

Julia 语言及其生态



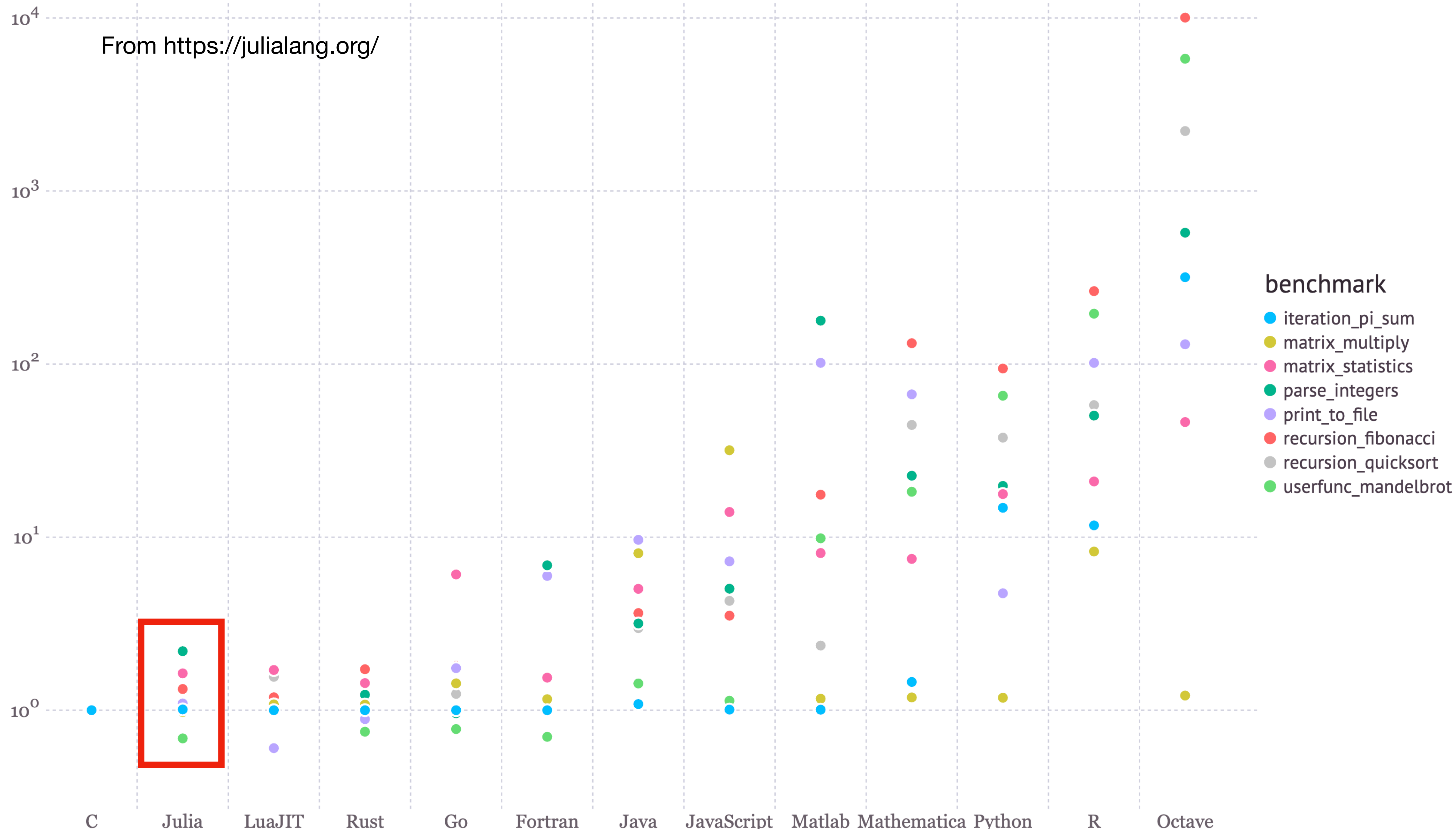
陈久宁 @JuliaImages (2021.04.18)

Julia 语言及其生态

Outline

- Julia 的代码风格
- Julia 为什么快
- 生态与社区

From <https://julialang.org/>



Julia 代码风格

Topics

- 动态编译型语言
- Math language!
- 函数式编程 + 多重派发
- Oh my broadcasting!

