

通过机器学习的方式减少航空对环境的影响

前言

论文名称: Helping Reduce Environmental Impact of Aviation with Machine Learning

作者: Ashish Kapoor

Microsoft Corporation

1 Microsoft Way

Redmond, WA 98052

akapoor@microsoft.com

该论文介绍了一种通过机器学习的方式减少航空对环境的影响的方法。

下面将以我自己的理解从四个方面去解读,若有不足或者疏漏之处,还请老师指教,谢谢老师!

一、研究意义

民用航空飞机由于排放有害颗粒和气体,例如二氧化碳,一氧化碳,碳氢化合物,氮氧化物,硫氧化物,铅等,因而对我们的气候造成严重影响——商业航空是导致气候变化的最大因素之一。文献中提到,2017年,商用航空飞行产生了8.59亿吨的二氧化碳(约占人造碳排放量的2%)。因此,想要减少其对环境的影响,重要的是考虑能够限制航空飞机排放的方法。尽管国际航空出台碳抵消和减少计划(CORSIA),但它们大多是自愿性的,以市场为基础并且目标不大。

那么如何主动且有效地减少商用航机排放对环境的影响呢?论文中通过机器学习算法提供了可靠的思路。

二、研究方法

1、研究思路

①作者考虑的解决方案是通过减少商用航机飞行时间的方式来减少航空对环境的影响。

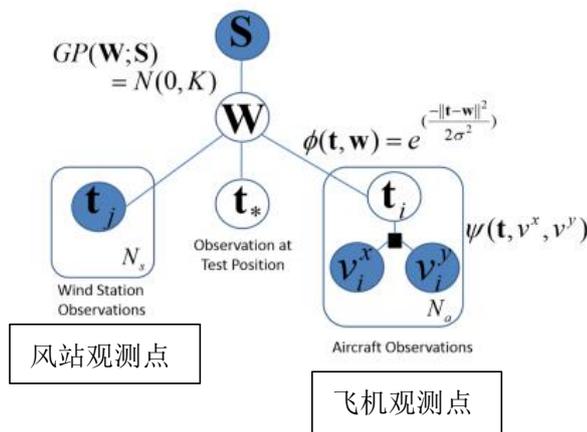
具体来说,首先考虑改善风向高空预报系统,以便让飞行计划人员可以使用更高效的信息来查找有效的航线。其次,设计一种旨在通过考虑风力预报中的不确定性的飞机路线选择方法,然后在勘探与开发之间进行最佳权衡,来找到到达目的地的最快路线。

②作者研究并提出ML算法,针对给定源和目的地的航机飞行时间进行优化。关键在于飞机可以通过选择风向有利的航线来大幅减少飞行时间。

③选择使用机器学习(1)改善高空预报风势系统;(2)得出对于到达目的地时间最合适的飞行策略。

2、具体过程

①风能预报的改善措施



左图展示高斯更新过程（GPs）：
 W 表示潜在风， S 表示观察到的风的集合；
 $V_i(x, y)$ 表示地面风速。
 高斯过程（GPs）提供了一种将观测到的相类似的风与飞机位置信息整合的编码方式；通过高斯似然模型定义潜在风 W 与噪声观测值 t 之间的关系。

除了从飞机上获取其地面速度 $V_i(x,y)$ 这一信息之外，还需获取其周围风的相关信息。作者将地面速度与飞机观测点的风通过势函数相关联，并提出将风的集合 S 、潜在风（但真实存在） W 、噪声观测值 t 以及飞机的地面速度 V_i 相关联的形式。

②利用风向预告来得到高效路径

如何针对飞机飞行过程中的轨迹进行规划？作者的解决方案是通过获取飞机飞行轨迹中的风向预告从而实时的确定高效路径。

A、首先，为飞机出行前配备预先计算的轨迹库 $\{\tau_1, \dots, \tau_K\}$ ，每次迭代过程中，算法都会选择一条飞行轨迹，同时实时收集对潜在风的观测，以更新 GP。

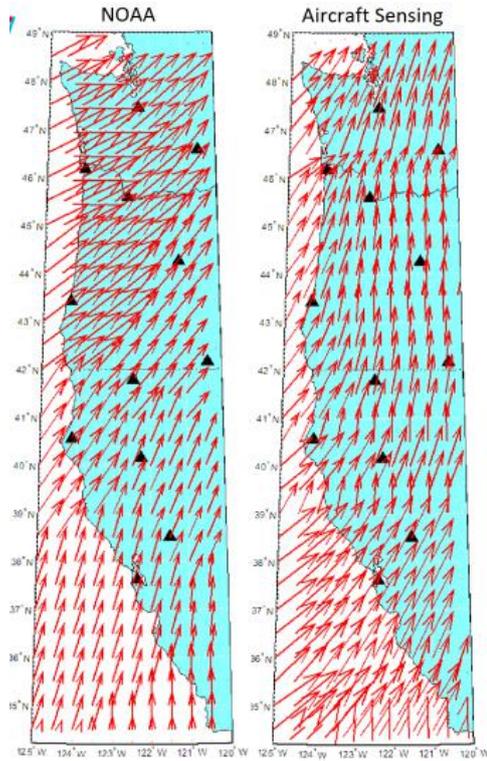
B、对应于每个轨迹 τ_i 有一个激励函数 f_i ，它取决于不确定的风 W 。激励函数反映飞机正迅速驶向目的地。飞机的理想目标是选择一系列轨迹，以使累积激励最大化。

