Linguagem Julia para programação linear inteira-mista

Prof. Angelo Aliano Filho

UTFPR – Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Primeiro semestre de 2021



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- Exemplos de implementações



Sumário

- 1 Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
- 4 Exemplos de implementações



Porque usarmos linguagem Julia?

- A computação científica tem tradicionalmente exigido o mais alto desempenho possível.
- A linguagem de programação Julia é uma linguagem dinâmica flexível, apropriada para computação científica e numérica, com um desempenho comparável às linguagens tradicionais.
- Julia apresenta tipagem opcional, despacho múltiplo, e bom desempenho, alcançado usando inferência de tipo e compilação just-in-time (JIT)
- Julia proporciona facilidade e expressividade para programação numérica de alto nível, da mesma forma que linguagens como R, MATLAB, e Python, mas também suporta programação geral.



Porque usarmos linguagem Julia?

As justificativas mais significativas são:

- Open source
- Não há necessidade de vetorizar o código para o desempenho; o código desvetorizado é rápido.
- O core da linguagem impõe muito pouco; a base Julia e a biblioteca padrão são escritas na própria Julia, incluindo operações primitivas como a aritmética inteira.
- Chamar diretamente as funções C (não são necessários invólucros ou APIs especiais).
- Bom desempenho, aproximando-se das linguagens estaticamente compiladas como a C.



Tabela: Crescimento da linguagem Julia - alguma métricas

	Total cumulativo desde 2018	Total cumulativo desde 2019	Crescimento		
Total de download	1,8 milhão	3,2 milhões	+78%		
Total de pacotes	1.688	2.462	+46%		
Número de novos artigos com citação	93	253	+172%		
Fórum (questões)	8.620	16.363	+90%		
Número de novos iniciantes	9,626	19,472	+102%		
Citações do artigo:	613	1.048	+71%		
"A fresh Approach to numerical Computing (2017)"					

Outras referências, ver em: [1, 2, 3, 4]



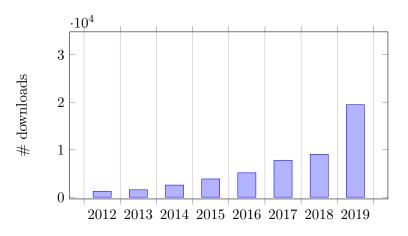


Figura: Crescimento do uso da linguagem Julia



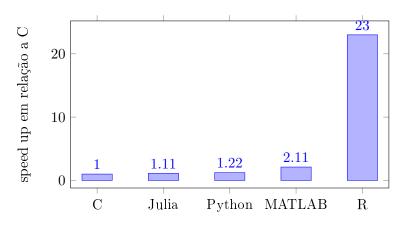


Figura: Velocidade da linguagem Julia em comparação com as demais



Instalação do Julia Professional

Método 1: diretamente do site:

- Acesse https://juliacomputing.com/products/juliapro
- Escolher o sistema operacional. O acesso dará a versão mais atual da linguagem (v1.5.0-1).
- Fazer um cadastro com e-mail da UTFPR
- Descarregar o executável e instalar logo em seguida.





Figura: Página de download do JuliaPro





Figura: Cadastro no site oficial do JuliaPro



Instalação do Julia Professional

Método 2: acesso a versões mais antigas e instalação em dois passos:

- Acessar https://julialang.org/downloads/oldreleases/
- Escolher a versão e baixar o executável.
- Em minha página pessoal há também (versão 1.5.0): acesse http://paginapessoal.utfpr.edu.br/angeloaliano em seguida na pasta "Linguagem de programação Julia".
- Deveremos em seguida fazer o download do editor ATOM.



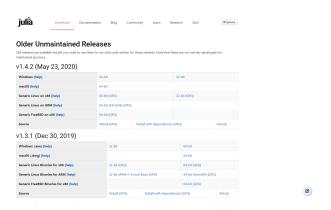


Figura: Página do software Julia em versões antigas





Figura: Página de download do ATOM





Figura: Arquivos para instalação da linguagem Julia



Instalação do Julia Professional

Método 2: acesso a versões mais antigas e instalação em dois passos:

- Acessar https://atom.io/
- Faça o download do editor ATOM
- Em seguida, rode o executável baixado
- Precisamos, agora, configurar o ATOM para a linguagem Julia e escrever os códigos para compilação



Instalação do Julia Professional

Configuração do ambiente ATOM:

- Abra o ATOM.
- \bullet Vá em settings –» install para instalar os pacotes para o ATOM
- Na caixinha "install Packages" digite uber-juno e dê um enter para instalar o pacote "uber-juno" clicando em *install*. Este pacote serve para configurar o ATOM para a linguagem Julia



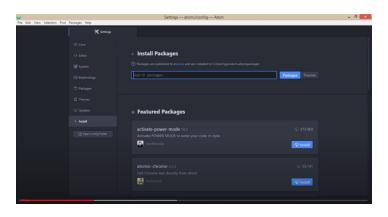


Figura: Configuração ATOM - passo 1



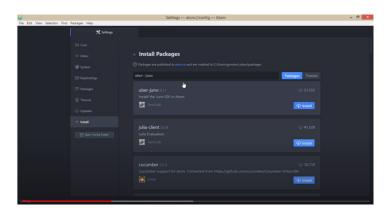


Figura: Configuração ATOM - passo 2



Instalação do Julia Professional

Configuração do ambiente ATOM:

