

# Algoritmos para $r$ -Arborescências Geradoras Mínimas em Digrafos: Uma Aplicação Web Interativa

Lorena Sampaio, Samira Haddad  
Orientador: Prof. Dr. Mário Leston Rey

Universidade Federal do ABC  
Centro de Matemática, Computação e Cognição

27 de novembro de 2025

# Sumário



- 1 Introdução
- 2 Algoritmo de Chu-Liu-Edmonds
- 3 Algoritmo de András Frank
- 4 Resultados Experimentais
- 5 Didática do Abstrato
- 6 Conclusões
- 7 Aplicação Web
- 8 Conclusões

# O Problema



## Encontrar uma $r$ -Arborescência Geradora de Custo Mínimo

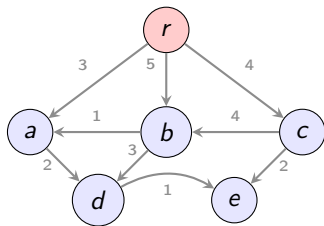
Dado um  $r$ -digrafo ponderado  $(D, w, r)$ :

- Encontrar uma  $r$ -arborescência geradora de custo mínimo de  $D$

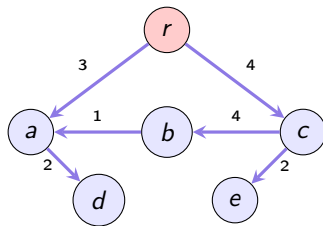
## Algoritmos estudados:

- 1 Chu-Liu-Edmonds (1965-67)
- 2 András Frank (1981-2014)

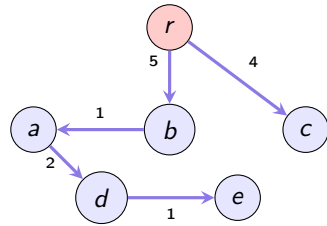
# Exemplo: $r$ -Arborescência Geradora Mínima



Digrafo Original

 $r$ -Arborescência Geradora

Custo: 16



Geradora Mínima

Custo: 13

# Algoritmo de Chu-Liu-Edmonds

# Chu-Liu-Edmonds

Algoritmo Recursivo: dado um  $r$ -digrafo ponderado  $(D, w, r)$

$\text{chu-liu-edmonds}((D, w, r))$ :

- 1 **Reduzir custos**: para cada vértice  $v \neq r$ , subtrair  $\lambda(v) = \min\{w(a) : a \in \delta^-(v)\}$
- 2 **Construir  $D_0$** : escolhendo um arco  $a_v$  de custo reduzido zero para cada  $v \neq r$
- 3 **Verificar**: se  $D_0$  é uma  $r$ -arborescência  $\Rightarrow$  **devolver**  $D_0$   
Caso contrário:
- 4 **Contração**: encontrar ciclo  $C$  em  $D_0$  e contrair
- 5 **Chamada recursiva**: Seja  $D' = D/C$  e  $w' = w_\lambda/C$ . Calcular  $T' = \text{chu-liu-edmonds}(D', w', r)$
- 6 **Devolver**: expandir( $T'$ )

# Exemplo: Escolha Gulosa

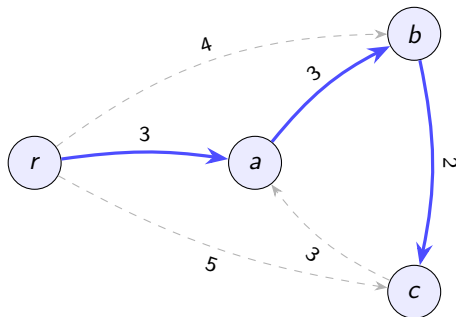
## Definição:

Para cada  $v \neq r$ , escolher um arco  $a_v$  de custo mínimo que entra em  $v$ :

$$T := \{a_v : v \in V \setminus \{r\}\}$$

## Propriedade:

Se  $T$  é uma  $r$ -arborescência, então  $T$  tem custo mínimo.



