서
71 도 작동한다는 실증적 근거를.

72

73 4. 네 번째 질문: “공정한 예측인가?”

74 ML이 직무만족을 예측할 수 있다. 좋다. SHAP이 이유를 설명할 수 있다. 더 좋다. 그런데 한 가지가 남
75 았다.

76 그 예측이 공정한가?

77 Fabris 기타 (2024) 의 경고는 직접적이다. AI 기반 채용 시스템은 특정 집단에 대한 구조적 차별을 재
78 생산할 수 있다. 학력이 높은 남성이 “만족도가 높을 것”이라고 예측하는 모델이 있다면, 그것은 예측이
79 아니라 편견의 자동화다.

80 Zheng 기타 (2025) 은 AI-HRM 시스템의 네 가지 “그림자 경험”을 발견했다. 대인 자율성의 침식, 감
81 시가 유발하는 불안정성, 알고리즘 편향 딜레마, 개인화된 불만족. AI가 HR을 돕기 위해 도입되었는데,
82 오히려 직원의 자율성을 갉아먹을 수 있다는 역설이다.

그러나 Deng 기타 (2025) 의 발견은 이 비관론에 균형을 제공한다. 알고리즘 모니터링이 조직 공정성 지각을 통해 직원 웰빙을 향상시킬 수 있다는 것이다. 단, 조건이 있다. **투명할 때**. 알고리즘이 왜 그런 판단을 내렸는지 직원이 이해할 수 있을 때.

SHAP이 바로 이 투명성의 도구다. “당신의 임금 만족도가 낮다고 예측된 이유는, 동일 직군 대비 보상 수준(기여도 42%)과 성과 평가 투명성(기여도 28%)이 주요 요인입니다.” 이렇게 설명할 수 있다면, 직원은 알고리즘을 적으로 여기지 않는다. 오히려 자기 상황을 이해하는 도구로 받아들인다.

마치 건강 검진과 같다. “콜레스테롤 수치가 높습니다”라고만 하면 불안하다. 하지만 “LDL이 160인데, 이것은 주로 포화지방 섭취(기여도 45%)와 운동 부족(기여도 30%)에 의한 것이고, 식이 조절로 3개월 내 개선 가능합니다”라고 하면 행동으로 이어진다. SHAP 기반 직무만족 설명은 조직관 건강 검진 결과 서인 셈이다.

5. 빈 자리: 한국은 어디에?

유럽, 북미, 동남아, 중동의 기업 데이터가 있었다. 한국은 없었다.

정확히 말하면, 한국 인적자본기업패널(HCCP) 데이터를 활용한 ML 기반 직무만족 예측 연구는 단 한 편도 없었다. Kim (2025) 이 한국 식품서비스 산업의 구인 포털 텍스트를 분석했지만, 이것은 텍스트 데이터이지 HCCP의 다차원 설문 구조가 아니다.

이 공백이 단순한 미검증 영역이 아닌 이유가 있다.

한국 조직은 다르다. 높은 권력 거리와 위계적 문화 속에서, 감독자-부하 관계의 질은 서구 맥락보다 훨씬 더 강한 예측 변수일 수 있다. 정규직-비정규직 이중 구조에서, 고용 형태가 임금 만족을 결정하는 핵심 경계 조건일 수 있다. MZ세대와 베이비붐 세대가 같은 사무실에서 일하면서, 세대 간 직무만족의 구조 자체가 다를 수 있다.

서구에서 확인된 패턴이 한국에서도 재현되리라는 보장은 없다. Xiao, Yan, 와/과 Bamber (2025) 가 제안한 “AI HR 분석 → 직무 조각(job crafting) → 회복탄력성” 경로에서, 직무 조각이라는 행위 — 자신의 직무를 능동적으로 재설계하는 것 — 의 문화적 수용성은 권력 거리가 높은 한국 조직에서 서구보다 낮을 수 있다. 이 문화적 조절 효과는 HCCP 기반 연구가 아니면 검증이 불가능한 고유한 질문이다.