- Depois disso, vá em settings -» packages -» julia-client
- Clique em settings
- Insira o caminho de onde está intalado o executável
 "...\Julia-1.5.0\bin\julia.exe"



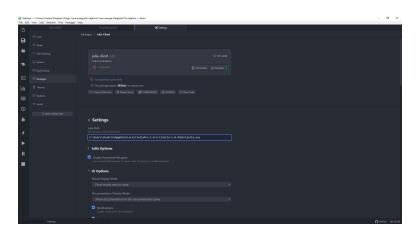


Figura: Configuração ATOM - passo 3



Primeiros passos

- A forma mais fácil de aprender e experimentar com Julia é iniciar uma sessão interativa "REPL" na linha de comando.
- Alternativamente, você pode criar um arquivo e salvá-lo no formato ".jl" e compilar cada linha selecionando-a e dando "ctrl+enter" ou pressionar o pequeno triângulo.
- \bullet É neste arquivo .jl é que podemos criar nossos primeiros programas.





Figura: Primeiros passos na linguagem Julia - linha de comando



Figura: Primeiros passos na linguagem Julia - via arquivo .jl



Operações matemáticas

Primeiros passos

- Para sair da sessão interactiva, digite ctrl+d ou digite exit()
- Se uma expressão é introduzida numa sessão interativa com um ponto-e-vírgula, o seu valor não é mostrado. Caso contrário é.
- A variável a**ans** está ligada ao valor da última expressão avaliada, quer seja mostrada ou não
- Para avaliar expressões escritas num arquivo fonte.jl, escreva include("file.jl").
- Para limpar o prompt de comando, só digitar ctrl+1
- Todo comentário é inserido ao colocarmos #



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
- 4 Exemplos de implementações



- JuMP é uma linguagem de modelagem para otimização matemática incorporada em Júlia.
- Suporta uma série de solvers de código aberto e comerciais para uma variedade de classes de problemas, incluindo programação linear inteira-mista, programação cônica de segunda ordem, programação semidefinida e programação não linear.



Vantagens do uso do pacote JuMP ([5]):

- Facilidade de utilização
 - Sintaxe que imita as expressões matemáticas naturais.
 - Documentação completa em https://jump.dev/JuMP.jl/v0.21.5/
- Velocidade
 - ▶ JuMP pode criar problemas a velocidades semelhantes às das linguagens tais como AMPL.
 - ▶ JuMP comunica com a maioria dos solvers, evitando a necessidade de escrever arquivos intermediários.
- Independência do solver
 - ▶ JuMP utiliza uma interface genérica independente do solver facilitando a mudança entre vários pacotes de software de código aberto e de otimização comercial
 - ▶ Os solvers atualmente apoiados incluem: Artelys Knitro, Bonmin, Cbc, Clp, Couenne, CPLEX, ECOS, FICO Xpress, GLPK, Gurobi, Ipopt, MOSEK, NLopt, e SCS.

Instalação

• Primeiro, precisamos instalar o pacote JuMP rodando:

```
import Pkg
Pkg.add("JuMP")
e depois using JuMP
```



Tabela: Lista de solvers suportados e tipos de problemas resolvidos com JuMP

Solver	Pacot e Julia	Licença	Suporte
Artelys Knitro	KNITRO.jl	Comm.	LP, MILP, SOCP, MISOCP, NLP, MINLP
Cbc	Cb c.jl	EPL	MILP
CDCS	CDCS.jl	GPL	LP, SOCP, SDP
$^{\mathrm{CDD}}$	CDDLib.jl	GPL	LP
Clp	Clp.jl	EPL	LP
COSMO	COSMO.jl	Ap ach e	LP, QP, SOCP, SDP
CPLEX	CPLEX.jl	C omm.	LP, MILP, SOCP, MISOCP
CSDP	CSDP.jl	EPL	LP, SDP
ECOS	ECOS.jl	GPL	LP, SOCP
FICO Xpress	Xpress.jl	Comm.	LP, MILP, SOCP, MISOCP
$_{ m GLPK}$	GLPK.jl	GPL	LP, MILP
Gurobi	Gurobi.jl	Comm.	LP, MILP, SOCP, MISOCP
Ipopt	Ipopt.jl	EPL	LP, QP, NLP
MOSEK	Mosek Tool s.jl	Comm.	LP, MILP, SOCP, MISOCP, SDP
OSQP	OSQP.jl	Ap ach e	LP, QP
ProxSDP	ProxSDP.jl	MIT	LP, SOCP, SDP
SCIP	SCIP.jl	ZIB	MILP, MINLP
SCS	SCS.jl	MIT	LP, SOCP, SDP
SDPA	SDPA.jl, SDPAFamily.jl	GPL	LP, SDP
SDPNAL	SDPNAL.jl	CC BY-SA	LP, SDP
SDPT3	SDPT3.jl	GPL	LP, SOCP, SDP
SeDu Mi	SeDu Mi.jl	GPL	LP, SOCP, SDP
Tulip	Tulip.jl	MPL-2	LP