## Resultado

$T = \{(r, a), (a, b), (b, c)\}$  é uma  $r$ -arborescência de custo mínimo!

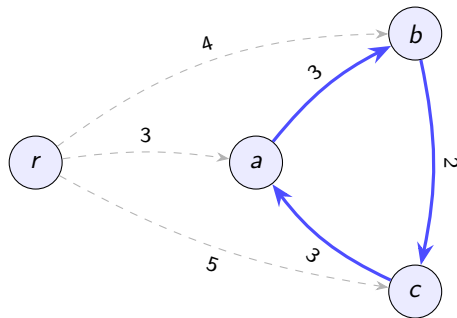
# E quando a escolha gulosa falha?

## Problema:

A escolha gulosa pode produzir um conjunto  $T$  que *não* é uma  $r$ -arborescência.

## Exemplo:

Os arcs de custo mínimo formam um ciclo  $(a, b, c, a)$  sem alcançar  $r$ .



Arcos azuis formam um **ciclo**!



# Passo 1: Redução de Custos

## Definição:

Para cada  $v \in V \setminus \{r\}$ :

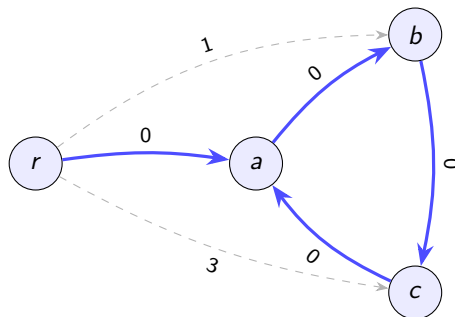
$$\lambda(v) := \min\{w(a) : a \in \delta^-(v)\}$$

Custo  $\lambda$ -reduzido:

$$w_\lambda(uv) := w(uv) - \lambda(v)$$

## Valores de $\lambda$ :

- $\lambda(a) = 3$ ,  $\lambda(b) = 3$ ,  $\lambda(c) = 2$



Arcos do ciclo têm custo zero!

Arcos com custo zero são candidatos para  $D_0$

# Passo 1: Implementação - Redução de Custos



## Função reduce\_weights:

```
def reduce_weights(D: nx.DiGraph, v: int):
    in_edges = D.in_edges(v, data=True)
    yv = min((data["w"]
              for _, _, data in in_edges
              ))
    for u, _, _ in in_edges:
        D[u][v]["w"] -= yv
```

## Descrição:

- Calcula  $\lambda(v) = \min\{w(a) : a \in \delta^-(v)\}$
- Reduz o custo de cada arco que entra em  $v$
- Complexidade:  $O(k)$  onde  $k$  é o número de arcos entrando em  $v$

## Resultado

Após executar `reduce_weights(D, v)` para cada  $v \neq r$ , todos os vértices têm ao menos um arco de entrada com custo zero.

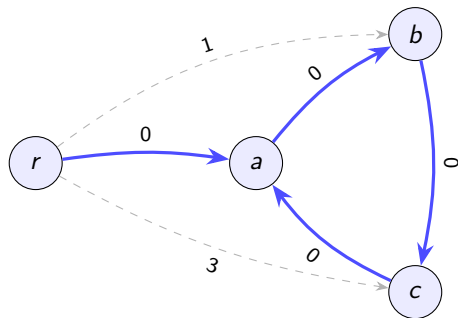
## Passo 2: Construção de $D_0$

**Formação de  $D_0$ :** Para cada  $v \neq r$ , escolher um arco  $a_v \in \delta^-(v)$  com  $w_\lambda(a_v) = 0$  formar:

$$D_0 := (V, \{a_v : v \in V \setminus \{r\}\})$$

**Arcos escolhidos:**

- $(r, a)$
- $(a, b), (c, a)$



## Passo 2: Implementação - Construção de $D_0$



### Função get\_Dzero:

```
def get_Dzero(D: nx.DiGraph, r: int):
    D_zero = nx.DiGraph()
    for v in D.nodes():
        if v != r:
            in_edges = D.in_edges(v,
                                   data=True)
            u = next((u for u, _, data
                       in in_edges
                       if data["w"] == 0))
            D_zero.add_edge(u, v)
    return D_zero
```

### Descrição:

- Para cada vértice  $v \neq r$ , seleciona um arco com custo zero
- Constrói subdigrafo gerador  $D_0$
- Garantido existir arco de custo zero após redução

### Observação

Se  $D_0$  for uma arborescência, então  $D_0$  é necessariamente uma  $r$ -arborescência ótima.

