# UnROOT.jl - 高能物理 (HEP) 数据分析

Jerry Ling (Harvard University/ATLAS Experiment)

Dec. 07, 2022

#### .root 文件概览

- .root 是 ROOT C++ 框架用来存放数据和 C++ Object 的一个文件格式。
- 由于可以存放的 Object 类型繁多,并且支持文件夹,所以比起文件更像是一个文件系统。
- 其中最为重要的是 TTree —对撞机探测器的绝大多数物理数据都以这个类型存在与 .root 文件中。TTree 可以抽象地理解为一个 table, (row 又被称为"event"):

### 处理 TTree 数据的挑战

眼尖的你可能已经注意到一些挑战,比如,我们的 table 无法被 numpy/pandas 处理—my\_ttree.lepPids 这一 column (ROOT 称之为 branch) 在 numpy 下不合法。对于这种 vector of vectors (内 vector 不定长度), 我们称之为"Jagged array"。

在很多情况下就算解决了这个问题 (见 awkward array), 通常内存容量也不足以容纳整个 table。 更重要的是很多数据分析的逻辑需要 event-level 的计算, 无法用"columnar style" 完成。 Python HEP 生态里充满了为了解决这些问题的 workaround, 让最终的代码难懂且难以维护。

在 ROOT 框架在 1995 年从 Fortran 切换到 C++ 后,大家分别在 Java, Go, 和 Python 里单独实现过 TTree 数据的处理,在我看来 Julia 比所有前者都更合适; UnROOT.jl 的目标是更快,但又对不精通 low-level 编程的物理学生更友好直接。

### Julia 加入

我们继续用 Jagged array 做例子,因为它易懂却又不简单;它在高能物理数据里也颇具代表性 —比如每个对撞 event 里产生的电子数量是不定的,有时候可能为 0,又有时候超过 10 个。(无 bad 到定长,过于浪费空间)

对 Julia 而言其实 Jagged array 根本不是问题:

```
julia> a = [rand(5:7, i) for i=1:3]
3-element Vector{Vector{Int64}}:
    [6]
    [5, 7]
    [7, 6, 6]
```

这个数据结构在 Julia 里甚至也没有特别慢 (这个在 Python 里约等于 10 万行代码, 见 awkward)。

但我们可以更进一步,并且需要结合 table 具体是如何储存的:

## 硬盘上和内存里的 Jagged Array

.root 实际采取的策略更接近于:

```
julia> a = [[6], [5,7], [7,6,6]]
julia> data = [6,5,7,7,6,6]; offset = [1,2,4,7];
julia> using ArrayOfArrays # by Oliver Schulz
julia> VectorOfVectors(data, offset)
3-element VectorOfVectors{Int64, Vector{Int64}, Vector{Int64}, Vector{Tuple{}}}
[6]
[5, 7]
[7, 6, 6]
```

Julia 的 composability 在于, DataFrames.jl / TypedTables.jl 并不在意每个 column 具体 是什么 type 只要符合 <: AbstractVector 的 interface 即可, 甚至是 lazy 的 (not in RAM) 也无所谓!

## Lazy Iteration 1

介于数据经常大于内存,并且有很多计算一定要在 event(row)-level 进行 (比如找一对轻子,质量最近接一个数值), TTree 的设计不难理解。

如果你熟悉 Arrow/Parquet 的话, 他们和 TTree 有一定相似性:

TTree	Parquet	Arrow/Feather
branch	column	field
		array
cluster(not used)	row group	row group
	column chunk	record batch
basket	page	buffer

## Lazy Iteration 2

每一个 branch 概念上和一个 vector 一样,这也是为什么 TTree 几乎是一个"column-table"。 但实际上每个 branch 又被分成了很多部分 (basket),每个 basket 都分别被压缩,储存在文件中的不定位置。

#### 这个设计主要有两个考量:

- 新增数据时不需要重新压缩并复写整个 branch (column)。
- 读取数据是不需要解压缩整个 branch (n.b. 内存通常不足以容纳)。

#### 最终的数据分析流程大致是这样:

- 1. loop over event
- 2. 对于每个 event 涉及到的 branch, 找到对应的 basket
- 3. 找到 basket 在文件中的位置并解压, cache 其结果(因为下一个 event 还要用到的可能性很高)

## 性能问题 1: row-iteration type stability

内容部分来自 presentation @ PyHEP 2021's Julia workshop.