Legenda:

- LP = Linear programming
- QP = Quadratic programming
- SOCP = Second-order conic programming (including problems with convex quadratic constraints and/or objective)
- MILP = Mixed-integer linear programming
- NLP = Nonlinear programming
- MINLP = Mixed-integer nonlinear programming
- SDP = Semidefinite programming
- MISDP = Mixed-integer semidefinite programming



Instalação do CPLEX

- Requer uma instalação funcional do CPLEX com uma licença (gratuita para docentes e assistentes de ensino graduados).
- Acessar: https://www.ibm.com/support/pages/ downloading-ibm-ilog-cplex-optimization-studio-v1290
- Feito o download e a instalação, rodar:

```
import Pkg
Pkg.add("CPLEX")
using JuMP
using CPLEX
modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
para a resolução de MILP com o CPLEX
```



Definição de parâmetros

- Usamos a macro set_optimizer_attributes para definir opções específicas do solver.
- Um exemplo seria:

```
set_optimizer_attribute(modelo,"CPX_PARAM_TILIM",60) set_optimizer_attibute("CPX_PARAM_EPGAP",0.01) define o CPLEX para rodar 60 segundos ou até que o Gap seja de 1%.
```

Outras opções de parâmetros para o CPLEX, ver em https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SSSA5P_12.8.0/ilog.odms.cplex.help/CPLEX/Parameters



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- Exemplos de implementações



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- 4 Exemplos de implementações



Construindo e implementando modelos

Variáveis em JuMP são instâncias da estritura da macro @variable() que contém uma referência a uma variável de um modelo de otimização.

- Para adicionar limitantes para uma variável x em um modelo, pode ser feito da seguinte maneira:
 - ► Livre:

```
julia> @variable(modelo, x_livre)
x_livre
```

► Limitada inferiormente:

```
julia> @variable(modelo, x_inf >= 0)
x_inf
```



Variáveis em JuMP são instâncias da estritura da macro @variable() que contém uma referência a uma variável de um modelo de otimização.

- Para adicionar limitantes para uma variável x em um modelo, pode ser feito da seguinte maneira:
 - ► Limitada superiormente:

```
julia> @variable(modelo, x_sup <= 1)
x_sup</pre>
```

► Intervalar:

```
julia> @variable(modelo, 2 <= x_intervalo <= 3)
x_intervalo</pre>
```

► Fixa:

```
julia> @variable(modelo, x_fixa == 4)
x_fixa
```



Observação

Ao criar uma variável com apenas um limite inferior ou um limite superior, e o valor do limite não é literal, o nome da variável deve aparecer no lado esquerdo. Colocar o nome no lado direito resultará num erro. Por exemplo:

```
@variable(modelo, 1 <= x) # funciona
a = 1
@variable(modelo, a <= x) # não funciona
@variable(modelo, x >= a) # funciona
```



• Blocos de múltiplas variáveis podem ser criados com o ambiente begin...end. Veja o exemplo:

```
@variables(modelo,
begin
    x>= 0
    y <=2
end)</pre>
```

ao invés de declarar cada restrição ou bloco separadamente.



Ao invés de usar <= ou >= para definir os bounds, podemos usar as palavras-chave lower_bound e upper_bound. Por exemplo:

```
julia> @variable(modelo, x, lower_bound=1, upper_bound=2)
x
julia> lower_bound(x)
1.0
```

Outra opção seria usar set_lower_bound e set_upper_bound, modificando variáveis já existentes. Exemplo:

```
julia> @variable(modelo, x >= 1)
x
julia> lower_bound(x)
1.0
julia> set_lower_bound(x, 2)
julia> lower_bound(x)
2.0
```



Para criar coleções de variáveis, como por exemplo, x_{ij} usamos contadores.

• Usando arrays para criar variáveis multidimensionais:

```
julia> @variable(modelo, x[1:2, 1:2])
2x2 Array{VariableRef,2}:
   x[1,1]   x[1,2]
   x[2,1]   x[2,2]
```

• As variáveis poderão depender dos índices. Veja o exemplo:

```
julia> @variable(modelo, x[i=1:2, j=1:2] >= 2i + j)
2x2 Array{VariableRef,2}:
    x[1,1]    x[1,2]
    x[2,1]    x[2,2]

julia> lower_bound.(x)
2x2 Array{Float64,2}:
3.0    4.0
5.0    6.0
```



- Exemplo: queremos criar $0 \le x_{ijk}$ com $i \in \{2, 3, \dots, 10\}$, $j \in \{10, \dots, 20, 100\}$ e $k \in \{5, 6\}$, fazemos: julia> @variable(modelo, x[i=2:10, j=10:10:100, k=5:6] >= 0)
- Exemplo: queremos criar $1 \le x_{ij} \le 2$ com $i \in I$ e $j \in J_i$ onde $I = \{1, \dots, 5\}$ e $J_i = \{J | 1 \le i + j \le 10\}$.
- Exemplo: queremos criar $x_{ijk} \leq 3$ com $i \in I = \{1, \cdots, 3\}$, $J \in J = \{1, \cdots, 4\}$ e $k \in \{a_i, \cdots, b_i\}$ onde a = [4, 5, 6] e b = [10, 20, 30]: a = [4,5,6]; b=[10,20,30] julia> @variable(modelo, x[i=1:3, j=1:4, k=a[i]:b[i]] <=3)



