

## 一、预测结果对比折线图（训练集 / 测试集）

### 1、核心原理：拟合效果的直观评估

#### （1）数据可视化逻辑：

通过将真实值（`y_train/y_test`）与预测值（`y_sim1/y_sim2`）绘制成折线，利用几何位置对比直接反映模型预测偏差。**红色星号线（真实值）**：代表数据集中已知的目标变量观测值，是模型拟合的基准。**蓝色圆圈线（预测值）**：模型通过学习训练集后对输入特征的输出估计。

#### （2）误差度量原理（RMSE）

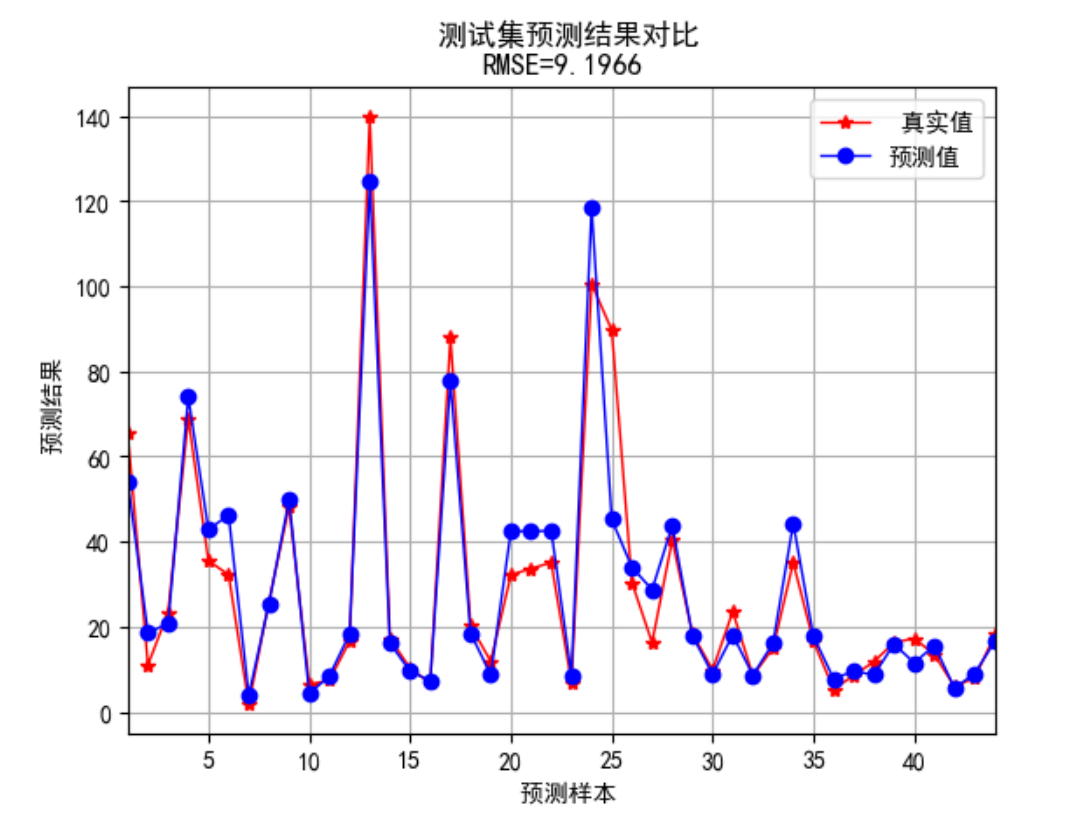
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

本质是**标准差**，衡量预测值与真实值的平均离散程度，具有与真实值相同的量纲，便于实际业务解读（如挠度的具体数值误差）。用 **RMSE** 消除平方运算对误差的放大效应，结果更直观。