## Passo 3: Verificação de $D_0$

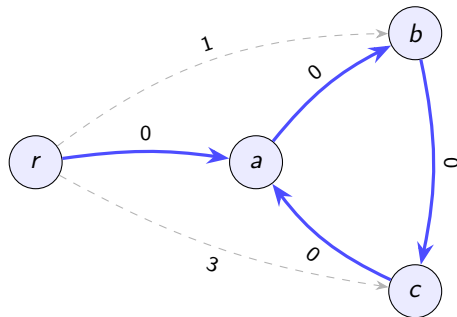
### Verificar:

Se  $D_0$  é uma  $r$ -arborescência  $\Rightarrow$  **devolver**  $D_0$

### Caso contrário:

$D_0$  contém algum ciclo  $C$ .

$\Rightarrow$  **prosseguir** para os passos 4 e 5.



$D_0$  não é uma  $r$ -arborescência!

Neste exemplo,  $D_0 = \{(r, a), (a, b), (c, a)\}$  não forma uma  $r$ -arborescência pois contém o ciclo  $(a, b, c, a)$ .

## Passo 3: Implementação - Verificação de $D_0$



### Verificação se é arborescência:

```
# Verificar se D_zero eh arborescencia
if nx.is_arborescence(D_zero):
    # Restaurar pesos originais
    for u, v in D_zero.edges:
        D_zero[u][v]["w"] = D[u][v]["w"]
    return D_zero
```

*Esse trecho faz parte do caso base da função recursiva principal.*

### Caso Base

Se  $D_0$  é uma arborescência, então ela é a  $r$ -arborescência de custo mínimo. Restauramos os pesos originais e devolvemos.

## Passo 4: Contração de Ciclos

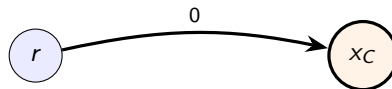
### Operação:

Contrair ciclo  $C$  em supervértice  $x_C$ .

**Novo problema:**  $(D', w', r)$  onde:

- $D' := D/C \mapsto x_C$
- $w' := w_\lambda/C \mapsto x_C$

O arco de  $D'$  que entra em  $x_C$  deve corresponder ao arco de  $D$  que entra em algum vértice de  $C$



Digrafo contraído  $D'$  - *podem ter arcos saindo de  $x_C$  em  $D'$ .*

### Propriedade

Uma solução ótima em  $D'$  pode ser expandida para uma solução ótima em  $D$ .

## Passo 4: Implementação - Contração de Ciclos (1/3)



### Detecção de ciclo:

```
def find_cycle(D_zero: nx.DiGraph):  
    nodes_in_cycle = set()  
    for u, v, _ in nx.find_cycle(  
        D_zero, orientation="original"):  
        nodes_in_cycle.update([u, v])  
    return D_zero.subgraph(nodes_in_cycle).to_directed()
```

### Descrição

- Usa `nx.find_cycle` para encontrar arcos do ciclo
- Coleta todos os vértices envolvidos
- Retorna subdigrafo induzido pelos vértices do ciclo



# Passo 4: Implementação - Contração de Ciclos (2/3)



## Arcos essenciais que entram no ciclo:

```
def contract_cycle(D: nx.DiGraph, C: nx.DiGraph,
                  label: int):
    cycle_nodes: set[int] = set(C.nodes())
    # Arcos essenciais entrando no ciclo
    in_to_cycle: dict[int, tuple[int, float]] = {}
    for u in D.nodes:
        if u not in cycle_nodes:
            min_weight_edge_to_cycle = min(
                ((v, data["w"])
                 for _, v, data in D.out_edges(u, data=True)
                 if v in cycle_nodes),
                key=lambda x: x[1], default=None)
            if min_weight_edge_to_cycle:
                in_to_cycle[u] = min_weight_edge_to_cycle
    for u, (v, w) in in_to_cycle.items():
        D.add_edge(u, label, w=w)
```

Para cada vértice externo, encontra o arco de menor custo que entra no ciclo.