- Exemplo: queremos criar $0 \le x_{ijk}$ com $i \in \{2, 3, \dots, 10\}$, $j \in \{10, \dots, 20, 100\}$ e $k \in \{5, 6\}$, fazemos: julia> @variable(modelo, x[i=2:10, j=10:10:100, k=5:6] >= 0)
- Exemplo: queremos criar $1 \le x_{ij} \le 2$ com $i \in I$ e $j \in J_i$ onde $I = \{1, \dots, 5\}$ e $J_i = \{J | 1 \le i + j \le 10\}$. julia> @variable(modelo, 1<= x[i=1:5, j=1:10-i] <=2)
- Exemplo: queremos criar $x_{ijk} \leq 3$ com $i \in I = \{1, \cdots, 3\}$, $J \in J = \{1, \cdots, 4\}$ e $k \in \{a_i, \cdots, b_i\}$ onde a = [4, 5, 6] e b = [10, 20, 30]: a = [4,5,6]; b=[10,20,30] julia> @variable(modelo, x[i=1:3, j=1:4, k=a[i]:b[i]] <=3)



- Exemplo: queremos criar $0 \le x_{ijk}$ com $i \in \{2, 3, \dots, 10\}$, $j \in \{10, \dots, 20, 100\}$ e $k \in \{5, 6\}$, fazemos: julia> @variable(modelo, x[i=2:10, j=10:10:100, k=5:6] >= 0)
- Exemplo: queremos criar $1 \le x_{ij} \le 2$ com $i \in I$ e $j \in J_i$ onde $I = \{1, \dots, 5\}$ e $J_i = \{J | 1 \le i + j \le 10\}$. julia> @variable(modelo, 1<= x[i=1:5, j=1:10-i] <=2)
- Exemplo: queremos criar $x_{ijk} \leq 3$ com $i \in I = \{1, \cdots, 3\}$, $J \in J = \{1, \cdots, 4\}$ e $k \in \{a_i, \cdots, b_i\}$ onde a = [4, 5, 6] e b = [10, 20, 30]: a = [4, 5, 6]; b=[10, 20, 30] julia> @variable(modelo, x[i=1:3, j=1:4, k=a[i]:b[i]] <=3)



 Variáveis binárias: basta usar o argumento adicional Bin julia> @variable(modelo, x, Bin) ou com julia> @variable(modelo, x, binary=true)

 Variáveis binárias: basta usar o argumento adicional Int @variable(modelo, x, Int) ou com julia> @variable(modelo, x, integer=true)



- É possível *listar todas as variáveis* de um modelo. Isto pode ser útil para:
 - Relaxar todas as variáveis no modelo
 - Atribuir valores iniciais para as variáveis

Isso pode ser feito com o comando JuMP.all_variables(modelo).

 Também é possível contar todas as variáveis do modelo com num_variables(modelo)



• A integralidade das variáveis é relaxada com relax_integrality(modelo). Veja o exemplo:

```
julia> modelo = Model(CPLEX.Optimizer);
julia> @variable(modelo, x, Bin);
julia> @variable(modelo, 1 <= y <= 10, Int);</pre>
julia> @objective(modelo, Min, x + y);
julia> undo_relax = relax_integrality(modelo);
julia> print(model)
Min x + y
Subject to
 x >= 0.0
 y >= 1.0
x <= 1.0
 y <= 10.0
```



- É possível de fornecer uma solução primal para um modelo, usando o comando set_start_value
- ullet Assim, ullet a variable (model, y, start = 1) inicia a variavel y em 1.
- Fornecendo o comando start_value(y) temos 1.0
- Outra maneira seria set_start_value(y, 2) donde segue que start_value(y) resulta em 2

Isto pode ser muito útil quando temos uma solução factível para um determinado modelo.



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- 4 Exemplos de implementações



- Há três tipos de expressões: afins, quadrática e não-linear. Podem ser inseridas nas restrições ou na função-objetivo
- Expressão afim: pode ser construída com a macro @expression. Veja o exemplo:

```
modelo = Model()
@variable(modelo, x)
@variable(modelo, y)
ex = @expression(modelo, 2x + y - 1)
@objective(model, Min, 2 * ex - 1)
objective_function(model)
#output
4 x + 2 y - 3
```



• Outro exemplo: múltiplas expressões criadas como a seguir.

```
modelo = Model()
@variable(modelo, x[i = 1:3])
@expression(modelo, expr[i = 1:3], i*sum(x[j] for j in i:3))
expr

3-element Array{GenericAffExpr{Float64,VariableRef},1}:
    x[1] + x[2] + x[3]
    2 x[2] + 2 x[3]
    3 x[3]
```

- •
- •
- •



• Expressões quadráticas podem ser criadas através de @expression, como a seguir:

```
modelo = Model()
@variable(modelo, x)
@variable(modelo, y)
ex = @expression(modelo, x^2 + 2 * x * y + y^2 + x + y - 1)
# output
x^2 + 2 y*x + y^2 + x + y - 1
```



- Expressões não-lineares são criadas com as macros @NLexpression,
 @NLobjective, @NLconstraint.
- Demais detalhes, ver em https: //jump.dev/JuMP.jl/v0.21.5/nlp/#Nonlinear-Modeling-1 para obtenção de modelos não-lineares.