Julia 代码风格 — 动态编译型语言

以 Python/Matlab 的 REPL(read-execute-print loop) 方式写代码，并获得 C/C++ 的执行效率

```
In [1]: import numpy as np

In [2]: A = np.random.rand(10000, 10000)

In [3]: %timeit np.sum(A)
39 ms ± 281 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs)

In [4]: B = np.random.rand(1000, 1000)

In [5]: %timeit np.sum(B)
217 µs ± 3.58 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs)
```

Python + NumPy C routine

```
In [8]: %timeit my_sum(B)
215 ms ± 1.19 ms per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1 loop each)
```

Python manual written

```
julia> A = rand(10000, 10000);
```

```
julia> my_sum(A) ≈ sum(A)
true
```

```
julia> @btime my_sum($A);
47.302 ms (0 allocations: 0 bytes)
```

```
julia> B = rand(1000, 1000);
```

```
julia> @btime my_sum($B);
117.991 µs (0 allocations: 0 bytes)
```

Julia manual written

Julia 代码风格 — A math language!

```
for n = 1:N
    index = SVector{1,2}
     $\Lambda_n[1:2,1:2] \text{ .}=\Lambda_1[n][\text{index},\text{index}]$ 
     $\Lambda_n[3:4,3:4] \text{ .}=\Lambda_2[n][\text{index},\text{index}]$ 
     $\mathfrak{m} = \text{hom}(\mathcal{M}[n])$ 
     $\mathfrak{m}' = \text{hom}(\mathcal{M}'[n])$ 
     $U_n = (\mathfrak{m} \otimes \mathfrak{m}')$ 
     $\partial_x \mathbf{u}_n = [(\mathbf{e}_1 \otimes \mathfrak{m}') \ (\mathbf{e}_2 \otimes \mathfrak{m}') \ (\mathfrak{m} \otimes \mathbf{e}_1) \ (\mathfrak{m} \otimes \mathbf{e}_2)]$ 
     $B_n = \partial_x \mathbf{u}_n * \Lambda_n * \partial_x \mathbf{u}_n'$ 
     $\Sigma_n = \theta' * B_n * \theta$ 
     $\Sigma_n^{-1} = \text{inv}(\Sigma_n)$ 
     $T_1 = @SMatrixx \text{zeros}(\text{Float64},l,l)$ 
    for k = 1:l
         $\mathbf{e}_k = I_l[:,k]$ 
         $\partial \mathbf{e}_k \Sigma_n = (I_m \otimes \mathbf{e}_k') * B_n * (I_m \otimes \theta) + (I_m \otimes \theta') * B_n * (I_m \otimes$ 
 $\mathbf{e}_k)$ 

        # Accumulating the result in  $T_1$  allocates memory,
        # even though the two terms in the
        # summation are both SArrays.
         $T_1 = T_1 + U_n * \Sigma_n^{-1} * (\partial \mathbf{e}_k \Sigma_n) * \Sigma_n^{-1} * U_n' * \theta * \mathbf{e}_k'$ 
    end
     $T = T + T_1$ 
end
```


Julia 代码风格 — 函数式编程 + 多重派发

将尽可能多的简短的函数组合一个完整的功能

```
julia> A = rand(1000, 1000);

julia> norm(A) ≈ sqrt(mapreduce(abs2, +, A))
true

julia> norm(A) ≈ sqrt(sum(abs2, A))
true
```

函数式编程：将一个函数作为另一个函数的输入

```
julia> add(x::Number, y::Number) = x + y
add (generic function with 1 method)

julia> add(x::String, y::String) = "$x$y"
add (generic function with 2 methods)

julia> add(1, 2)
3

julia> add("hello", " world")
"hello world"
```

多重派发：函数 (Function) 由多个方法 (Method) 共同定义，根据具体的数据类型决定实际调用的方法

函数式编程 + 多重派发 = 递归？

```
julia> tuple_sum(x::Tuple) = first(x) + tuple_sum(Base.tail(x))
tuple_sum (generic function with 2 methods)

julia> tuple_sum(x::Tuple{}) = 0
tuple_sum (generic function with 2 methods)

julia> tuple_sum((1, 2, 3))
6

julia> function tuple_sum2(x::Tuple)
    isempty(x) && return 0
    return first(x) + tuple_sum2(Base.tail(x))
end
tuple_sum2 (generic function with 1 method)

julia> tuple_sum2((1, 2, 3))
6
```

```
julia> methods(+)  
# 190 methods for generic function "+":
```