## Passo 4: Implementação - Contração de Ciclos (3/3)



### Arcos essenciais que saem do ciclo:

```
# Arcos essenciais saindo do ciclo
out_from_cycle: dict[int, tuple[int, float]] = {}
for v in D.nodes:
    if v not in cycle_nodes:
        min_weight_edge_from_cycle = min(
            ((u, data["w"])
             for u, _, data in D.in_edges(v, data=True)
             if u in cycle_nodes),
            key=lambda x: x[1], default=None)
        if min_weight_edge_from_cycle:
            out_from_cycle[v] = min_weight_edge_from_cycle
for v, (u, w) in out_from_cycle.items():
    D.add_edge(label, v, w=w)
D.remove_nodes_from(cycle_nodes)
return in_to_cycle, out_from_cycle
```

Encontra o arco de menor custo que sai do ciclo para cada vértice externo. Os dicionários retornados serão usados na expansão.

## Passo 5: Chamada Recursiva

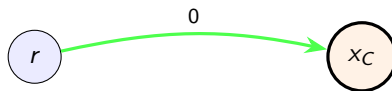


**Novo problema:**  $(D', w', r)$

**Chamada recursiva:**

$$T' := \text{chu-liu-edmonds}(D', w', r)$$

**Resultado:**  $T'$  é uma  $r$ -arborescência de custo mínimo em  $(D', w')$



$r$ -arborescência ótima em  $D'$

# Passo 5: Implementação - Chamada Recursiva



## Estrutura recursiva:

```
def chuliu_edmonds(D: nx.DiGraph, r: int, label: int):
    D_copy = cast(nx.DiGraph, D.copy())
    # Reducao de custos
    for v in D_copy.nodes:
        if v != r:
            reduce_weights(D_copy, v)
    D_zero = get_Dzero(D_copy, r)
    if nx.is_arborescence(D_zero):
        # Restaurar pesos e devolver
        for u, v in D_zero.edges:
            D_zero[u][v]["w"] = D[u][v]["w"]
        return D_zero
    # Contrair ciclo e recursao
    C = find_cycle(D_zero)
    in_to_cycle, out_from_cycle =
        contract_cycle(D_copy, C, label)
    F_prime = chuliu_edmonds(D_copy, r, label + 1)
    # ... expansao ...
```

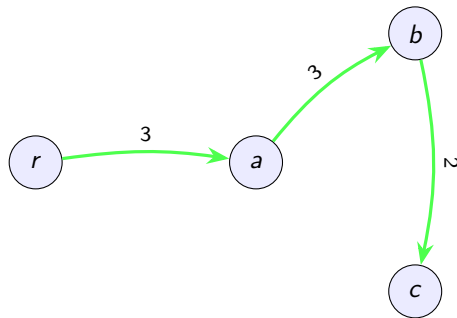
# Passo 6: Reexpansão da Solução

**Dado:**  $T'$  ótima em  $(D', w')$

**Construir:**  $T$  ótima em  $(D, w)$

**Procedimento:**

- 1 Seja  $uv$  o arco de  $D$  correspondente ao arco  $ux_C$  de  $T'$
- 2 Incluir  $uv$  em  $T$
- 3 Incluir todos os arcos de  $C$  exceto aquele que entra em  $v$