## Julia 有两种 type stability:

- 1. return type 能否纯粹由 input **types** 决定? (type stable)
- 2. 函数内的所有变量的类型是不是固定的? (type grounding)
- 2 通常可以影响到 1。

## type un-groundness 导致 type instability

```
julia> function f(x)
           z = 0
           z += rand() > 0.5 ? x : x/2
           return z
julia> @code_warntype f(1)
Locals
  z::Union{Float64, Int64}
  @_4::Union{Float64, Int64}
Body::Union{Float64, Int64} # these are red
```

## 性能问题 1: row-iteration type stability

```
for evt in mytree
    compute(evt.Muon_pt)
    # more stuff
end
```

如果编译器不能推导出 evt.Muon\_pt 的类型, 那 julia 只能通过 dynamic dispatch (call) 来执行 compute(), 造成性能丢失。

有时类型不稳定还会导致"boxing/unboxing" (由于无法推导未知变量类别), 这会导致额外的 allocation, 同样会造成性能下降。

## 1 的解决方案

#### 基本逻辑是这样的:

- 在读取 branch metadata 的时候 eltype 是已知的
- LazyTree 由 branch 组成
- 为了 getproperty(evt,:Muon\_pt) type stable, 编译器必须要有 Symbol → Type信息, a NamedTuple!
- 这也是 TypedTables.jl 的实现, wrapper of NamedTuple

让我们检查 type stability:

```
julia> function f(t)
    z = 0
    for evt in t z+=evt.nMuon end
    return z
end
```

### 1 的解决方案

### 1 的解决方案

#### 滚屏五次后:

```
Body::Int64 #<---- stable
    %2 = t::LazyTree with 1479 branches:
 .... # pages and pages of craziness
    %10 = z :: Core.Const(0)
    %11 = Base.getproperty(evt, :nMuon)::UInt32 #<----stable
          (z = %10 + %11)
          goto #4
          return z
```

### 1 解决方案利弊

这个方法的主要弊端是大幅增加了编译器的负担,因为有时候我们的 TTree 宽度会有 1000+; 这个问题在 1.8 里有所改善。这一弊端也是为什么 DataFrames.jl 不在类型里 encode 每个 column 的类型信息,但那样做的代价是 row-iteration 性能不佳:

- https://discourse.julialang.org/t/fast-iteration-over-rows-of-a-dataframe/24612
- https://discourse.julialang.org/t/how-to-speed-up-the-for-loop-with-dataframeaccess/79447

DataFrames.jl 作者的回应:

https://bkamins.github.io/julialang/2022/07/08/iteration.html.

## 性能问题 2: Lazy and subsetting of branches

虽然一个 TTree 有时候可以有上千个 branch, 但是用户不一定需要所有 branch, 有两处可以实现这个功能:

- 1. 创建 LazyTree 的时候让用户决定什么 branch 需要
- 2. 在 event loop 内,不对没有被用户用到的 branch 开销 I/O

UnROOT.jl 对这两种模式都有支持!

```
# 1
LazyTree(path_or_ROOTFile, ["MET", r".*Muon.*"])
# 2
for evt in tree
    evt.nMuon # only I/O for this `nMuon` branch
end
```

## Thread-safety

之前提到由于 basket 需要解压缩,所以我们至少会保留最近一个 basket 在内存里; 为了让 event loop 可以并行,我们只要保证 basket 的解压后的缓存是 thread-local(用 threadid())即可:

```
Threads.@thread for evt in mytree
evt.nMuon < 4 && continue
# more stuff
end
```

Julia 默认分割恰好符合我们的 I/O 模型—相邻的 event 几乎永远属于同一个 basket, 我们希望分配给同一个 thread。例如我们有 100 个 event 并且 Threads.nthreads() == 4, 那么第一个 thread 会处理 1:25, 第二个 thread 处理 26:50, 以此类推。

### Benchmark 结果

测试例子基于 4-muon to Higgs rejecting Z candidates 的一个处理, 数据来自 CMS Open Data.

- Repo: https://github.com/Moelf/UnROOT\_RDataFrame\_MiniBenchmark
- 基于 C++ ROOT 反馈,接近最优 C++ Loop (ref)

Language	1st Run	2nd Run (JIT time excluded)
Julia	15.99 s	15.05 s
PyROOT RDF	43.74 s	
C++ ROOT Loop	19.53 s	
Compiled RDF	24.94 s	
Julia 4-threads	4.72 s	4.61 s
Compiled RDF 4-threads	10.23 s	

## 展望 Julia 1.9: 免费的午餐

Julia 1.9 (i.e. 等 PR #47184), time to first event 将大幅缩短:

```
using UnROOT
LazyTree(UnROOT.samplefile("tree_with_jagged_array.root"), "t1") ▷ show
```

### 1.8.2

```
Executed in 7.19 secs fish external
usr time 7.32 secs 0.00 micros 7.32 secs
sys time 1.46 secs 515.00 micros 1.46 secs
```

#### With the PR

```
Executed in 4.05 secs fish external
usr time 4.26 secs 11.66 millis 4.25 secs
sys time 1.43 secs 3.16 millis 1.42 secs
```

(这也是我喜欢 Julia 的一个理由,有时候莫名其妙代码就变快了!)

## End