大规模数据 Logistic 回归

李丰1



2014 年五月 22 日·腾讯

Rev: July 16, 2015

1 大数据下复杂模型面临挑战

② 基于 GPU 的分块 Logistic 回归模型

③ 扩展

背景

因为大数据:

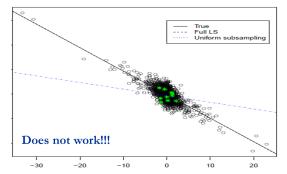
- 所以 Hadoop/Mapreduce, Spark,...
- 所以数据更复杂,要求复杂模型,但是复杂模型在大数据平台实现并不容易。
- 传统的统计学家/数据科学家:
 - 知道许多复杂模型
 - 但是只能在个人电脑(小于 32G 内存)上操作。

现有工具

- 一个中等偏上的计算机基本配置(约 1 万 RMB):32G 内存,独立显卡, 1-2T 硬盘。
- R/Python 等语言提供了主流统计模型的 in-memory 的基本实现,但是慢!
- 底层语言 C/C++ 有对数据读写的 memory-effcient 方法, 但是不适合直接拿来作复杂模型的统计计算。

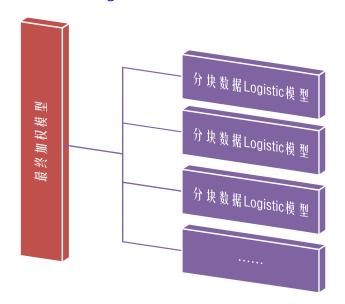
大数据下复杂模型面临挑战

- 复杂模型估计需要通过复杂迭代算法实现。
 - 迭代算法特有的依赖性使得模型估计很难被并行。
 - 全数据的迭代算法不可行。
- 各个击破策略:合理对数据分块然后分别估计,最后汇总。
 - 如何分块影响到模型估计的准确度,以线性回归为例 Ma et al. (2013)

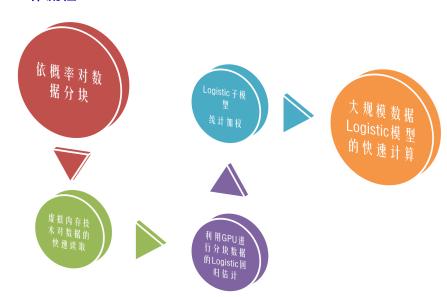


理论上讲分块方法并没有降低计算的复杂度。但是提高单个分块模型的计算性能变得可能。

各个击破: 以 Logistic 回归为例



工作流程



理论支撑

■ Logistic 回归模型

$$p(y_i) = \frac{\exp\{x_i'\beta\}}{1 + \exp\{x_i'\beta\}}$$

其中 $x_i = (x_{i1}, ..., x_{ip})'$, i = 1, ..., n。 利用极大似然估计可以得到 β 的估计值, $\widehat{\beta}$ 。

- 分块 Logistic 回归模型
 - 把 n 个样本分为 k 块,每块包含 m 个观测值。
 - 对于每一块数据作 Logistic 回归得到

$$\widehat{\beta}_l = \arg \max \sum_{i=1}^m \{ y_{li} x'_{li} \beta - \log(1 + \exp\{x'_i \beta\}) \}.$$

• 全部样本的 Logistic 回归模型的估计量 $\hat{\beta}$ 可以利用分块 Logistic 回归模型 $\hat{\beta}_l$ 加权得到

$$\widehat{\beta} = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^{k} \widehat{\beta}_{l}.$$

一些极限性质

当 $m \to \infty$, $n \to \infty$, 可以证明

• 相合性:

$$\widehat{\beta} \xrightarrow{p} \beta$$
.

• 渐近正态性:

$$\sqrt{\textit{n}}(\widehat{\beta} - \beta) \sim \textit{N}(0, \textit{I}(\beta))$$

其中

$$I(\beta) = \lim_{m \to \infty} \frac{1}{k} \sum_{l=1}^{k} \{ \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} var(s(\beta_l)) \}^{-1}.$$

工作测试环境

- 五个高性能计算节点
- 128G×5 内存, 物理硬盘
- 软件环境: Ubuntu Linux (64-bit), Intel Compiler, LAPACK, BLAS, Hadoop。
- 用户终端界面: R

Bottom necks & Speedups

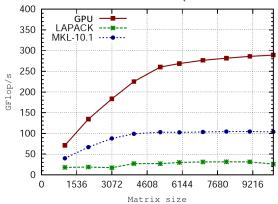
分块数据虽然可以读到内存中已经占用较多内存,很难继续进行数据计算。



 Memory-efficient R 内存管理 (C++ 实现 Transparent memory mapping, Kane (2010))

Bottom necks & Speedups

- 将 Logistic 回归分解, 80% 时间用来计算对数据矩阵 X/X 的 QR 分解。
- 利用 GPU 可以将 QR 分解提速 290 倍以上 (Tomov et al., 2010)。



扩展性

- 实现机制可以理解为单机版的 MapReduce, 但不仅仅是 MapReduce。
- 方法具有一般性,可以拓展到一般的统计分类模型。
- 方法可以方便的部署到并行计算集群,进行超大规模统计模型的快速计算。

参考文献

- Kane, M. J. (2010), "Scalable Strategies for Computing with Massive Sets of Data," Ph.D. thesis, Yale University.
- Ma, P., Mahoney, M. W., and Yu, B. (2013), "A Statistical Perspective on Algorithmic Leveraging," arXiv preprint arXiv:1306.5362.
- Tomov, S., Nath, R., Ltaief, H., and Dongarra, J. (2010), "Dense linear algebra solvers for multicore with GPU accelerators," in *Parallel & Distributed Processing, Workshops and Phd Forum (IPDPSW), 2010 IEEE International Symposium on*, IEEE, pp. 1–8.

谢谢!