

在线预测与传统的机器学习方法不同，传统的机器学习方法是离线的，通过批量的样本输入来训练模型，模型更新周期较长，实时效果反馈效果差，在小规模数据集时会有一定效果，但是，当大量数据输入模型时会无法实时响应和反馈模型。

首先，将预处理好的销售数据进行特征的提取，并初始化模型参数的权重ω，根据滑动窗口算法选取训练样本实例，使训练样本持续到来，从而减少过多样本带来的阻塞。第二步，使用实时训练的模型预测出当前结果，做出相应的决策。第三步，将预测值和实测值进行比较，依据损失函数得出误差(loss)。第四步，利用损失函数的梯度更新当前的决策，反向传播更新模型的权重，直到损失值很小或者不再下降，当损失函数是连续凸函数时，在线梯度下降可以达到最优的遗憾上界。

|  |
| --- |
| **算法**：在线预测 |
| **Input**：权重ω，变量xi∈D预处理的数据集 |
| **Output**：实时预测结果 |
| **Begin：**  **Repeat**：：  **For** *x∈D={x1,x2,x3…,xn} do*  提取x特征值  **End for**  滑动窗口算法选取输入变量  CNN-LSTM-Model = model.fit(x) //数据输入到CNN-LSTM模型训练  predicted = CNN-LSTM-Model.predict(y) //预测结果  Loss = loss(predicted，true) //计算损失函数  ω = ω + F(Loss) //在线预测更新参数  调节模型  **Until**：loss损失值很小或者不再下降  **End function** |