我们最初做了一个非常简单的回归模型：

Daily\_Return = β0 + β1 \* Layoff\_Event + β2 \* # Laid Off + β3 \* $ Raised + ε

表格

描述已自动生成

从图中可以看出，这个模型是不能用的，因为它毫无解释力（R-squared = 0.000）

第二阶段：

经过简单的思考后我们认为，应该做一些必要的改变：（1）把因变量从Daily\_Return变为Cumulative\_Return（三个月内的收益）；（2）删除 “# Laid Off”；（3）裁员人数参考价值有限，因为公司之间规模不一，所以我们改用”Layoff\_Percentage”。  
 第二阶段模型一号：  
Cumulative\_Return=β0​+β1​⋅Event\_Window+β2​⋅Layoff\_Percentage+ϵ

这次回归的结果如下：  
表格

描述已自动生成

然后我们意识到时间的变化本身对于股价的影响也是存在的，所以我们加入了一个新的变量：”Quarter\_Continuous”，这个变量的表示裁员发生的季度，同时它是一个连续变量，可以用来直接处理。

第二阶段模型二：

Cumulative\_Return\_3M=β0​+β1​⋅Event\_Window+β2​⋅Layoff\_Percentage+β3​⋅Quarter\_Continuous+ϵ

回归的结果如下图：

表格

描述已自动生成

第三阶段：  
在tiago老师的帮助下，我们意识到了一直以来r-squared值不高的原因。我们的股价数据在不同的时间具有自相关性，这在很大程度上影响了我们最后结果的准确性。于是我们在指导下加入了滞后变量（lag variable）。  
第三阶段模型一：  
Cumulative\_Return\_3M=β0​+β1​⋅Event\_Window+β2​⋅Cumulative\_Return\_3M\_Lag1+β3​⋅Layoff\_Percentage+β4​⋅Quarter\_Continuous+ϵ

引入滞后变量 Cumulative\_Return\_3M\_Lag1 后，模型不仅能捕捉到累积收益率的历史动态，还显著提高了模型的解释力。

结果如下图：

表格

描述已自动生成

我们很高兴看到模型的解释力有了显著的提高，但为了找到更合适的模型，我们又针对第二阶段第一个模型加入了滞后变量。

第三阶段模型二：

Cumulative\_Return=β0​+β1​⋅Event\_Window+β2​⋅Cumulative\_Return\_Lag1+β3​⋅Layoff\_Percentage+ϵ

结果如下图：

表格

描述已自动生成

总结：  
根据我们第三阶段的两个回归结果我们可以得出如下两大结论：  
（1）“Layoff\_Percentage”（裁员比例）对于”Cumulative\_Return”（三个月内收益）的影响是相对正向的，虽然影响系数不高，但是在两个模型中都是positive的，而且statistically significant。

（2）根据第三阶段模型一我们也能看出，随着季度的增加（时间的推移），股价也在慢慢回落。