**Resultado:**  $T$  é uma  $r$ -arborescência de custo mínimo

$r$ -arborescência final no digrafo original

## Passo 6: Implementação - Reexpansão (1/2)



### Encontrar e adicionar arco correspondente:

```
# F_prime: solucao em D' (com supervertice)
# Encontrar arco que entra em label
in_edge = next(iter(
    F_prime.in_edges(label, data=True)))
u, _, _ = cast(tuple, in_edge)

# Arco correspondente em D original
v, _ = in_to_cycle[u]
F_prime.add_edge(u, v)

# Adicionar arcos do ciclo (exceto o que entra em v)
for u_c, v_c in C.edges:
    if v != v_c:
        F_prime.add_edge(u_c, v_c)
```

**Observação:** Identifica qual arco do ciclo não será incluído na solução final.

## Passo 6: Implementação - Reexpansão (2/2)



### Transferir arcos externos e restaurar pesos:

```
# Arcos que saem do supervertice
for _, z, _ in list(
    F_prime.out_edges(label, data=True)):
    u_cycle, _ = out_from_cycle[z]
    F_prime.add_edge(u_cycle, z)

# Remover supervertice
F_prime.remove_node(label)

# Restaurar pesos originais
for u, v in F_prime.edges:
    F_prime[u][v]["w"] = D[u][v]["w"]

return F_prime
```

**Correção:** A expansão garante que  $T$  é uma  $r$ -arborescência ótima no digrafo original.

# Complexidade do Algoritmo



## Análise de Complexidade:

- Cada chamada recursiva reduz o número de vértices em pelo menos 1
- No pior caso, pode haver até  $O(n)$  chamadas recursivas
- Cada chamada envolve operações de redução de custos, construção de  $D_0$ , detecção de ciclos e contração, cada uma com complexidade  $O(m)$

## Complexidade Total:

$$O(n \cdot m)$$

onde  $n$  é o número de vértices e  $m$  é o número de arcos no digrafo original.



# Intermissão



## Algoritmo de András Frank

# Algoritmo de András Frank



## Abordagem em Duas Fases

**Fase I (Fulkerson):** Construir cobertura de  $r$ -conjuntos via redução de custos

**Fase II (Frank):** Extrair  $r$ -arborescência geradora da cobertura

### Objetivo da Fase I:

Construir uma sequência  $\sigma = ((f_i, R_i, \lambda_i))_{i \in [k]}$  tal que:

- $F := \{f_i : i \in [k]\}$  é uma **cobertura de  $r$ -conjuntos**
- A sequência  $(R_i, \lambda_i)_{i \in [k]}$  é  **$w$ -disjunta**

### Objetivo da Fase II:

Extrair  $r$ -arborescência geradora mínima usando  $F$  e a propriedade  $w$ -disjunta.

# Fase I: Conceitos Fundamentais



## Definições:

### $r$ -conjunto minimal

Um  $r$ -conjunto  $R$  é **minimal não coberto por  $F$**  se:

- $F$  não entra em  $R$  (i.e.,  $F \cap \delta^-(R) = \emptyset$ )
- Para todo  $\emptyset \subset R' \subset R$ , existe arco de  $F$  que entra em  $R'$

### Sequência $w$ -disjunta

Uma sequência  $((R_i, \lambda_i))_{i \in [k]}$  é  **$w$ -disjunta** se:

$$\sum_{i \in [k]} \lambda_i [a \in \delta^-(R_i)] \leq w(a) \quad \text{para cada } a \in A(D)$$

A soma dos  $\lambda_i$  sobre os conjuntos que  $a$  entra não excede o peso de  $a$ .

# Fase I: Algoritmo de Fulkerson



## Processo iterativo

Dado: um  $r$ -digrafo ponderado  $(D, w, r)$

### 1 Inicializar:

- $c := w$  (custos correntes)
- $\sigma := \epsilon$  (sequência vazia)
- $F := \emptyset$  (conjunto de arcos selecionados)

### 2 Enquanto existir fonte $R_k$ em $\mathcal{C}(D_0)$ com $r \notin R_k$ :

- Calcular  $\lambda_k := \min\{c(a) : a \in \delta^-(R_k)\}$
- Selecionar  $f_k \in \delta^-(R_k)$  com  $c(f_k) = \lambda_k$
- $\sigma := \sigma \cdot (f_k, R_k, \lambda_k)$
- $F := F \cup \{f_k\}$
- $c := c - \lambda_k 1_{\delta^-(R_k)}$  (reduzir custos)
- $D_0 := (V, F)$  (atualizar digrafo auxiliar)

### 3 Devolver: $\sigma$

# Fase I: Encontrando $r$ -conjuntos Minimais



**Como encontrar um  $r$ -conjunto minimal não coberto?**

Seja  $D_0 := (V, F)$  onde  $F = \{f_i : i \in [k]\}$ .