Julia 代码风格 — 广播

Julia 的广播可以应用到任意函数上

```
julia> A = reshape(collect(1:9), 3, 3)
3×3 Matrix{Int64}:
```

```
 1  4  7
 2  5  8
 3  6  9
```

```
julia> sum(A)
45
```

```
julia> sum.(eachrow(A))
3-element Vector{Int64}:
 12
 15
 18
```

```
julia> sum.(eachcol(A))
3-element Vector{Int64}:
  6
 15
 24
```

```
julia> zeros((2, 3))
2×3 Matrix{Float64}:
```

```
 0.0  0.0  0.0
 0.0  0.0  0.0
```

```
julia> zeros.((2, 3))
([0.0, 0.0], [0.0, 0.0, 0.0])
```

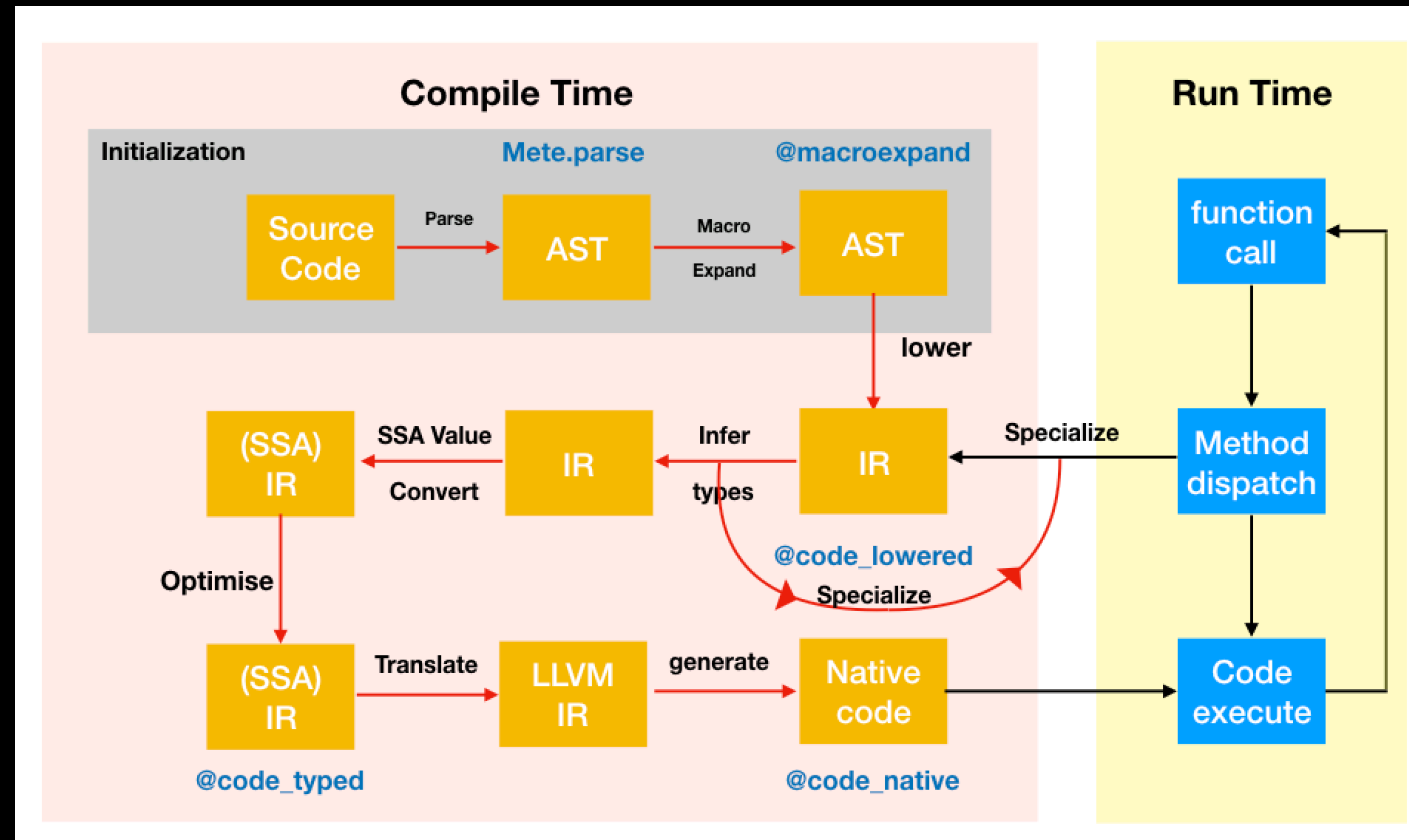

Julia 为什么快

Topics

- 无开销的多重派发
- Abstraction（抽象） + Specialization（特例化）：充分的类型信息
- No first-class citizens（没有一等公民）
- Vectorization/broadcasting（向量化/广播）？
- Julia 一定快吗？