6. 다섯 가지 방법론이 같은 곳을 가리킨다

패턴들을 모아보면, 놀랍도록 일관된 그림이 나타난다.

첫 번째 수렴: ML은 OLS보다 예측을 잘 한다. ANN (Somers, Birnbaum, 와/과 Casal 2021), ANN 대 규모 (Roedenbeck 와/과 Poljsak-Rosinski 2023), GBM/XGBoost (Seo 2026), 랜덤 포레스트 (Gupta 기타 2023), 멀티모달 딥러닝 (Yang 2025). 알고리즘이 달라도, 데이터가 달라도, 결론은 같다. 비선형 모델이 직무만족의 복잡한 역동을 더 정확하게 포착한다.

두 번째 수렴: SHAP은 블랙박스를 열 수 있다. 이직 예측 (Chaudhary 2025), 업무 부하 예측 (Sobrie 2024). 서로 다른 도메인에서, 서로 다른 모델에서, SHAP은 HR 실무자가 신뢰할 수 있는 설명을 생성했다.

세 번째 수렴: 투명성이 신뢰를 만든다. 조직 공정성 연구 (Deng 기타 2025), 플랫폼 노동 연구 (Jabagi 2025), 의사결정 지원 실험 (Langer, Koenig, 와/과 Busch 2021). 알고리즘이 설명 가능할 때, 직원의 공정성 지각과 수용성이 올라간다.

세 줄기의 연구가 하나의 결론으로 수렴한다. 설명 가능한 예측이 신뢰할 수 있는 HR 의사결정의 조건이다.

그러나 이 세 줄기를 하나의 연구 안에서 통합한 사람은 아직 없다. ML 예측 + SHAP 해석 + JD-R 이론 + 직무만족 하위 차원 + 한국 맥락. 이 다섯 개의 퍼즐 조각이 맞춰지면, 우리는 “직원이 왜 불만족하는지”를 숫자로 예측하고, 이유를 설명하고, 차원별로 개입 전략을 제시할 수 있다.

7. 끝이 아니라 시작이다

이 글의 결론을 깔끔하게 요약하고 싶은 유혹이 있다. “ML이 좋고, SHAP이 필요하고, 한국 연구가 시급하다.” 맞는 말이지만 충분하지 않다.

더 도발적인 질문이 남아 있다.

ML 모델이 직무만족을 정확히 예측하게 된 세상에서, HR의 역할은 무엇이 되는가? “이 직원은 6개월 내 만족도가 하락할 것이다”라는 예측을 받아든 관리자는 무엇을 해야 하는가? 그리고 그 개입이 모델의 예측을 무효화한다면 — 개입 덕분에 만족도가 하락하지 않았다면 — 모델은 “틀린” 것인가, “성공한” 것인가?

예측의 역설이다. 가장 좋은 예측은 스스로를 틀리게 만드는 예측이다.

그리고 마지막 질문. SHAP이 “임금이 만족도의 42%를 설명한다”고 보여줬을 때, 조직은 정말 임금을 올릴 것인가? 데이터가 불편한 진실을 말해줄 때, 의사결정자는 데이터를 따를 것인가, 아니면 대시보드를 끝 것인가?

기술의 문제가 아니다. 설명 가능한 AI가 던지는 것은 결국 조직의 의지에 대한 질문이다.

Benabou, Samira. 2026. “Optimising HRM practices in call centres: predicting and explaining employee turnover intention using classification and regression trees”. International Journal of Organizational Analysis. <https://doi.org/10.1108/IJOA-12-2024-5117>.

Chaudhary, Rashmi. 2025. “An integrated model to evaluate the transparency in predicting employee churn using explainable artificial intelligence”. Journal of Innovation & Knowledge 10: 100700. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100700>.

