训练模型：

上述训练流程基于ARIMA模型的时间序列预测模型具有一些优点和缺点，以下是它们的评价：

\*\*优点\*\*：

1. \*\*自动化模型选择\*\*：流程中使用自动ARIMA模型选择方法，无需手动指定模型的超参数，这可以节省时间和减少用户的主观干扰，并且增强了代码的可读性和可维护性。

2. \*\*超参数搜索\*\*：通过循环尝试不同的差分值（d值），流程可以寻找每个时间序列数据的最佳配置，以提高模型的性能。

3. \*\*多周期训练\*\*：引入了多个训练周期（epochs），这可以有助于找到稳健的模型，减少过拟合的风险，提高模型的泛化能力。

4. \*\*结果存储\*\*：流程通过字典（`models\_dict` 和 `rmse\_dict`）存储了每个时间序列的最佳模型和RMSE值，使结果易于后续访问和分析预测。

\*\*缺点\*\*：

1. \*\*计算复杂度高\*\*：对于每个时间序列数据，流程执行了多次训练和验证，尤其是在尝试不同的d值时，计算成本可能很高，尤其是对于大型数据集。本次训练大约消耗三小时，使用CPU型号为Intel(R) Core(TM) i7-10870H CPU @ 2.20GHz。

2. \*\*超参数搜索空间\*\*：虽然尝试不同的d值是一种有效的方法，但超参数搜索空间可能很大，导致计算时间较长，并且需要足够的计算资源。

3. \*\*依赖性\*\*：流程依赖于外部库（如`pmdarima`）来执行自动ARIMA模型选择，如果库的性能或算法发生变化，可能会影响模型的质量。

4. \*\*解释性差\*\*：ARIMA模型虽然在时间序列预测中表现良好，但对于一些复杂的时间序列模式，其解释性可能较差。

总的来说，这个流程适合于分析信息维度较为复杂的情况， 例如超市多品类的时间序列分析，特别是在需要自动选择ARIMA模型超参数的情况下。但是，需要平衡计算成本和计算资源的代价，并监测模型性能。