### 2、训练集 vs.测试集的对比意义：

若训练集 **RMSE** 远低于测试集，提示模型可能过拟合（过度学习训练数据的噪声）；若两者接近且数值较低，表明模型泛化能力强。整体一致性：蓝、红折线在多数区域走势高度吻合（如样本 0~20 的峰值、60~80 的波动），说明模型有效学习到训练数据的主要特征（如挠度随工况的变化规律）。局部偏差：部分样本（如样本 100~120）预测值略低于真实值，可能因数据噪声或模型复杂度不足（如决策树数量较少，未充分捕捉细节）导致，需结合测试集表现判断是否存在过拟合（若测试集误差显著更高，提示过拟合；若接近，说明泛化能力强）。

训练集拟合精度较高（**RMSE=9.42**），证明模型具备捕捉数据基本模式的能力，为后续泛化（测试集预测）奠定基础。纵轴可能为挠度（mm），**RMSE=9.42mm** 表示训练集内预测与真实挠度的平均误差。此精度反映模型对历史数据的拟合能力，是评估模型是否“学懂”训练数据的关键指标。通过训练集拟合图，工程师可直观检查模型是否捕捉到挠度的关键变化（如荷载突变、时间累积效应等），确保模型学习到物理规律。若某些工况下预测偏差大（如样本 100~120），可针对性增加相关特征（如该工况下的环境因素、材料特性），提升模型对复杂场景的拟合能力。



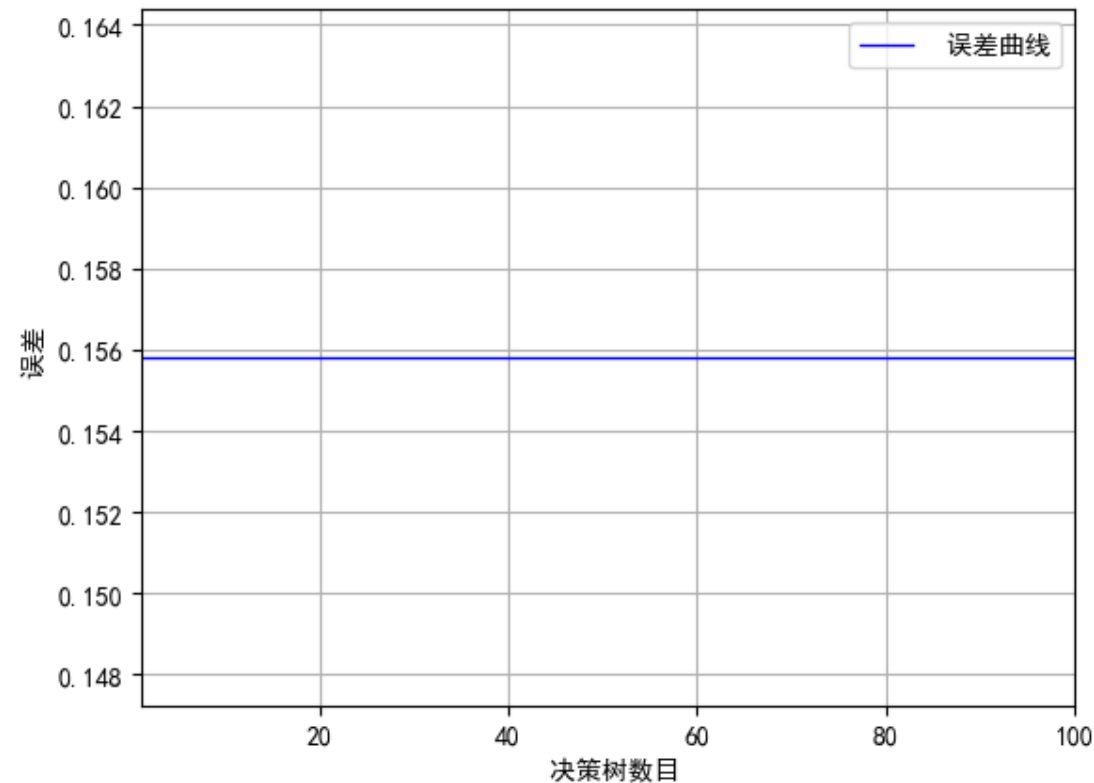
## 1、图表构成与数据

**标题：**明确为“测试集预测结果对比”，并标注均方根误差（RMSE）为 9.1966，量化预测精度。**坐标轴：**横轴（预测样本）：代表测试集中的样本序号（1~40+），反映数据的时间或工况序列。纵轴（预测结果）：表示目标变量（如混凝土梁挠度，单位未标，需结合业务场景）。