Julia 为什么快

类型稳定的多重派发 == 没有额外开销



JIT (just-in-time)

Julia 为什么快

specialization + abstraction: 充分的类型信息和可维护性

- 定义 Julia 方法的时候可以给任何类型信息, Julia 会在第一次执行该代码的时候进行一次在线编译(JIT)

```
julia> my_sum(x) = sum(x)
my_sum (generic function with 1 method)
```

- 在需要的时候, 可以通过多重派发来进行优化

可以不写 x 的类型

```
julia> my_sum(x::Tuple) = tuple_sum(x)
my_sum (generic function with 2 methods)
```

```
julia> x_arr = [1, 2, 3];
```

```
julia> @btime my_sum($x_arr);
3.016 ns (0 allocations: 0 bytes)
```

```
julia> x_tuple = (1, 2, 3);
```

```
julia> @btime my_sum($x_tuple);
1.429 ns (0 allocations: 0 bytes)
```

```
julia> @inline tuple_sum(x::NTuple{3, Int}) = x[1] + x[2] + x[3]
tuple_sum (generic function with 3 methods)
```

```
julia> @btime my_sum($x_tuple);
0.047 ns (0 allocations: 0 bytes)
```

Julia 为什么快

No first-class citizens

- 一等公民 (first-class citizens): 为了达到最佳的性能所单独设计的一个封闭的数据类型
- 一等公民带来的是不必要的性能开销

```
In [11]: x = list(range(10000))
```

np.array 是 Numpy 的一等公民

```
In [12]: %timeit np.sum(x)
```

```
483 µs ± 4 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1000 loops each)
```

```
In [13]: x = np.arange(10000)
```

```
In [14]: %timeit np.sum(x)
```

```
6.66 µs ± 71.7 ns per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 100000 loops each)
```

Julia 为什么快

No first-class citizens: Julia has hundreds of array types

```
# 创建一个对角矩阵类型
struct MyDiagonal{T, AT<:AbstractVector} <: AbstractArray{T,2}
    buffer::AT
end
MyDiagonal(A::AbstractVector{T}) where T = MyDiagonal{T, typeof(A)}(A)

@inline Base.axes(A::MyDiagonal) = (axes(A.buffer,1), axes(A.buffer,1))
@inline Base.size(A::MyDiagonal) = (size(A.buffer,1), size(A.buffer,1))

Base.getindex(A::MyDiagonal, i::Int, j::Int) =
    i == j ? A.buffer[i] : zero(eltype(A))
Base.sum(A::MyDiagonal) = sum(A.buffer)

# 简单的测试
A = MyDiagonal(rand(10000)); # size: (10000, 10000)
@btime sum($A); # 806.011 ns (0 allocations: 0 bytes)

B = rand(10000, 10000); # size: (10000, 10000)
@btime sum($B); # 46.781 ms (0 allocations: 0 bytes)
```

```
julia> MyDiagonal([1, 2, 3, 4])
4x4 MyDiagonal{Int64, Vector{Int64}}:
 1  0  0  0
 0  2  0  0
 0  0  3  0
 0  0  0  4
```

Julia 为什么快

向量化 vs for

```
function normalize_for!(x::AbstractMatrix)    for 循环版本
    min_value, max_value = extrema(x)
    @inbounds @simd for i in eachindex(x)
        x[i] = (x[i] - min_value) / (max_value - min_value)
    end
    return x
end
```

```
function normalize_fuse!(x::AbstractMatrix)  向量化版本
    min_value, max_value = extrema(x)
    @. x = (x - min_value) / (max_value - min_value)
end
```

which is fast?