- ➊ Calcular a condensação  $\mathcal{C}(D_0)$
- ➋ Identificar componentes fortemente conexas (CFCs)
- ➌ Encontrar uma fonte  $S$  em  $\mathcal{C}(D_0)$  tal que  $r \notin S$

## Proposição

Toda fonte  $S$  de  $\mathcal{C}(D_0)$  com  $r \notin S$  é um  $r$ -conjunto minimal não coberto por  $F$ .

**Complexidade:** identificação de CFCs em  $O(|A|)$  usando Kosaraju.

# Fase I: Implementação - Encontrar $r$ -conjunto Minimal (1/3)



## Função phase1:

```
def phase1(D: nx.DiGraph, r: int):
    D_copy = D.copy()
    sigma = []
    D_zero = nx.DiGraph()
    D_zero.add_nodes_from(D_copy.nodes())

    while True:
        C = nx.condensation(D_zero)
        sources = [x for x in C.nodes()
                   if C.in_degree(x) == 0]
        if len(sources) == 1:
            break

        for s in sources:
            X = C.nodes[s]["members"]
            if r in X:
                continue
            # ... (continua no proximo slide)
```

**Observação:** Loop principal até todos  $r$ -conjuntos estarem cobertos

# Fase I: Implementação - Seleção de Arcos (2/3)



## Continuação da função phase1:

```
# ... (continuacao do loop)
arcs = [(u, v, data)
        for u, v, data in D_copy.edges(data=True)
        if u not in X and v in X]

min_weight = min(data["w"] for _, _, data in arcs)
a = update_weights(D_copy, arcs, min_weight)

D_zero.add_edge(a[0], a[1])
sigma.append((a, X, min_weight))

return sigma
```

**Complexidade:**  $O(|V||A|)$  - limitado por  $2|V| - 1$  iterações

# Fase I: Implementação - Atualização de Pesos (3/3)

## Função update\_weights:

```
def update_weights(D: nx.DiGraph,  
                  arcs: list[tuple[int, int, dict]],  
                  min_weight: float):  
    for u, v, _ in arcs:  
        D[u][v]["w"] -= min_weight  
        if D[u][v]["w"] == 0:  
            a = (u, v)  
    return a
```

## Descrição

- Reduz peso de todos arcos que entram no  $r$ -conjunto
- Devolve arco com peso zero (custo reduzido mínimo)
- Atualiza o digrafo in-place



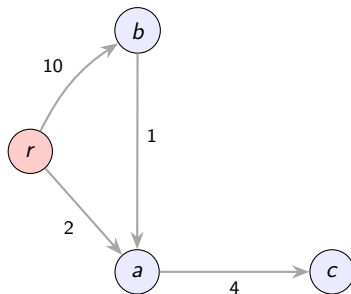
# Exemplo: Digrafo Inicial

**Digrafo ponderado  $(D, w, r)$ :**

- Vértices:  $\{r, a, b, c\}$
- Raiz:  $r$

**Pesos dos arcos:**

- $(r, a) : 2$ ,  $(r, b) : 10$
- $(b, a) : 1$ ,  $(a, c) : 4$



## Problema

Aplicar o algoritmo de András Frank para encontrar a  $r$ -arborescência geradora de custo mínimo.