Deng, Huiying, Yang Lu, Di Fan, Wei Liu, 와/과 Yucheng Xia. 2025. “The power of precision: How algorithmic monitoring and performance management enhances employee workplace well-being”. New Technology, Work and Employment 40 (3): 390–403. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12328>.

- Fabris, Alessandro, Natalia Brunner Wska, Matthew J. Dennis, David Graus, 와/과 Philipp Hacker. 2024. "Fairness and bias in algorithmic hiring: A multidisciplinary survey". *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 16 (1): Article 54. <https://doi.org/10.1145/3696457>.
- Gupta, Aman, Aarushi Chadha, Vijay Tiwari, Arup Varma, 와/과 Vijay Pereira. 2023. "Sustainable training practices: predicting job satisfaction and employee behavior using machine learning techniques". *Asian Business & Management* 22 (5): 1913–36. <https://doi.org/10.1057/s41291-023-00234-5>.
- Jabagi, Naomi. 2025. "Do algorithms play fair? Analysing the perceived fairness of HR-decisions made by algorithms and their impacts on gig-workers". *International Journal of Human Resource Management*. <https://doi.org/10.1080/09585192.2024.2441448>.
- Kim, Seonghyeon. 2025. "A comparative analysis of job satisfaction prediction models using machine learning: a mixed-method approach". *Data Technologies and Applications*. <https://doi.org/10.1108/DTA-10-2023-0697>.
- Langer, Markus, Cornelius J. Koenig, 와/과 Verena Busch. 2021. "Changing the means of managerial work: effects of automated decision support systems on personnel selection tasks". *Journal of Business and Psychology* 36 (5): 751–69. <https://doi.org/10.1007/s10869-020-09711-6>.
- Roedenbeck, Marc, 와/과 Petra Poljsak-Rosinski. 2023. "Artificial neural network in soft HR performance management: New insights from a large organizational dataset". *Evidence-Based HRM: A Global Forum for Empirical Scholarship* 11 (3): 519–37. <https://doi.org/10.1108/EBHRM-07-2022-0171>.
- Schulz, Christian, David Bendig, Alexander Braunche, 와/과 Bastian Kindermann. 2026. "Curse or blessing: Investigating the influence of firms' artificial intelligence adoption on employee job satisfaction". *Journal of Management Studies* 63 (2): 561–95. <https://doi.org/10.1111/joms.70004>.
- Seo, Jihye. 2026. "Using machine learning in HRD research: Applications to advance AI-driven organizational analytics". *Human Resource Development International*. <https://doi.org/10.1080/13678868.2025.2541367>.
- Sobrie, Olivier. 2024. "Explainable real-time predictive analytics on employee workload in digital railway control rooms". *European Journal of Operational Research* 312 (3). <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.09.016>.
- Somers, Mark J., Dee Birnbaum, 와/과 Jean Casal. 2021. "Supervisor support, control over work methods and employee well-being: New insights into nonlinearity from artificial neural networks". *International Journal of Human Resource Management* 32 (7): 1620–42. <https://doi.org/10.1080/09585192.2018.1540442>.
- Xiao, Qian, Jinpei Yan, 와/과 Greg J. Bamber. 2025. "How does AI-enabled HR analytics influence employee resilience: job crafting as a mediator and HRM system strength as a moderator". *Personnel Review* 54 (3): 824–43. <https://doi.org/10.1108/PR-03-2023-0198>.
- Yang, Xiao. 2025. "Enhancing employee satisfaction and retention via multimodal deep learning in dynamic human resources decision-making". *Journal of Organizational and End User Computing* 37 (1). <https://doi.org/10.4018/JOEUC.389080>.
- Zheng, Jie, Jie Zhen Zhang, Muhammad Mustafa Kamal, Xiaobei Liang, 와/과 Essam A. Alzeiby. 2025. "Unpacking human-AI interaction: Exploring unintended consequences on employee well-being in entrepreneurial firms through an in-depth analysis". *Journal of Business Research* 196: 15. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2025.115406>.