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- 4 Exemplos de implementações



- As funções-objetivo lineares e quadráticas são escrita através da macro @objective
- Após a otimização, para verificar o valor da função-objetivo, use objective_value e objective_bound
- Para o valor ótimo do objetivo dual, use dual_objective_value



- A macro Cobjective possui a seguinte estrutura:
 Cobjective(nome_do_modelo, Min/Max, funcao)
- Exemplo: se queremos maximizar 2x-1 usamos: Qobjective(modelo, Max, 2x-1)
- Exemplo: se queremos minimizar $\sum_{i=1}^{5} \sum_{j=i}^{10} c_{ij} x_{ij}$ fazemos: c = rand(5,10)
 @variable(modelo, 1<= x[i=1:5, j=i:10] <=2)
 @objective(modelo, Min, sum(c[i,j]*x[i,j] for i in 1:5 for j in i:10))



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- 4 Exemplos de implementações



• São escritas usando a macro @constraint. Veja o exemplo:

```
julia> @constraint(modelo, res, 2x <= 1)
con : 2 x <= 1.0</pre>
```

insere a restrição res $2x \le 1$ no modelo. Esta restrição pode ser acessada no seu modelo dando o comando modelo[:res]

Pode ser possível criar restrições do tipo ≥, = ou canalizadas:
 julia> @constraint(modelo, 2x >= 1)

```
julia> @constraint(modelo, 2x == 1)
2 x = 1.0

julia> @constraint(modelo, 1 <= 2x <= 3)
2 x in [1.0, 3.0]</pre>
```



• São escritas usando a macro @constraint. Veja o exemplo:

```
julia > @constraint(modelo, res, 2x <= 1)
con : 2 x \le 1.0
insere a restrição res 2x \leq 1 no modelo. Esta restrição pode ser
acessada no seu modelo dando o comando modelo[:res]
```

• Pode ser possível criar restrições do tipo \geq , = ou canalizadas:

```
julia> @constraint(modelo, 2x >= 1)
2 \times >= 1.0
julia> @constraint(modelo, 2x == 1)
2 x = 1.0
julia> @constraint(modelo, 1 <= 2x <= 3)</pre>
2 x in [1.0, 3.0]
julia > 0constraint(modelo, 2x + 1 \le 4x + 4)
```



• Há uma maneira de definir múltiplas restrições usando a macro @constraint. Veja o exemplo:

```
@constraints(modelo,
begin
    2x <= 1
    x >= -1
end)
julia> print(modelo)
Feasibility
Subject to
 x >= -1.0
 2 \times <= 1.0
```



 Há porém uma maneira mais eficiente ao usarmos contadores, permitindo construir grupos de restrições eficientemente. Veja o exemplo:

```
julia> @constraint(modelo, res[i = 1:3], i * x <= i + 1)
```

```
con[1] : x \le 2.0

con[2] : 2 x \le 3.0

con[3] : 3 x \le 4.0
```

Se quisermos ver a primeira restrição, usamos

```
julia> res[1]
res[1] : x <= 2.0
```

• Todavia, restrições anônimas podem ser criadas também:

$$Qconstraint(model, [i = 1:2], i * x <= i + 1)$$



• Conjunto de restrições multi-dimensionais também podem ser eficientemente criados. Veja o exemplo:

```
julia > @constraint(modelo, res[i = 1:2, j = 2:3], i*x <= j+1)
```

```
res[1,2] : x <= 3.0    res[1,3] : x <= 4.0    res[2,2] : 2 x <= 3.0    res[2,3] : 2 x <= 4.0
```

• Condições podem ser adicionadas, como por exemplo, $i \neq j$. Veja: julia> @constraint(model,con[i=1:2,j=1:2;i!=j],i*x <= j+1)

```
res[1,2] : x <= 3.0
res[2,1] : 2 x <= 2.0
```



• Conjunto de restrições multi-dimensionais também podem ser eficientemente criados. Veja o exemplo:

```
julia > @constraint(modelo, res[i = 1:2, j = 2:3], i*x <= j+1)
```

```
res[1,2] : x <= 3.0    res[1,3] : x <= 4.0    res[2,2] : 2 x <= 3.0    res[2,3] : 2 x <= 4.0
```

 Condições podem ser adicionadas, como por exemplo, i ≠ j. Veja: julia> @constraint(model,con[i=1:2,j=1:2;i!=j],i*x <= j+1)

```
res[1,2] : x <= 3.0 res[2,1] : 2 x <= 2.0
```



Restrições na forma vetorizadas podem também ser escritas. Veja o exemplo passo-a-passo:

- Definimos a variável x: @variable(model, x[i=1:2])
- Definimos a matriz A: A = [1 2; 3 4]
- Definimos o vetor do lado direito b: b = [5, 6]
- Escrevendo a restrição Ax = b temos: @constraint(model, con, A * x .== b) fornece como resultado:

$$x[1] + 2 x[2] == 5.0$$

3 $x[1] + 4 x[2] == 6.0$

Observação: os operadores de comparação .==, .>= e .<= devem vir acompanhados de um ponto.