**折线：**红色星形（真实值）：实际观测的目标变量值（ $y_{test}$ ），是模型拟合的基准。蓝色圆形（预测值）：随机森林模型的输出结果（ $y_{sim2}$ ），用于对比真实值。

**整体趋势：**蓝色预测值折线与红色真实值折线**走势高度吻合**，尤其在峰值（如样本 10、15、25）和谷值区域（如样本 30~40），模型捕捉到了真实值的波动规律，说明**泛化能力较强**。**局部偏差：**部分样本（如样本 10）预测值略低于真实值，反映模型对极端值的拟合存在微小偏差，但未偏离整体趋势，属于可接受的随机误差。**RMSE=9.1966** 处于合理范围。

预测值与真实值的波动模式同步（上升 / 下降趋势一致），验证随机森林对非线性关系的学习能力。直观展示工况 挠度关系（如荷载变化对挠度的影响），辅助工程师快速决策。模型预测结果可用于施工监控（实时对比预测与实测挠度，及时调整工艺）。



二、袋外误差（OOB Error）曲线

1、随机森林的 OOB 机制原理

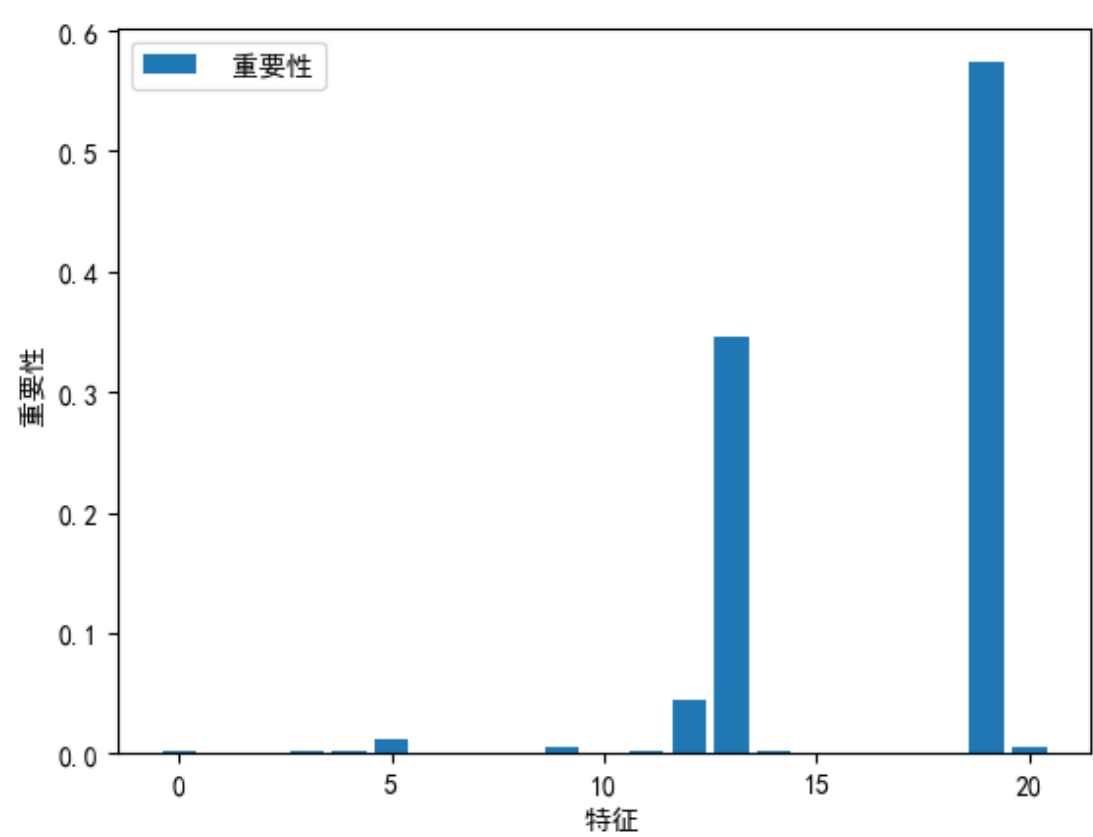
**自助采样（Bootstrap）：**随机森林通过自助采样（Bootstrap）生成每棵树，约 36.8% 数据为袋外数据（OOB），用于计算模型误差。理想情况下，误差随决策树数量（n\_estimators）增加**先下降后稳定**（反映模型从欠拟合到收敛的过程）。