Julia 为什么快

向量化 vs for

```
function normalize_for!(x::AbstractMatrix)    for 循环版本
    min_value, max_value = extrema(x)
    @inbounds @simd for i in eachindex(x)
        x[i] = (x[i] - min_value) / (max_value - min_value)
    end
    return x
end
```

```
img = rand(10_000, 10_000);
@btime normalize_for!($img); # 345.016 ms (0 allocations: 0 bytes)
@btime normalize_fuse!($img); # 404.579 ms (0 allocations: 0 bytes)
```

```
function normalize_fuse!(x::AbstractMatrix)
    min_value, max_value = extrema(x)
    @. x = (x - min_value) / (max_value - min_value)
end
```

which is fast?

Julia 为什么快

“向量化快”在 Julia 下并不成立

- Python/Matlab 下向量化是一种非常好的性能加速的手段
- 向量化之所以快是因为它以某种手段告诉了计算机充分的类型信息，从而计算机/CPU可以对代码进行特殊的优化手段
- 向量化不是免费的：运算的中间结果是矩阵而不是标量（额外的缓存或内存开销）

Julia 为什么快 — Julia 一定快吗?

在类型不稳定的时候, Julia 的执行效率可以像 Python 一样慢

```
julia> rand_int_or_float() = rand() < 0.5 ? Float64(1) : Int(0)
rand_int_or_float (generic function with 1 method)
```

```
julia> rand_float() = rand() < 0.5 ? Float64(1) : Float64(0)
rand_float (generic function with 1 method)
```

```
julia> @code_warntype rand_int_or_float()
Variables
  #self# :: Core.Const(rand_int_or_float)
```

```
Body :: Union{Float64, Int64}
1 - %1 = Main.rand() :: Float64
   | %2 = (%1 < 0.5) :: Bool
   | goto #3 if not %2
2 - %4 = Main.Float64(1) :: Core.Const(1.0)
   | return %4
3 - %6 = Main.Int(0) :: Core.Const(0)
   | return %6
```

```
julia> A_unstable = map(i->rand_int_or_float(), zeros(1000, 1000));
```

```
julia> A_stable = map(i->rand_float(), zeros(1000, 1000));
```

```
julia> eltype(A_unstable), eltype(A_stable)
(Real, Float64)
```

```
julia> @btime sum($A_unstable);
23.864 ms (999477 allocations: 15.25 MiB)
```

```
julia> @btime sum($A_stable);
127.006 μs (0 allocations: 0 bytes)
```

Julia 为什么快 — Julia 一定快吗?

在类型不稳定的时候, Julia 的执行效率可以像 Python 一样慢

- 没有办法使用最优的内存结构 (类型不稳定时没有办法保证内存的连续性)
- 没有办法绕过 runtime check 的额外性能开销

Julia 生态

简介

- 擅长的领域：与科学计算有关的高性能计算领域
- 不擅长的领域：工程、嵌入式
- 未来的发展方向：不会重复造轮子，但会发明新的轮子

Julia 生态 - 混合生态

Zygote - 源到源的自动微分

```
julia> A = MyDiagonal([1, 2, 3, 4])
4×4 MyDiagonal{Int64, Vector{Int64}}:
 1  0  0  0
 0  2  0  0
 0  0  3  0
 0  0  0  4

julia> loss(A) = sum(abs2, A)
loss (generic function with 1 method)

julia> Zygote.gradient(loss, A)[1]
4×4 Matrix{Int64}:
 2  0  0  0
 0  4  0  0
 0  0  6  0
 0  0  0  8
```

CUDA — GPU计算

```
julia> A_gpu = MyDiagonal(CUDA.CuArray([1, 2, 3, 4]))
4×4 MyDiagonal{Int64, CuArray{Int64, 1}}:
 1  0  0  0
 0  2  0  0
 0  0  3  0
 0  0  0  4

julia> Zygote.gradient(loss, A_gpu)[1]
4×4 Matrix{Int64}:
 2  0  0  0
 0  4  0  0
 0  0  6  0
 0  0  0  8
```

NeuralODE: 深度学习 + 微分方程

自动微分 + 概率编程

...

Julia 生态 - 深度学习

- 显卡并行、数据并行、计算并行
- 预处理工具箱
- 预训练的网络 (model zoo)
- 高阶 API

Julia 生态 - 深度学习

这些统统没有

- 显卡并行、数据并行、计算并行
- 预处理工具箱
- 预训练的网络 (model zoo)
- 高阶 API

Julia 生态

- 对于库的开发者友好
- 对于性能优化友好
- 新的语言生态还未发展齐全，对调包侠不太友好

Questions?



Join us