# Fase I: Iteração 1 - Encontrar $r$ -conjunto Minimal

## Estado inicial:

- $F = \emptyset$  (nenhum arco selecionado)
- $D_0 = (V, \emptyset)$
- $\mathcal{C}(D_0)$  tem 4 fontes

## Fontes que são $r$ -conjuntos:

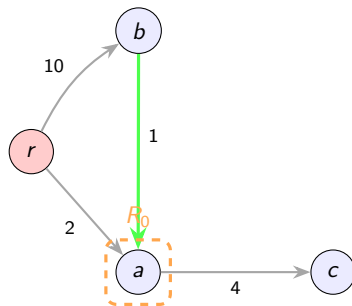
- $\{a\}, \{b\}, \{c\}$

## Escolha:

$R_0 = \{a\}$  (minimal)

## Arcos que entram em $\{a\}$ :

- $(r, a) : 2$
- $(b, a) : 1 \leftarrow$  **mínimo**



$$\lambda_0 = 1, f_0 = (b, a)$$

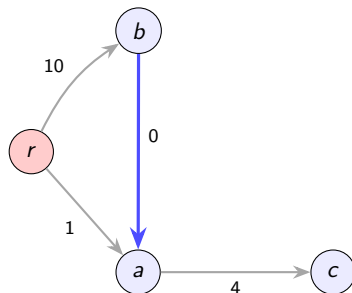
## Fase I: Iteração 2 - Redução de Custos

## Atualização:

- $\sigma = [(f_0, R_0, \lambda_0)]$
- $F = \{(b, a)\}$
- $D_0 = (V, \{(b, a)\})$

## Redução de custos:

- $c(r, a) = 2 - 1 = 1$
- $c(b, a) = 1 - 1 = 0 \checkmark$



Arcos azuis têm custo zero

## Observação

Custos são reduzidos para garantir que  $\sigma$  seja  $w$ -disjunta.

## Fase I: Iteração 3 - Redução de Custos

## Atualização:

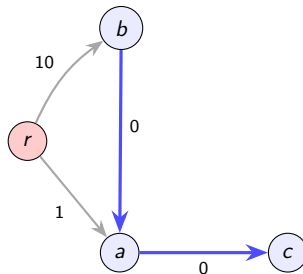
- $F = \{(b, a), (a, c)\}$
- $D_0 = (V, F)$

## Redução:

- $c(a, c) = 4 - 4 = 0 \checkmark$

$\mathcal{C}(D_0)$  com  $F = \{(b, a), (a, c)\}$ :

- CFCs:  $\{r\}, \{b\}, \{a\}, \{c\}$
- Fontes em  $D_0$ :  $\{r\}, \{b\}$



Arcos com custo zero em azul

## Fase I: Iteração 4 - Redução de Custos

**Estado:**  $F = \{(b, a), (a, c)\}$

$\mathcal{C}(D_0)$  ainda tem:

- Fonte  $\{b\}$  não contém  $r$

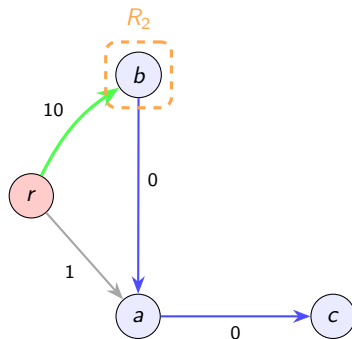
**Escolha:**  $R_2 = \{b\}$

Arcos que entram em  $\{b\}$ :

- $(r, b) : 10 \leftarrow$  único arco

**Seleção:**

- $\lambda_2 = 10$
- $f_2 = (r, b)$



## Fase I: Iteração 5 - Estado Final

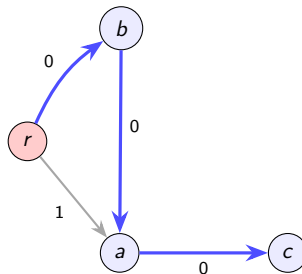
## Atualização:

- $F = \{(b, a), (a, c), (r, b)\}$
- $D_0 = (V, F)$

## Redução:

- $c(r, b) = 10 - 10 = 0$

$\mathcal{C}(D_0)$  com  $F = \{(b, a), (a, c), (r, b)\}$ :



Condição de parada satisfeita!