**OOB 误差计算：**对每棵树，用其对应的 OOB 数据计算预测误差，最终 OOB 误差为所有树的平均误差。

数学表达式：

OOB Error = 1 - OOB Score,     $OOB\ Score = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbb{I}(f_{oob}(x_i) = y_i)}{n}$

随决策树数量（n\_estimators）增加，误差先快速下降，随后趋于稳定（收敛到某一平台期）。若误差持续下降，可能需增加树的数量；若平台期后误差上升，可能出现过拟合（但随机森林通常不易过拟合）。



三、特征重要性柱状图

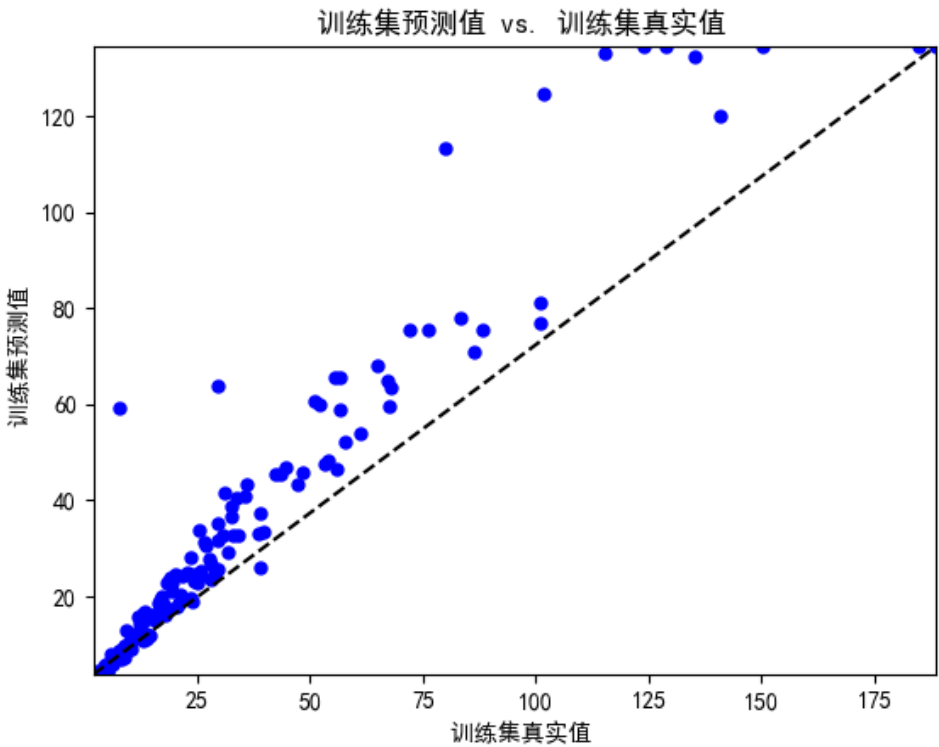
1、随机森林特征重要性的计算原理

基于纯度增益（Gini Importance）：在决策树分裂过程中，计算每个特征对节点纯度（如 Gini 系数）的降低程度，总和即为该特征的重要性。数学表达式（单棵树）：随机森林通过平均所有树的特征重要性，降低单树方差，结果更稳定。