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
 - Variáveis
 - Expressões
 - Função objetivo
 - Restrições
 - Pós-otimização
- 4 Exemplos de implementações



Assim que o modelo for construído, ele pode ser resolvido dando o comando optimize(modelo)!. Algumas questões queremos saber ao final da otimização, como:

- Porque a otimização parou?
- Temos uma solução para nosso problema?
- A solução é ótima?
- Temos uma solução dual?



- O comando termination_status(modelo) diz porque a otimização parou por exemplo:
 - ▶ solução ótima global encontrada (OPTIMAL)
 - ▶ problema infactível ou ilimitado (INFEASIBLE_OR_UNBOUNDED)
 - ▶ determinação de ótimo local (LOCALLY_SOLVED)
 - ▶ tempo máximo de CPU atingido, máximo número de nós, etc (TIME_LIMIT, NODE_LIMIT)
- Adcionalmente, podemos receber informações adicionais sobre o porquê do solver parar com o comando raw_status
- Também é possível saber se, após a otimização, alguma solução factível foi determinada com o comando has_values(modelo).
 Caso o modelo não tenha uma solução primal este comando retorna false



- O comando termination_status(modelo) diz porque a otimização parou por exemplo:
 - solução ótima global encontrada (OPTIMAL)
 - ▶ problema infactível ou ilimitado (INFEASIBLE_OR_UNBOUNDED)
 - ▶ determinação de ótimo local (LOCALLY_SOLVED)
 - ► tempo máximo de CPU atingido, máximo número de nós, etc (TIME_LIMIT, NODE_LIMIT)
- Adcionalmente, podemos receber informações adicionais sobre o porquê do solver parar com o comando raw_status
- Também é possível saber se, após a otimização, alguma solução factível foi determinada com o comando has_values(modelo).
 Caso o modelo não tenha uma solução primal este comando retorna false



- Estes status indicam o tipo de resultado disponível pós-otimização. Isto pode ser solicitado com primal_status (primal) ou com dual_status (dual). As opções são:
 - NO_SOLUTION: o resultado é um vetor vazio
 - ▶ FEASIBLE_POINT: o resultado é um vetor factível
 - ► INFEASIBLE_POINT: o resultado é um vetor infactível
 - ► NEARLY_FEASIBLE_POINT: o resultado é um vetor factível se algumas restrições forem relaxadas



- A solução primal pode ser obtida com value(x)
- Para a solução dual, basta usar dual(x)
- O valor objetivo pode ser obtido com objective_value(modelo)
- O melhor limitante para a função objetivo é determinado com objective_bound



Recomendamos o seguinte código quando após resolver um problema de otimização linear inteiro misto:

```
using JuMP
modelo = Model()
@variable(model, x[1:10] >= 0)
# ... other constraints ...
optimize! (modelo)
if termination_status(model) == OPTIMAL
    sol_otima = value.(x)
    obj_otimo = objective_value(modelo)
elseif termination_status(model) == TIME_LIMIT && has_values(modelo)
    sol sub otima = value.(x)
    obj_sub_otimo = objective_value(modelo)
else
    error("O modelo não foi resolvido corretamente")
end
```



Podemos acessar outros atributos como:

- relative_gap(modelo): mostra o gap de integralidade
- solve_time(modelo): tempo de CPU utilizado
- simplex_iterations: número de iterações do simplex
- node_count: conta o número de nós da árvore branch-and-bound explorados
- result_count: verifica quantas soluções alternativas o modelo possui



Sumário

- Instalação e introdução
- 2 JuMP Julia for Mathematical Programming
- 3 Construindo e implementando modelos
- 4 Exemplos de implementações



Problema 1: problema linear simples

minimize
$$3x_1 - 11x_2 + 5x_3 + x_4$$
 sujeito a
$$x_1 + 5x_2 - 3x_3 + 6x_4 \le 7$$

$$-x_1 + x_2 + x_3 - 2x_4 \ge 3$$

$$x_1, x_2, x_3, x_4 \ge 0$$



Problema 1: implementação

```
modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
Ovariable (modelo, x[i in 1:4] >= 0)
Objective(modelo, Min, 3*x[1]-11*x[2]+5*x[3]+x[4])
Oconstraints modelo begin
    x[1]+5*x[2]-3*x[3]+6*x[4] <=7
    -x[1]+x[2]+x[3]-2*x[4] >= 3
end
optimize! (modelo)
has values (modelo)
termination_status(modelo)
```



Problema 2: Lot sizing ilimitado

minimize
$$\sum_{t} (c_t x_t + f_t y_t + h_t s_t)$$
sujeito a
$$s_{t-1} + x_t - s_t = d_t, \quad \forall t$$
$$x_t \leq M y_t, \quad \forall t$$
$$x_t, s_t \geq 0, \quad \forall t$$
$$y_t \in \{0, 1\}, \quad \forall t$$

onde:

- T é o número de períodos, d_t é a demanda, f_t custo de setup, c_t custo de produção e h_t custo de estoque
- y_t se produz ou não no período t, x_t é quanto produzir e s_t quanto estocar



