

一、文献信息

- 1、作者：Ashish Kapoor
- 2、论文题目：Helping Reduce Environmental Impact of Aviation with Machine Learning
- 3、发表途径：NeurIPS 2019 Workshop Tackling Climate Change with Machine Learning
- 4、发表时间：2019 年 11 月

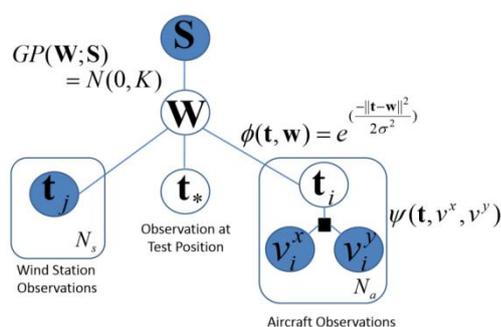
二、问题意义

商业航空对气候变化有着举足轻重的影响，这是由于二氧化碳、一氧化碳、碳氢化合物、氮氧化物、硫氧化物、铅等有害微粒和气体的排放导致的。根据一些估计，一次跨大西洋往返航班发射的二氧化碳足够融化 30 平方英尺的北极海冰。因此，必须认真考虑限制商业航空对环境的不利影响。作者探索并提出通过机器学习（ML）的方法来优化给定起始地和目的地的飞行时间。最关键的是飞机可以通过选择具有有利风向的航线来显著缩短飞行时间。因此，作者的建议主要有两个方面：使用机器学习（1）改进对高空风向的预测；（2）得出到达目的地的最佳时间的飞行策略。

三、思路方法

首先作者对风向预测进行了研究，核心思想是使用来自高空大量飞机的公开可用信息来改善风向预报。作者通过考虑飞机在地面上的飞行速度（地面速度）来改进预测。他们使用机器学习的高斯过程来改进预测，因为它们提供了一个更有效的更新过程，可以基于在其他位置的观测来调节对一个位置的现象的预测。

下图体现的就是作者提出的模型的核心：



该模型中用阴影节点表示可以观测到的变量，有站点 S ，风力发电站观测的影响真实风 W 的噪声风 t_j 以及飞机相对地面的速度 v 。而图中两个盒子表示多个观测对象的集合，即考虑到多个发电站和多架飞机的影响。高斯过程使得作者能够对相邻站点的相似风进行编码，

同时加入飞行中的飞机的信息。真实风与噪声风的概率关系可以用 $\phi(t, w) = e^{\left(\frac{-\|t-w\|^2}{2\sigma^2}\right)}$ 来描述。

值得注意的是，获取到的飞机上的信息只有飞机相对地面的速度，而要得到衡量噪声风的变量 t ，要用到 $\Psi(t, v^x, v^y) = e^{-\beta(\|v-t\|-\|a\|)^2}$ 这一函数。总体来说，该模型综合了站点位置，飞机速度，真实风，观测到的噪声风这几个因素，来对风的行为进行预测，这相当于对 NOAA 的预测进行了细化。

接下来作者就利用上述模型提出了一种飞行航线策略并对飞行时间进行了优化。他们提出了一种基于收集到的潜在信息的路径规划器。该模型配备有提前预备的路线库，模型的每一次迭代运算选择其中的一条路线进行分析，收集飞行过程中对风的观测结果来更新基于机器学习的高斯过程。对于每一个路线都有一个反馈函数 f ，它取决于前面提到的真实风 W 。 f 用来衡量飞机飞向目的地的速度。理想中的目标就是飞机选择一系列轨迹，使其能够最大限度地获得累积的 f 值。因为飞机没有关于风的确切信息，所以不容易预先计划一系列的决策，因此，飞机需要在飞行时同时收集新的关于风的信息，以便将来进行计划。

作者提出的 UCB 重规划理论跟另一篇论文中提出的 GP-UCB 理论是相似的，他们为每个轨迹都确定了一个反馈函数的置信区间，这一区间是通过从 GP 中提取到的不确定风 W 的置信区间来计算每个轨迹的反馈函数方差来确定的。他们每次都会选择拥有最高反馈函数置信区间上置信度的轨迹来飞行，然后新的接收到的测量值被用来改进对风的预测，这个过程会一直重复直到飞机到达目的地。

思考：我理解到的作者选择路径的思路类似于通信网路由选择的思路，一个路由由多段链路组成，每选择好一段链路，都要在这段链路上飞行的时间内收集信息，通过算法计算出下一段最优链路，不断重复此过程最终确定整个路径。

之后作者便通过实验检验了模型对风的预测和路径规划的提升。首先是在对风的预测方面，作者通过收集到的大量飞机的飞行数据对 NOAA 预测与 GP 预测两种方法进行了检验，证明了通过 GP 回归对风的预测结果误差更小；对于路径选择算法的检验，作者是在两条路线（一长一短）上，都模拟了一架飞机通过 UCB 算法和 Mean 算法（使用平均预测选择最佳轨迹）选择路径的情况，最终也是发现 UCB 算法得到的路径具有明显的优势。

四、实验结论

作者首先建议改进对高空风的预测，利用已经在空中的飞机网络的数据，使大多数最新信息可用于更新飞行计划。其次，他们研究了可以动态决定最有效航线的航班路由策略。由于现有的飞行规划师可以简单地提出针对改进后的预测结果的新的航班路由，因此改进风场预测的建议有更好的实施机会。第二种动态决定最有效航线的航班路由策略在实施前要对对条例和政策进行重大修改，因此实现起来相对困难。

五、感悟与体会

从去年大创项目开始我就开始接触了机器学习这一概念，机器学习广泛应用于计算机视觉，自然语言处理，信息检索，推荐等领域，因为涉及面太广，现在并没有一个完整的定义什么是机器学习。我个人对机器的理解是：机器学习过程一般都是根据一堆样本，或者说在一个样本空间中建立一个模型、根据实际需要在学习过程中确定一组模型参数，使得该模型能够最优地描述样本空间，从而能够对新加入样本空间的样本进行合理的分析和正确的判断。

我认为机器学习过程跟数学建模过程是很相似的。首先要分析所要解决的问题并将其抽象成机器学习的问题，最终要解决的问题是分类问题还是回归问题？是聚类问题还是降维问题？最终要实现什么样的目标？能够容忍的误差是多少？这些都是要首先考虑到的。其次就是要整理样本数据，明确各个数据之间的关系，有多少特征值等信息。接下来就要考虑如何处理和选择数据并进行分析，这时就要用到一些机器学习的算法。然后就是选择合适的模型进行训练与调优，随后还需要模型诊断，进行特征融合、模型融合等进一步提高预测效果，相当于数学建模中的灵敏度分析和模型优化。

作为通信工程专业的学子我也在关注一些机器学习与通信领域相结合的研究成果，比如有的论文中就介绍了基于深度学习的 OFDM 接收机，在我看来机器学习和通信的结合还是有无限可能的，在流量分析，网络控制，安全隐私保护，异常检测，移动大数据挖掘等方面机器学习都有巨大的潜力发挥举足轻重的作用。