

使用 LSTMS 研究干旱和洪水方面的气候变化

一、文献信息

作者: Frederik Kratzert, Daniel Klotz, Johannes Brandsttetter, Pieter-Jan Hoedt, Grey Nearing, Sepp Hochreiter

论文题目: *Using LSTMs for climate change assessment studies on droughts and floods*

发表途径: NeurIPS 2019, Vancouver, Canada

发表时间: 2019

二、问题意义

论文研究问题: 文章提出了一种基于 LSTM 的大规模建模方法, 该方法通过训练大型数据集来学习多种水文行为。

研究背景: 气候变化影响着全世界洪水和干旱的发生。但是, 很难预测各个流域的气候影响, 这主要是因为准确的水文预报需要根据过去的数据进行校准的模型。评估气候变化对水文系统影响的最常见策略是使用针对单个流域校准的模型, 该策略忽略了以下事实: 气候变化还会导致流域特征的变化, 这在气候变化和其他人为影响下是不现实的。当前, 主要挑战是: (i) 简化模型, (ii) 参数拟合不可靠, (iii) 大规模 (例如, 大陆或全球) 建模中的性能急剧下降, (iv) 不考虑设置中环境条件的改变。最近, Kratzert 提出了一种大尺度水文模拟方法, 其性能优于传统模型。它由一个长-短期记忆网络 (LSTM) 和一个修改的输入门组成, 根据数百个河流系统的气象时间序列数据进行训练, 其中静态集水区特征用于为特定站点调整模型。这种对真实水文过程的建模表明 LSTM 能够了解一些潜在的物理过程, 而不仅仅是简单的映射, 例如基于虚假的相关性。

意义: 在这项工作中, 我们提出了一种基于 LSTM 的大规模建模方法, 该方法通过训练大型数据集来学习多种水文行为。先前的工作表明, 即使基于 LSTM 的方法在样本外运行, 而后者在样本内运行时, 该模型也比当前的最新模型更准确。在这项工作中, 我们展示了该模型如何评估基础系统对美国大陆上各个流域的极端 (高和低) 流量的敏感性。

三、思路方法

文章使用实体感知长短期记忆网络 (EA-LSTM) 模型来研究在极端低流量和高流量时期, 美国的哪些流域对气候相关作用力的敏感性最大。

EA-LSTM 由一个经过调整的 LSTM 单元组成:

$$\begin{aligned}i &= \sigma(W_i x_s + b_i) \\f[t] &= \sigma(W_f x_d[t] + U_f h[t-1] + b_f) \\g[t] &= \tanh(W_g x_d[t] + U_g h[t-1] + b_g) \\o[t] &= \sigma(W_o x_d[t] + U_o h[t-1] + b_o) \\c[t] &= f[t] \odot c[t-1] + i \odot g[t] \\h[t] &= o[t] \odot \tanh(c[t]),\end{aligned}$$

这里 t 是时间范围 ($1 \leq t \leq T$), $i[t]$, $f[t]$ 和 $o[t]$ 分别是输入门、遗忘门和输出门, $g[t]$ 是单元输入, $h[t-1]$ 是重复输入, $c[t-1]$ 是上一时间步的单元状态, W , U 和 b 是网络的可学习参数。EA-

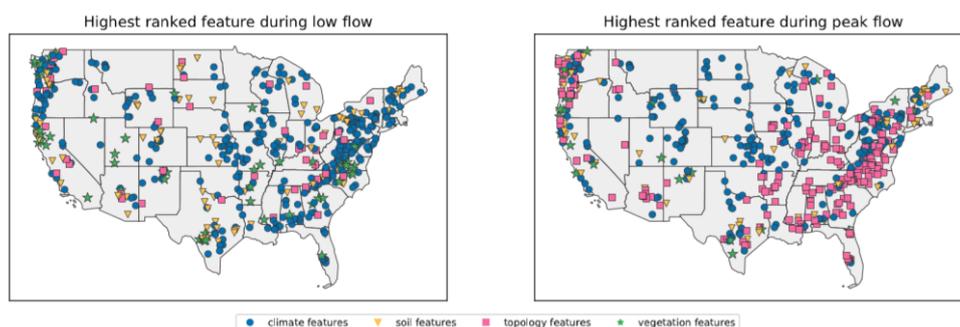
LSTM 使用静态输入特性 x_s (可观测集水区特性和气候指数) 来控制输入门。动态输入特征 x_d (气象时间序列数据) 与循环输入 h 一起用于 LSTM 单元的所有其他部分。此设置允许 LSTM 为不同的流域激活网络的不同部分, 也允许行为相似的流域共享网络的某些部分。

为了评估美国流域对气候相关风险的敏感性, 我们使用了 Kratzert 等人发布的预先训练模型。这些模型是根据自由获取的骆驼数据集 531 个盆地的数据进行训练的。这些模型使用包含五个气象特征 (降水、最低/最高温度、辐射、蒸汽压)、18 个静态集水区属性和 9 个静态气候指数的输入来预测每天的径流。

为了研究哪些集水区特征会影响干旱和洪水, 我们使用 Morris 方法测量了在低流量和高流量期间, 预测水流对不同输入特征的敏感性。低流量期和高流量期被定义为低于排放量的第 5 个百分位, 低于第 95 个百分位。具体地说, 我们计算了模拟水流 w. r. t. x_s 在模拟的每一天的梯度, 并分别平均了低流量和高流量期间每个静态输入特征 (集水区特征和气候指数) 的绝对梯度。每个流域的平均值分别被标准化为 $[0, 1]$, 以便根据其相对影响对特征进行排序。

四、实验结论

下图显示了最敏感特征组在左侧低流量和右侧高流量期间的空间分布。



从图中可以得到三点重要的结论。首先, 气候特征在低流量时更为明显, 而拓扑特征在高流量时更为明显。其次, 有明显的地理集群, 特别是在高洪水时期, 气候特征在大陆中部 (落基山脉、大平原、中部平原)、加利福尼亚南部和阿巴拉契亚山麓东部最为敏感。这在很大程度上是由于这些相对干燥的盆地干旱特征的强烈影响。具有最高等级土壤和植被特征的河流似乎分散在数据上。第三, 在整个非洲大陆, 可以看到模型敏感性的明显 (和现实) 差异。这表明, 该模型至少潜在地为当地水资源管理者评估个别流域的气候相关风险提供了有用的信息。

总之, 研究结果表明干旱 (或低潮期) 对气候变化更为敏感。

五、启发思考

通过阅读学习这篇论文, 我了解了 LSTM 解决现实生活中实际问题的一个具体案例, 深刻体会到了机器学习在生产生活中所发挥到的重要作用。同时, 掌握机器学习的算法需要扎实的数理基础, 才能将具体的问题抽象成模型和参数, 通过相应的算法实现对数据的处理和分析, 最后通过分析数据得到问题的解决方案和结论。作为通信专业的学生, 我深刻体会到应用层无论对于做研究还是找工作都是一个很好的选择方向, 同时机器学习的应用同样是非常有趣的, 我们马上要面临研究生升学和选择研究方向的问题, 机器学习这个研究领域一方面很热门, 另一方面研究内容也比较有意思不枯燥, 这对我们来说将会是研究生阶段一个很不错的选择方向。