

# 分布式统计计算

## 2. 循环的并行

李舰

华东师范大学

2018-11-26

# 目 录

- 1 常用并行框架
  - 背景知识
  - apply 系列函数
  - 并行示例
- 2 循环调度实例

# 目 录

- 1 常用并行框架
  - 背景知识
  - apply 系列函数
  - 并行示例
- 2 循环调度实例

# R 语言常用并行框架

## ● parallel 包

- 从 R 2.14.0 开始内置 parallel 包。
- 它基于 multicore 和 snow 包构建，提供了两个包的大部分功能。

## ● multicore 和 snow

- multicore 包是早期支持多核运算的扩展包，只能在 Linux 下运行，后来被官方版本整合到 parallel 之后，就从 CRAN 上下架了。
- snow 是早期 R 语言中很受欢迎的第三方包，提供了一个简单的框架用来实现并行计算，不仅可以在多核之间并行，还可以在网络集群中并行。

## ● foreach 包

- foreach 是一种和 for 类似的循环框架，几乎可以通用，也可以很好地迁移。
- 使用 %dopar% 运算符可以直接在并行后台（集群或者多核）中执行循环。
- 可以通过 doMC、doParallel 等包来注册并行的后台。

# 示例：相互网页外链

## ● 问题描述

- 互联网上，任意一个网站都可能有链接连到另一个网站（包括自己），也都可能没有。
- 对于任意两个网站，假如都链接到 A、B、C 这三个网站（各自可能还链接到其他网站），记这两个网站相互外链的数目为 3。
- 所有网页两两之间相互外链的平均数是网页流量分析的重要指标，需要计算这个值。

## ● 外链矩阵

- 记外链矩阵为  $links$ ， $links[i, j] = 1$  表示存在网站  $i$  到  $j$  的外链，为 0 表示不存在外链。

$$links = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

# 串行代码

## ● 代码说明

- 参数 `links` 传入一个外链矩阵。
- 记数的变量 `tot` 初始值设为 0。
- 通过 `i` 和 `j` 的循环进行两两比较。
- 通过 `k` 循环判断每列中每个对应位置的值是否为 1。

## ● 代码示例

```
mutoutser <- function(links) {  
  nr <- nrow(links)  
  nc <- ncol(links)  
  tot = 0  
  for (i in 1:(nr-1)) {  
    for (j in (i+1):nr) {  
      for (k in 1:nc)  
        tot <- tot + links[i,k] * links[j,k]  
    }  
  }  
  tot / (nr * (nr - 1) / 2)  
}
```

# 串行代码运行时间

## ● 代码说明

- 定义函数 `sim` 来随机产生外链矩阵。
- 参数 `nr` 和 `nc` 分别表示矩阵的行数和列数。
- 记录运行的时间。

## ● 代码示例

```
sim <- function(nr, nc) {  
  lnk <- matrix(sample(0:1, (nr*nc), replace=TRUE),  
    nrow=nr)  
  print(system.time(mutoutser(lnk)))  
}  
  
sim(500, 500)  
  
##      user      system elapsed  
##    10.34       0.01     10.42  
  
sim(2000, 2000)  
  
##      user      system elapsed  
##   757.70       0.16     760.16
```

# 性能优化：改写成矩阵形式

## ● 代码说明

- 定义一个新函数 `mutoutser1`。
- `k` 层循环的部分其实对应向量的内积。
- 用向量乘以矩阵可以代替 `j` 层循环。
- 代码变得更简洁，但没那么易读。
- 将循环改写成矩阵是 R 语言优化的一个重要思路。

## ● 代码示例

```
mutoutser1 <- function(links) {  
  nr <- nrow(links)  
  nc <- ncol(links)  
  tot <- 0  
  for (i in 1:(nr-1)) {  
    tmp <- links[(i+1):nr, ] %*% links[i, ]  
    tot <- tot + sum(tmp)  
  }  
  tot / nr  
}
```



# 矩阵优化后运行时间

## ● 代码说明

- 定义函数 `sim1` 来随机产生外链矩阵。
- `sim1` 调用的是 `mutoutser1` 函数，其他不变。
- 比较运行时间可以发现性能有很大的提升。