Problema 2: implementação

```
T=7
c=round.(1 .+ 3*rand(1,T)); f=round.(1 .+ 3*rand(1,T))
h=round.(1 .+ 3*rand(1,T)); d=round.(100 .+ 10*rand(1,T))
s0=15; M=maximum(d)
modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
Ovariables modelo begin
    x[t in 1:T] >=0
    s[t in 1:T] >=0
    y[t in 1:T], Bin
end
@objective(modelo,Min,sum(c[t]*x[t] + f[t]*y[t] + h[t]*s[t] for t in 1:T)\\
@constraint(modelo, s0+x[1]-s[1] .== d[1])
@constraint(modelo,[t in 2:T], s[t-1]+x[t]-s[t] .== d[t])\\
Qconstraint(modelo, [t in 1:T], x[t] <= M*y[t])
optimize! (modelo)
```



termination_status(modelo)

has values (modelo)

value.(x)

Problema 3: Problema de schedule

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & \sum_{j} w_j y_j \\ \text{sujeito a} & \sum_{j} a_{tj} y_j \geq d_j, \quad \forall t \\ & y_t \geq 0 \, \text{e inteiro}, \quad \forall t \end{array}$$

onde:

- \bullet y_t número de trabalhadores a ser determinado no tempo t
- d_t demanda de trabalhadores exigidos no tempo t,
- \bullet w_t salário no turno t
- $a_{tj} = 1$ se o turno j cobre o tempo t e 0 c.c



Tabela: Time windows para o problema de schedule dos trabalhadores

	Turnos				
Time Window	1	2	3	4	Demanda
6-9h	X			X	55
9-12h	X				46
12-15h	X	x			59
15-18h		X			23
18-21h		X	X		60
21-24h			X		38
0-3h			X	X	20
3-6h				X	30
custo por turno	\$135	\$140	\$190	\$188	



Problema 3: implementação

```
T=8; n=4
w = [135, 140, 190, 188]
d=[55,46,59,23,60,38,20,30]
A = [1 \ 0 \ 0 \ 1; 1 \ 0 \ 0 \ 0; 1 \ 1 \ 0 \ 0; 0 \ 1 \ 0 \ 0;
   0 1 1 0;0 0 1 0;0 0 1 1;0 0 0 1]
modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
Ovariables modelo begin
    y[t in 1:n] >=0, Int
end
@objective(modelo, Min, sum(w[j]*v[j] for j in 1:n) )
@constraint(modelo, [t in 1:T], sum(A[t,j]*y[j] for j in 1:n) >= d[t])
optimize! (modelo)
has_values(modelo)
termination status(modelo)
value.(v)
relative_gap(modelo)
```



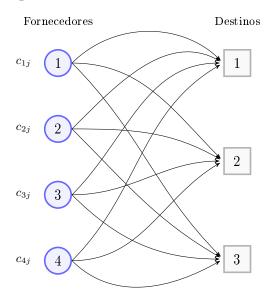
Problema 4: problema do transporte

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & \sum_{i} \sum_{j} (c_{ij} x_{ij} + f_{ij} y_{ij}) \\ \text{sujeito a} & \sum_{i} x_{ij} = d_{j}, \quad \forall j \\ & x_{ij} \leq M y_{ij}, \quad \forall i, \forall j \\ & x_{ij} \geq 0, \quad \forall i, \forall j \\ & y_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, \forall j \end{array}$$

onde:

- y_{ij} : Decide se o fornecedor i envia para o destino j (= 1), 0 caso contrário. Se sim, quanto (x_{ij})
- c_{ij} custo unitário de envio, custo fixo f_{ij} e d_j a demanda do destino j.







Problema 4: implementação

```
n=4:m=3
c=rand(1:20,n,m); f=rand(1000:2000,n,m)
d=rand(50:100,m); M=sum(d)
modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
Ovariables modelo begin
    x[i in 1:n,j in 1:m] >=0
    y[i in 1:n,j in 1:m], Bin
end
Objective (modelo, Min, sum(c[i,j]*x[i,j] + f[i,j]*y[i,j]
                         for i in 1:n for j in 1:m) )
Oconstraints modelo begin
    con1[j in 1:m], sum(x[i,j] for i in 1:n) == d[j]
    con2[i in 1:n,j in 1:m], x[i,j] <= M*y[i,j]
end
optimize! (modelo)
has_values(modelo)
termination_status(modelo)
value.(y)
value.(x)
```



Problema 5: problema de corte multiobjetivo

$$\begin{aligned} & \text{minimize} & & z_1 = \sum_j \left(L - \sum_i a_{ij} \cdot \ell_i\right) \cdot x_j \\ & \text{minimize} & & z_2 = \sum_j y_j \\ & \text{sujeito a} & & \sum_j a_{ij} \cdot x_j \geq d_i, \quad \forall i \\ & & x_j \leq My_j, \quad \forall j \\ & & x_j \geq 0 \text{ e inteiro}, \quad \forall j \\ & & y_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \end{aligned}$$

onde:

- ullet x_j é o número de padrões j são usados e y_j indica seu uso ou não
- \bullet d_i indica a demanda do item i
- L denota a largura da bibina mestre, ℓ_i a largura do item i e $a_{ij} \in \mathbb{Z}$ denota o número de itens do tipo i no padrão de corte j

Problema 5: para resolvê-lo, primeiro minimizamos cada uma das funções objetivo envolvidas.

minimize
$$z_2 = \sum_j y_j$$
sujeito a
$$\sum_j a_{ij} \cdot x_j \ge d_i, \quad \forall i$$

$$x_j \le M y_j, \quad \forall j$$

$$x_j \ge 0 \text{ e inteiro}, \quad \forall j$$

$$y_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j$$



Problema 5: para resolvê-lo, primeiro minimizamos cada uma das funções objetivo envolvidas.