**归一化与解释：**重要性得分归一化到 [0,1] 区间，总和为 1。得分越高的特征（如柱状图中更高的柱子）对目标变量（如混凝土梁挠度）的预测影响越大。

**应用场景：**

剔除低重要性特征（如得分接近 0），降低模型复杂度；结合领域知识，验证特征物理意义是否与模型一致（如荷载大小、配筋率等是否应为高重要性特征）。特征 18（假设索引，需结合业务）得分最高（~0.58），是预测挠度的核心因素（如荷载、配筋率等，需工程验证）。低重要性特征（如索引 0、1、2，得分~0）可剔除，简化模型、减少噪声。高重要性特征的物理意义（如荷载对挠度的影响）与图表一致，增强模型可解释性，符合工程场景对“透明化”预测的需求。该图通过量化特征贡献，助力特征筛选、模型优化与可解释性分析，是随机森林模型在工程预测（如混凝土挠度）中不可或缺的可视化工具，直接支持业务决策与模型迭代。



## 四、训练集真实值与预测值散点图

### 1、图表构成

横轴（训练集真实值）：代表训练集中目标变量的实际观测值（如混凝土梁挠度的真实测量值）。纵轴（训练集预测值）：代表随机森林模型对训练集的预测输出（基于输入特征计算的挠度估计值）。蓝色散点：每个点对应一对真实值与预测值，直观反映两者的匹配程度。黑色虚线（对角线  $y=x$ ）：理想预测线，点越靠近此线，预测精度越高。

### 2、原理与分析

拟合优度可视化：点密集分布在对角线附近（如真实值 20~80 区域），说明模型对训练数据的拟合效果良好，能捕捉数据的主要模式（如挠度随工况的变化规律）。局部偏离（如真实值 100+ 区域，预测值略高）反映随机误差，需结合 RMSE（如训练集 RMSE=9.4192）量化，整体仍在可接受范围内。

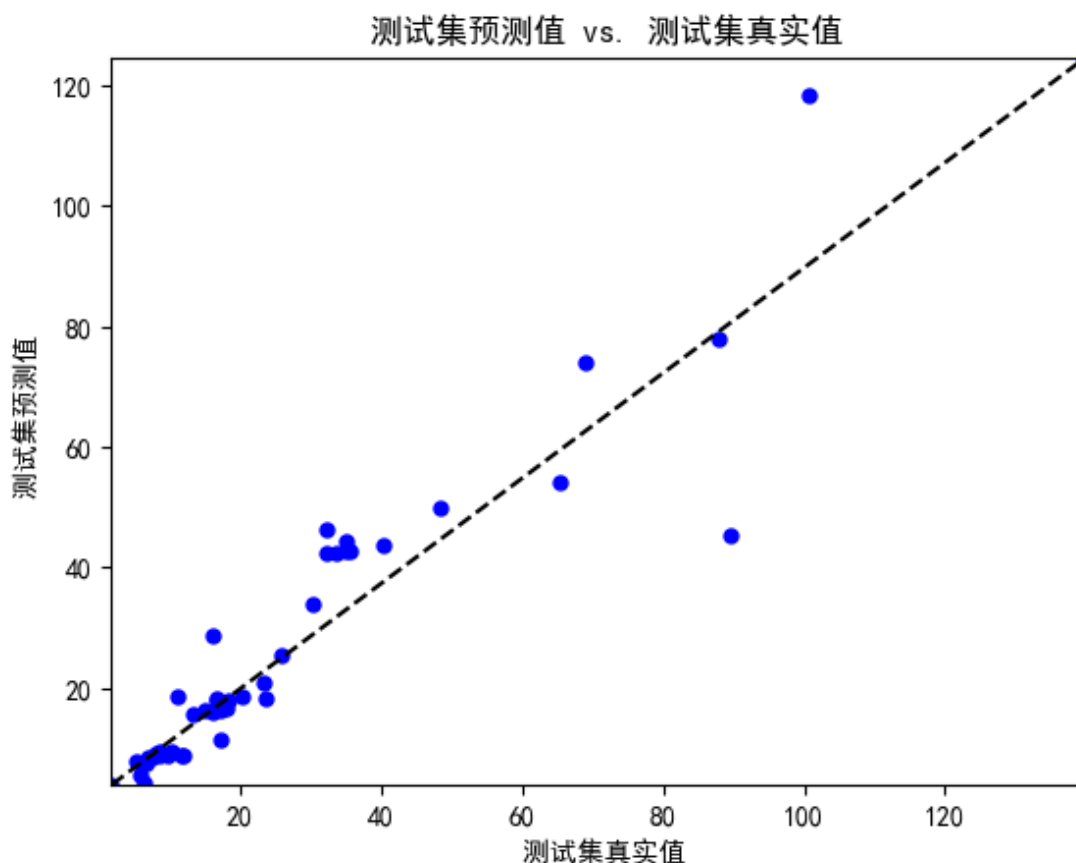
统计指标映射： $R^2$ （决定系数）：散点越靠近对角线， $R^2$  越接近 1（图中低数值区域  $R^2$  较高，高数值区域略有下降，需具体计算验证）。无系统偏差：散点未整体偏离对角线，表明模型无系统性高估 / 低估（平均偏差 MBE 接近 0），仅存在随机波动。