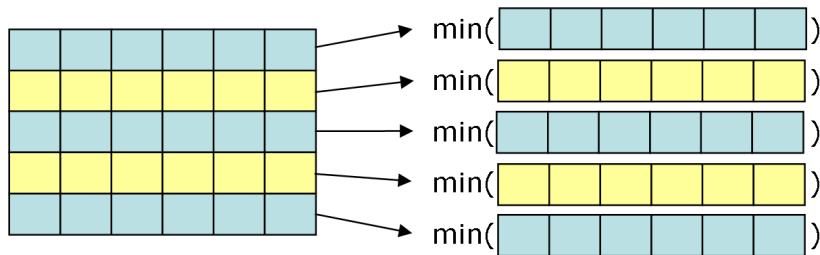
## ● 代码示例

```
sim1 <- function(nr,nc) {  
  lnk <- matrix(sample(0:1,(nr*nc),replace=TRUE),  
    nrow=nr)  
  print(system.time(mutoutser1(lnk)))  
}  
  
sim1(500, 500)  
  
##      user   system elapsed  
##      0.91    0.15     1.06  
  
sim1(2000, 2000)  
  
##      user   system elapsed  
##     79.51    12.16    92.03
```

# 目 录

- 1 常用并行框架
  - 背景知识
  - apply 系列函数
  - 并行示例
- 2 循环调度实例

# apply 的本质，分而治之



# apply 系列函数 (I)

- `apply(array, margin, function, ...)`
  - 将一个函数作用于一个数组的某个维度，并返回一个降维后的数组。
  - 通过 `margin` 指定作用于哪个维度。
  - 对于二维的数据表（矩阵或者数据框）来说，`margin` 为 1 表示沿着第 1 个维度进行运算，也就是说对每行进行运算。  
`margin` 为 2 表示沿着第 2 个维度进行运算，也就是说对每列进行运算。
- `lapply(list, function, ...)`
  - 将函数作用于列表或向量的每个元素，并返回一个相同长度的列表，列表中的每个元素对应计算结果。
  - 很多时候可以代替循环。

# apply 系列函数 (II)

- `sapply(list, function, ...)`
  - 将函数作用于列表或向量的每个元素，并返回一个向量、矩阵或者列表。
  - 如果 `simplify` 设为 `FALSE`，则等价于 `lapply`。
  - 默认 `simplify` 为 `TRUE`，会根据函数值自动判断返回的数据类型，如果是数值则返回向量，如果是等长的量则返回矩阵，否则返回列表。
- `tapply(array, indices, function, ..., simplify)`
  - 将一个函数作用于一个不规则数组（ragged array）中的每个单元。
  - 对某个数组按照位置分好组，然后对每组进行函数运算。
  - 可以按照因子进行分组。

# 目 录

- 1 常用并行框架
  - 背景知识
  - apply 系列函数
  - 并行示例
- 2 循环调度实例

# 继续优化：并行

## ● 代码说明

- 使用 `parallel` 包里的 `clusterApply` 函数实现并行。
- `mutoutpar` 是并行框架函数，调用算法函数 `doichunk`。

## ● 代码示例

```
doichunk <- function(ichunk) {  
  tot <- 0  
  nr <- nrow(lnks)  
  for (i in ichunk) {  
    tmp <- lnks[(i+1):nr,] %*% lnks[i,]  
    tot <- tot + sum(tmp)  
  }  
  tot  
}  
  
mutoutpar <- function(cls, lnks) {  
  nr <- nrow(lnks)  
  clusterExport(cls, "lnks")  
  ichunks <- 1:(nr-1)  
  tots <- clusterApply(cls, ichunks, doichunk)  
  Reduce(sum, tots) / nr  
}
```