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & z_1 = \sum_j \left(L - \sum_i a_{ij} \cdot \ell_i \right) \cdot x_j \\ \text{sujeito a} & \sum_j a_{ij} \cdot x_j \geq d_i, \quad \forall i \\ & x_j \leq M y_j, \quad \forall j \\ & x_j \geq 0 \, \text{e inteiro}, \quad \forall j \\ & y_i \in \{0,1\}, \quad \forall j \end{array}$$



Problema 5: com os valores de mínimo e máximo para a função $z_2 \in [z_2^{min}, z_2^{max}]$ do passo anterior, nós usamos o ε -restrito para obter as soluções de Pareto ótimas

$$\begin{aligned} & \text{minimize} & & z_1 = \sum_j \left(L - \sum_i a_{ij} \cdot \ell_i\right) \cdot x_j \\ & \text{sujeito a} & & \sum_j a_{ij} \cdot x_j \geq d_i, \quad \forall i \\ & & & \sum_j \leq M y_j, \quad \forall j \\ & & & \sum_j y_j \leq \varepsilon \\ & & & & x_j \geq 0 \, \text{e inteiro}, \quad \forall j \\ & & & & y_j \in \{0, 1\}, \quad \forall j \end{aligned}$$

para cada $\varepsilon \in [z_2^{min}, z_2^{max}]$



Problema 5: implementação da minimização de cada função objetivo

```
function Minimizacao_z1_e_z2(A,d,L,1,M,m,n,w)
   modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
    Ovariables modelo begin
        x[j in 1:n] >=0, Int
        y[j in 1:n], Bin
   end
    @objective(modelo,Min,w*sum((L - sum(A[i,j]*1[i] for i in 1:m))*x[j]
                                    for j in 1:n) +
                                    (1-w)*sum(y[j] for j in 1:n)
    Oconstraints modelo begin
        con1[i in 1:m], sum(A[i,j]*x[j] for j in 1:n) >= d[i]
        con2[j in 1:n], x[j] \le M*y[j]
   end
    optimize! (modelo)
    return (value.(x), value.(y))
end
```



Problema 5: implementação do subproblema ε -restrito

```
function E_restrito(A,d,L,1,M,m,n,E)
   modelo = Model(CPLEX.Optimizer)
    Ovariables modelo begin
        x[j in 1:n] >=0, Int
       y[j in 1:n], Bin
    end
    @objective(modelo, Min, sum((L - sum(A[i,j]*l[i] for i in 1:m))*x[j]
                                 for j in 1:n) )
    @constraints modelo begin
        con1[i in 1:m], sum(A[i,j]*x[j] for j in 1:n) >= d[i]
        con2[j in 1:n], x[j] \le M*y[j]
        con3, sum( y[j] for j in 1:n) <= E
    end
   optimize! (modelo)
    z1 = sum((L - sum(A[i,j]*l[i] for i in 1:m))*value(x[j]) for j in 1:n)
    z2 = sum(value(y[j]) for j in 1:n)
```

UTFPR

return (value.(x), value.(y), z1, z2)

Problema 5: colocando o problema restrito em um looping:



Importante:

- Para salvar a solução de um problema, pode usar o comando save inserindo o nome da variável e a extensão .jld2.
- Para este formato, instalar e rodar as bibliotecas FileIO JLD2 e usando:

```
\label{file_save} File_{10.save}("x_values.jld2","RH",x) \\ ou seja, salva o vetor das variáveis ótimas <math>x no arquivo x_values.jld2
```

 Para fazer o load do arquivo salvo, basta entrar com FileIO.load("x_values.jld2","RH")



Referências I

- D. P. Corina, L. S. Jose-Robertson, A. Guillemin, J. High, and A. R. Braun, "Language lateralization in a bimanual language," *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 15, no. 5, pp. 718–730, 2003.
- J. Bezanson, A. Edelman, S. Karpinski, and V. B. Shah, "Julia: A fresh approach to numerical computing," *SIAM review*, vol. 59, no. 1, pp. 65–98, 2017.
- A. Edelman, "Julia: A fresh approach to technical computing and data processing," tech. rep., MASSACHUSETTS INST OF TECH CAMBRIDGE CAMBRIDGE, 2019.
- I. Balbaert, Getting Started with Julia Programming: Enter the exciting world of Julia, a high-performance language for technical computing.

Packt Publishing, 2015.



Referências II



I. Dunning, J. Huchette, and M. Lubin, "JuMP: A modeling language for mathematical optimization," *SIAM Review*, vol. 59, pp. 295–320, 2017.