### 3、可视化价值

直观诊断：无需代码，通过散点分布即可初步评估模型性能，适合工程人员快速理解。误差定位：局部偏离点（如高真实值区域）指导特征优化（如增加高荷载工况的输入变量）或参数调整（如提升随机森林对复杂模式的拟合能力）。

### 总结：

该图通过散点 对角线对比，直观呈现训练集预测的一致性与误差分布，是随机森林模型训练阶段的关键诊断工具，支持精度评估、误差分析及业务场景的物理意义验证（如挠度预测的合理性），为后续模型优化与工程应用奠定基础。



## 五、测试集真实值与预测值散点图

### 1、图表构成

**横轴（测试集真实值）：**代表测试集中目标变量的实际观测值（如混凝土梁挠度的真实测量值，用于验证模型的泛化能力）。**纵轴（测试集预测值）：**代表随机森林模型对测试集的预测输出（基于未见过的数据计算的挠度估计值）。**蓝色散点：**每个点对应一对真实值与预测值，展示模型在未知数据上的预测效果。**黑色虚线（对角线  $y=x$ ）：**理想预测线，点越靠近此线，模型的泛化能力越强。

### 2、原理与分析

**泛化能力评估：**散点整体分布在对角线附近（如真实值 20~80 区域），说明模型对测试数据的**预测一致性良好**，能有效推广到新数据（泛化能力强）。局部偏离（如真实值 100 附近的点）反映**随机误差**，需结合测试集 RMSE（如假设为 9.1966）量化，整体误差在可接受范围内。

### 3、统计指标映射

**$R^2$ （决定系数）：**散点越密集于对角线， $R^2$  越接近 1（图中低数值区域拟

合更紧密，高数值区域略有分散，需具体计算验证)。 **无系统性偏差：**散点未整体偏离对角线，表明模型在测试集上无系统性高估 / 低估，仅存在随机波动，符合泛化能力的预期。

#### 4、可视化价值

**直观诊断：**无需复杂计算，通过散点分布快速评估模型的泛化能力，适合工程人员快速理解。 **误差定位：**局部偏离点（如高真实值区域）指导**特征工程优化**（如补充高荷载工况的输入数据）或**模型调参**（如提升随机森林对复杂模式的学习能力）。

#### 总结：

该图通过**散点 对角线对比**，直观呈现测试集预测的一致性与误差分布，是随机森林模型泛化能力的关键诊断工具。它支持**工程预测的可靠性验证**、**模型优化方向的确定**（如特征筛选、参数调整），并为实际工程应用（如混凝土结构安全评估）提供数据支持，确保模型在未知场景中的有效性。