# 矩阵加并行优化后运行时间

## ● 代码说明

- `parallel` 包中的 `makeCluster` 函数用来初始化并行后台。
- 通过双核计算后可以发现性能有提升，但远远没有达到原来的两倍。

## ● 代码示例

```
snowsim <- function(nr,nc,cls) {  
  lnks <- matrix(sample(0:1,(nr*nc),replace=TRUE),  
    nrow=nr)  
  print(system.time(mutoutpar(cls, lnks)))  
}  
initmc <- function(nworkers) {  
  makeCluster(nworkers)  
}  
  
library(parallel)  
cl2 <- initmc(2)  
snowsim(2000, 2000, cl2)  
  
##      user  system elapsed  
##      0.50    0.16    66.64
```



# 性能优化：使用 foreach

## ● 代码说明

- 使用 `foreach` 包里的 `foreach` 函数将 `for` 循环进行改写，通过 `%dopar%` 运算符实现并行。
- 其他代码保持串行的原样。

## ● 代码示例

```
mutoutfe <- function(links) {  
  require(foreach)  
  nr <- nrow(links)  
  nc <- ncol(links)  
  tot = 0  
  foreach (i = 1:(nr-1)) %dopar% {  
    for (j in (i+1):nr) {  
      for (k in 1:nc) {  
        tot <- tot + links[i,k] * links[j,k]  
      }  
    }  
  }  
  tot / (nr * (nr - 1) / 2)  
}
```

# foreach 优化后运行时间

## ● 代码说明

- 借助 `doParallel` 包来自动生成供 `foreach` 运行的后台。
- 从结果可以发现相比于串行的 `for` 循环是有提升的。
- `foreach` 最大优势是编程容易，但是也可以优化设计后整合矩阵运算提升效率。

## ● 代码示例

```
simfe <- function(nr, nc, ncores = 2) {  
  require(doParallel)  
  cls <- makePSOCKcluster(ncores)  
  registerDoParallel(cls)  
  lnk <-<= matrix(sample(0:1, (nr*nc), replace=TRUE),  
    nrow=nr)  
  print(system.time(mutoutfe(lnk)))  
  stopCluster(cls)  
}  
simfe(500, 500)  
  
##      user      system elapsed  
##      0.34       0.06       6.99
```

# 目 录

## 1 常用并行框架

## 2 循环调度实例

- 背景知识
- 基于 snow
- 基于 multicore

# 目 录

- ① 常用并行框架
- ② 循环调度实例
  - 背景知识
  - 基于 snow
  - 基于 multicore

# 循环并行简介

## ● 易并行

- 易并行 (Embarrassing) 指的是简单的并行, 这类问题一般实在太简单, 不涉及任何智力上的挑战。
- 循环的并行是典型的易并行问题。
- 循环的并行原理非常简单, 但是要注意工程上的调度问题。

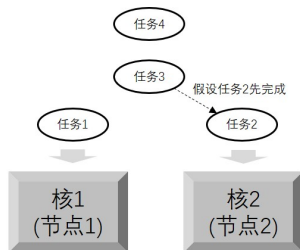
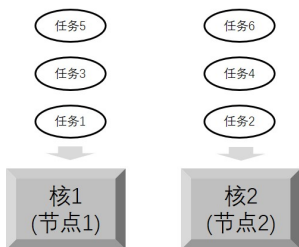
## ● 并行循环调度

- 静态调度: 循环迭代是在执行开始之前分配给循环迭代的进程的。
- 动态调度: 把循环迭代分配给进程的过程是在执行时进行的。每当一个进程结束一个循环迭代时, 它拾起一个 (或一组) 新的循环迭代来继续工作。
- 分块: 将一组而非一个循环迭代分配给一个进程。
- 反向调度: 有时候一个迭代的执行时间会随着循环的进行越来越长, 把迭代的顺序反向会更加高效。

# 调度示例

## ● 注意事项

- 如果每一个工作任务代表着一组迭代任务，则为分块调度。
- 如果按照反向排序，则为反向调度。假设有 3 个任务 A、B、C 的执行时间分别为 10、20、30，如果正向调度，总时间为 40，如果反向调度，总时间为 30。