C、飞机需要在飞行过程中根据风向调整轨迹，而面对其中很大的不确定性，作者设计了一种类似于材料[7]所提供的的 GP-UCB 算法，即在每一步都为每个轨迹保持了真实激励的置信区间——通过首先从 GP 提取不确定风 W 的置信区间，然后使用它们来计算每个轨迹的激励方差来实现。

D、最后，通过遍历具有最高可信用上限的轨迹，将新的测量值用于细化风速预测 W ，并重复该过程直到飞机到达目的地。

三、实验结果与结论

①、提升风向预测性能



将通过数据工具 Flight aware 得到的飞行记录（从 WA, OR 和 CA 州飞越的飞机的数据）中，作者研究了：

- 1) 使用 NOAA 预测的最邻近风的插值，结果显示与现有的飞行计划相似；
- 2) 通过 GP 回归（GPR）进行非线性插值。

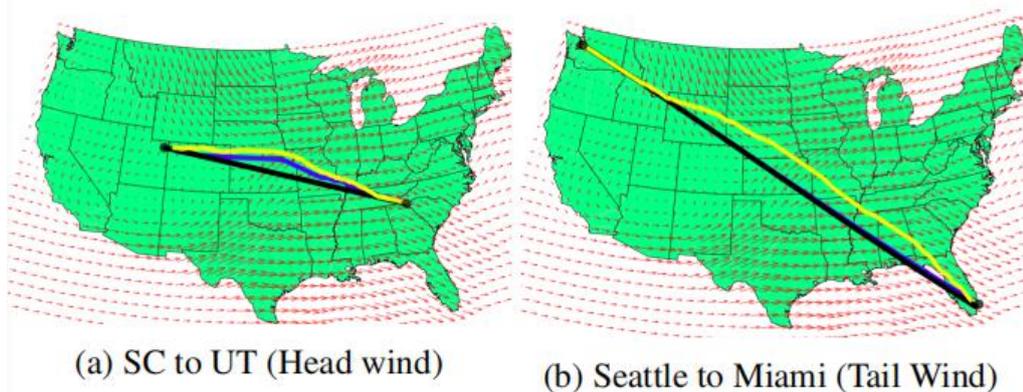
左图以图形方式显示了在 30K 英尺处的风向预测，同时可以观察到作者提出的预测方法得到的结果与 NOAA 存在差异。

	RMS Error
NOAA	51.53
GPR	50.93
Aircraft Sensing	43.66

通过在有风预报的情况下，预测飞行飞机的真实地面速度来凭经验评估方法的正确性。

左表为三种比较均方根误差值，可见使用飞机数据的预测的均方根误差值更小。

②改进航行路径



上图显示路径 UCB（蓝色）、路径 Mean（黄色）和路径 Great Circle（黑色）从 SC 到 UT 的逆风路线（a），以及从 Seattle 到 Miami 的顺风路线（b）的轨迹。

由图（a）可以看出，当飞机逆风飞行时，UCB 和 Mean 通过在几乎垂直于风速的方向飞行来节省飞行时间，以便在强风时抵消风的影响。

但是，如图（b）可以看出，当顺风飞行时，UCB 几乎跟 Great Circle 的航行轨迹重合。通过将每天划分为 6 小时的时间段并为每个时间段模拟两条路径，我们在 11 天的时间里重复了该实验。我们报告平均旅行时间和 std。标准偏差

通过重复实验，作者记录了平均飞行时间的和值如下表所示：

	SC to UT	Seattle to Miami
UCB	21079.7±1109	31333.1±1269
Mean	21183.3±1263	31716.5±1016
GCR	33712.5±1852	48195.7±1952

根据左表数值的比较，表明 UCB（本论文提供的方法）的平均行驶时间更少。即可以降低飞行时间，从而减少对环境的影响。

四、理解体会

阅读该篇论文，我感受到了机器学习对未来影响的不可忽视性——作者提供的机器学习的算法预测风向，实时改变飞机飞行轨迹，从而选择高效的飞行路径，进而减少飞行时间，降低飞行气体排放，达到降低环境污染的目的。相信机器学习的发展可以触碰到更多领域，造福人类和自然。