

# RandomForest 파라미터 변경 시 성능 변화

효율적인 모델 튜닝을 위한 파라미터 영향 분석



**n\_estimators**  
트리 개수



**max\_depth**  
트리 깊이



**min\_samples\_split**  
노드 분할 최소 샘플



**min\_samples\_leaf**  
리프 최소 샘플

# n\_estimators (트리 개수)

## ▶️ 역할

랜덤포레스트가 사용하는 결정 트리의 개수

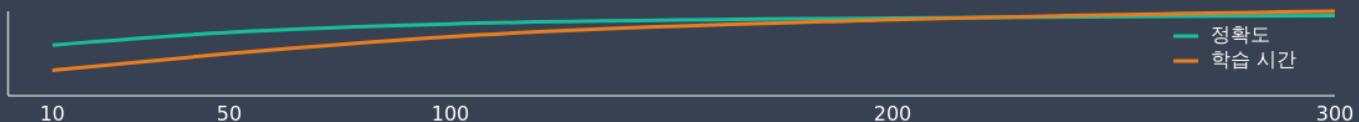
### ↑ 값 증가 (예: 100 → 300)

- ✓ 정확도 ↑
- ✓ 예측 안정성 ↑
- ✓ 학습 시간 증가

### ↓ 값 감소 (예: 300 → 50)

- ✓ 학습 빠름
- ✓ 정확도 ↓ 가능
- ✓ 모델 변동성 ↑

n\_estimators 변경 시 모델 성능 변화 추세



# max\_depth (트리 깊이)

## ▶ 역할

트리가 끝까지 자랄 수 있는 최대 깊이

### ↑ 값 증가 (6 → 15)

- ✓ 모델 복잡도 ↑
- ✓ 훈련 정확도 ↑
- ⚠ 과적합 위험 증가

### ↓ 값 감소 (6 → 3)

- ✓ 모델 단순화
- ⚠ 학습 부족(언더피팅) 가능
- ✓ 훈련 정확도 ↓

max\_depth 변경 시 모델 복잡도 및 과적합 위험



# min\_samples\_split



역할

하나의 노드를 분할하기 위한 최소 샘플 수

## ↑ 값 증가 ( $2 \rightarrow 5 \rightarrow 10$ )

- ✓ 노드가 잘 안 나눔
- ✓ 모델 단순화
- ✓ 과적합 방지

## ↓ 값 감소 ( $5 \rightarrow 2$ )

- ✓ 더 세밀하게 나눔
- ✓ 모델 복잡도 ↑
- ✓ 과적합 위험 ↑

min\_samples\_split 변경 시 트리 분할 영향

# min\_samples\_leaf

## 👉 역할

리프(leaf)에 최소 몇 개의 샘플이 있어야 하는지

### ↑ 값 증가 (**1 → 5 → 10**)

- ✓ 작은 샘플로 판단 ✗
- ✓ 과적합 ↓
- ✓ 너무 크면 성능 ↓ 가능

### ↓ 값 감소 (**5 → 1**)

- ✓ 리프를 더 세밀하게 만듦
- ✓ 복잡도 ↑
- ✓ 과적합 ↑

min\_samples\_leaf 변경 시 모델 성능 변화 추세



1 적은 샘플



5 중간 샘플 →

10 많은 샘플

# random\_state

## ⚙️ 역할

모델의 랜덤 요소를 고정

## ⌚ 결과 재현성을 위한 설정

동일한 데이터와 파라미터로 항상 동일한 결과를 보장

## ↳ 성능에 직접 영향 없음

모델의 예측력에는 영향을 주지 않음

## random\_state 재현성 예시

random\_state = 42      random\_state = 123

4    2    7    9    1    5

✓ 동일한 random\_state로 실행 시 항상 동일한 결과

✗ 다른 random\_state로 실행 시 결과가 다름

# 튜닝 요약 표

RandomForest 파라미터 변경 시 성능과 속도, 과적합/언더피팅 영향을 정리한 표입니다.

파라미터	값을 키우면	값을 줄이면
<code>n_estimators</code>	↑ 성능↑, ⚡ 속도↓	↓ 성능↓, ⚡ 속도↑
<code>max_depth</code>	↑ 과적합↑	↓ 언더피팅↑
<code>min_samples_split</code>	↓ 과적합↓	↑ 과적합↑
<code>min_samples_leaf</code>	↓ 과적합↓	↑ 과적합↑
<code>random_state</code>	▬ 동일 결과 유지	▬ 동일 결과 유지

↑ 증가    ↓ 감소    ▬ 변화 없음

# 상황별 튜닝 전략

모델 성능이 의도한 대로 나오지 않을 경우, 적절한 파라미터 조정을 통해 개선할 수 있습니다



## 모델이 과적합일 때



### **max\_depth ↓**

트리 깊이 제한을 낮춰 모델 복잡도 감소



### **min\_samples\_leaf ↑**

리프에 필요한 최소 샘플 수 증가



### **min\_samples\_split ↑**

노드 분할에 필요한 최소 샘플 수 증가



## 모델이 언더피팅일 때



### **max\_depth ↑**

트리 깊이를 늘려 모델 복잡도 증가



### **n\_estimators ↑**

트리 개수를 늘려 모델 안정성 향상



### **min\_samples\_leaf ↓**

리프에 필요한 최소 샘플 수 감소



**팁:** 과적합과 언더피팅을 구분하는 가장 좋은 방법은 검증 세트 성능을 모니터링하며, 학습 곡선(learning curve)을 분석하는 것입니다.