静态调度

动态调度

# 示例：所有可能回归

## ● 问题描述

- 假设我们有  $n$  个观测值， $p$  个预测变量，进行线性回归分析。
- 回归分析有一个关键的步骤在于变量的筛选，变量太多的时候通常会存在多重共线性问题，我们可以用逐步回归的方法基于 AIC 筛选变量。
- 最好的方法应该是基于可决系数  $R^2$  来筛选变量，这就需要遍历  $p$  个变量的每一个可能的子集，一共存在  $2^p$  种可能的模型。
- 我们穷举每一种可能，然后分别建模，最终选择  $R^2$  最高的模型，需要通过并行计算来解决。

## ● 实现的两种思路

- 在算法层面并行，对每一种预测变量的组合，调用所有进程一起工作，这种方式的算法很复杂，比如需要计算矩阵的逆（或者 QR 分解这样的等价运算），并不是易并行的问题。
- 对每个进程分配不同的变量组合，这样每个进程每次做一个回归分析，这是一个循环并行的问题。

# 目 录

- ① 常用并行框架
- ② 循环调度实例
  - 背景知识
  - 基于 snow
  - 基于 multicore



# 计算任务列表

## ● 代码说明

- 函数 `genallcombs` 用来生成预测变量的所有组合，返回一个列表对象，其中每个元素代表一种组合。
- 参数 `p` 代表所有变量的数目，参数 `k` 代表要选用变量的数目。
- 函数 `matrixtolist` 用来把函数 `combn` 的结果转成列表。

## ● 代码示例

```
genallcombs <- function(p,k) {  
  allcombs <- list()  
  for (i in 1:k) {  
    tmp <- combn(1:p,i)  
    allcombs <- c(allcombs,matrixtolist(tmp,rc=2))  
  }  
  allcombs  
}  
matrixtolist <- function(rc,m) {  
  if (rc == 1) {  
    Map(function(rownum) m[rownum,],1:nrow(m))  
  } else Map(function(colnum) m[,colnum],1:ncol(m))  
}
```

# 核心程序：关键子函数

## ● 代码说明

- 函数 `do1pset` 用来做线性回归分析，参数  $x$  和  $y$  分别代表自变量和因变量，参数 `onepset` 代表筛选后的变量，该函数输出  $R^2$  和选择的变量编号。
- 函数 `dochunk` 用来处理任务组合的分块，将任务根据块的数目分组，并对每组数据运行 `do1pset` 函数。

## ● 代码示例

```
dochunk <- function(psetstart,x,y,allcombs,chunk) {  
  ncombs <- length(allcombs)  
  lasttask <- min(psetstart+chunk-1,ncombs)  
  t(sapply(allcombs[psetstart:lasttask],do1pset,x,y))  
}  
  
do1pset <- function(onepset,x,y) {  
  slm <- summary(lm(y ~ x[,onepset]))  
  n0s <- ncol(x) - length(onepset)  
  c(slm$adj.r.squared,onepset,rep(0,n0s))  
}
```

# 核心程序：主体函数代码

- 代码说明

- 函数 `snowapr` 调用 `dochunk` 和 `dochunk`，实现并行计算。

- 代码示例

```
snowapr <- function(cls, x, y, k, reverse = FALSE,
  dyn = FALSE, chunk = 1) {
  p <- ncol(x)
  allcombs <- genallcombs(p,k)
  ncombs <- length(allcombs)
  clusterExport(cls,"do1pset")
  tasks <- if (!reverse) seq(1,ncombs,chunk) else
    seq(ncombs,1,-chunk)
  if (!dyn) {
    out <- clusterApply(cls, tasks, dochunk, x, y,
      allcombs, chunk)
  } else {
    out <- clusterApplyLB(cls, tasks, dochunk, x, y,
      allcombs, chunk)
  }
  Reduce(rbind,out)
}
```

# 核心程序：主体函数简介

## ● 函数简介

- 函数 `snowapr` 依赖 `parallel` 包，实现了整个工作的并行计算，并返回所有结果的矩阵（每种变量组合的  $R^2$ ）。
- 函数 `clusterExport` 用来把变量发布到集群中。
- 变量 `tasks` 用来设定任务的编号，并考虑到调度块的规模，基于参数 `chunk` 计算每块的任务编号。
- `clusterApply` 是默认的并行执行函数。`clusterApplyLB` 考虑了负载均衡，可以实现动态调度。

## ● 参数简介

- 参数 `x`、`y`、`k` 分别代表自变量数据、因变量数据、筛选变量的数目。
- 参数 `cls` 代表 SNOW 的后台集群。
- 参数 `reverse` 表示是否进行反向调度。
- 参数 `dyn` 表示是否进行动态调度。
- 参数 `chunk` 表示调度块的规模。

# 运行和测试

## ● 代码说明

- 函数 `gendata` 用来随机生成自变量矩阵和因变量向量。
- 函数 `test` 用来调用并行函数并记录时间。
- `parallel` 包中的 `makeCluster` 函数用来建立并行的后台集群，我们分别尝试使用双核和 4 核的效果。

## ● 代码示例

```
gendata <- function(n,p) {  
  x <- matrix(rnorm(n*p),ncol=p)  
  y <- x%*%c(rep(0.5,p)) + rnorm(n)  
}  
  
test <- function(cls,n,p,k,chunk=1,dyn=F,rvrs=F) {  
  gendata(n,p)  
  system.time(snowapr(cls,x,y,k,rvrs,dyn,chunk))  
}  
  
library(parallel)  
cl2 <- makeCluster(2)  
cl4 <- makeCluster(4)
```

# 运行结果

```
test(c12, 10000, 20, 3, dyn = FALSE)
```

```
##      user  system elapsed  
##      5.39    4.91    25.14
```

```
test(c12, 10000, 20, 3, dyn = TRUE)
```

```
##      user  system elapsed  
##      5.64    4.36    20.39
```

```
test(c12, 10000, 20, 3, dyn = TRUE, chunk = 50)
```

```
##      user  system elapsed  
##      0.07    0.06    12.61
```

```
test(c14, 10000, 20, 3, dyn = TRUE, chunk = 50)
```

```
##      user  system elapsed  
##      0.11    0.12     8.56
```

# 算法的改进

## ● 原理

- 深入到回归模型，可以知道回归系数估计值的计算方式：

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$$

- 其中  $X$  是自变量的矩阵， $Y$  是因变量的向量。
- 具体计算中，我们可以使用 QR 分解之类的方法来替代矩阵求逆，通过一些基础的矩阵运算得到估计值。
- 我们可以发现，无论我们选择那些变量建模，都会用到  $X'X$  的子集，在我们之前的并行算法中，直接调用 `lm` 函数，实际上进行了大量的重复计算，如果我们把  $X'X$  存为中间值，用自己编写的函数代替 `lm`，可以很好地提升性能。

## ● 实现

- 改写 `lm` 函数，如果模型包含常数项，在自变量矩阵中添加一列全为 1 的向量。
- 我们计算一次  $X'X$  的值，将其发布到整个集群全局的环境中，供每个节点调用，各节点可以根据自己的变量从中取子集，带入到后续的计算中。

# 目 录

- ① 常用并行框架
- ② 循环调度实例
  - 背景知识
  - 基于 snow
  - 基于 multicore



# multicore 简介

## ● Unix 族和 fork

- 类 Unix 系统（包括 Linux）都有被称为 `fork` 的系统调用，即写应用的程序员可以调用系统的一个函数作为服务。
- 这种方式相当于自动复制多个 R 的实例，如果我们将核心数设置为 4，意味着系统会自动新开启 4 个 R 实例，这样内存中一共存在 5 个实例，父实例的进程会自动休眠，等子进程运行结束。
- 通过 `fork` 方式复制的进程和父进程一模一样，并共享数据（存取内存中相同的物理地址）。
- 在 SNOW 的方式下，把数据传输到节点需要时间和资源（即使在单机也需要），但是 `fork` 的方式可以在本机共享数据，省了传输的过程，会更加高效。

## ● multicore 的应用

- 原始的 `multicore` 包基于 `fork` 的机制实现并行，在新的 `parallel` 包中通过 `mclapply` 函数来实现。
- Windows 系统下并不支持 `fork` 的机制，所以只能在类 Unix 系统下尝试该功能。

# Thank you!

李舰 Email: [jian.li@188.com](mailto:jian.li@188.com)