Todos arcos de  $F$  têm custo zero!

## Sequência devolvida

$\sigma = [(f_0 = (b, a), R_0 = \{a\}, \lambda_0 = 1), (f_1 = (a, c), R_1 = \{c\}, \lambda_1 = 4), (f_2 = (r, b), R_2 = \{b\}, \lambda_2 = 10)]$

# Intermissão



## Fase II: Duas Abordagens

# Fase II: Construção da Arborescência



**Entrada:** Sequência  $(f_i)_{i \in [k]}$  da Fase I

**Objetivo:** Extrair  $J \subseteq \{f_i : i \in [k]\}$  que é uma  $r$ -arborescência geradora

**Algoritmo guloso:**

- 1 Iniciar com  $U := \{r\}$  e  $J := \emptyset$
- 2 Para  $t = 1$  até  $|V| - 1$ :
  - Para cada  $f_i = (u_i, v_i)$  na sequência:
  - Se  $u_i \in U$  e  $v_i \notin U$ :
    - $U := U \cup \{v_i\}$
    - $J := J \cup \{f_i\}$
    - Passar para próxima iteração

## Invariante

Em cada iteração,  $\varrho_J(R_i) \leq 1$  para todo  $i \in [k]$



# Fase II: Implementação - Versão Lista



## Versão 1: Iteração sobre lista

```
def phase2(D: nx.DiGraph, r: int,
          F: list[tuple[int, int]]):
    Arb = nx.DiGraph()
    Arb.add_node(r)
    n = len(D.nodes())

    for _ in range(n - 1):
        for u, v in F:
            if u in Arb.nodes() and v not in Arb.nodes():
                edge_data = D.get_edge_data(u, v)
                Arb.add_edge(u, v, **edge_data)
                break

    return Arb
```

**Complexidade:**  $O(|V||F|) = O(|V|^2)$  pois  $|F| \leq 2|V| - 1$

# Fase II: Implementação - Versão Heap



## Versão 2: Usando fila de prioridade (estilo Dijkstra)

```
def phase2_v2(D, r, F):
    Arb = nx.DiGraph()
    for i, (u, v) in enumerate(F):
        Arb.add_edge(u, v, w=i) # prioridade = indice

    V = {r}
    q = []
    for u, v, data in Arb.out_edges(r, data=True):
        heapq.heappush(q, (data["w"], u, v))

    J = nx.DiGraph()
    while q:
        _, u, v = heapq.heappop(q)
        if v in V: continue
        J.add_edge(u, v, w=D[u][v]["w"])
        V.add(v)
        for x, y, data in Arb.out_edges(v, data=True):
            heapq.heappush(q, (data["w"], x, y))
    return J
```

**Complexidade:**  $O(|V| \log |V|)$  usando heap binário

# Algoritmo Completo de Frank

## Composição das duas fases:

```
def andras_frank(D: nx.DiGraph, r: int):
    # Fase I: construir cobertura
    sigma = phase1(D, r)
    F = [f for f, _, _ in sigma]
    # Fase II: extrair arborescencia
    J = phase2_v2(D, r, F)
    return J
```

## Complexidade Total

- Fase I:  $O(|V||A|)$
- Fase II:  $O(|V| \log |V|)$  (heap)
- **Total:**  $O(|V|(|A| + \log |V|))$

A Fase II é significativamente mais rápida usando heap do que lista!

# Fase II: Exemplo - Extração da Arborescência

## Entrada da Fase II:

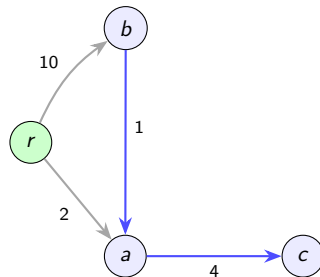
- $F = [f_0, f_1, f_2] = [(b, a), (a, c), (r, b)]$

## Estado inicial:

- $U = \{r\}$  (alcançados)
- $J = \emptyset$  (arborescência)

## Objetivo:

- Selecionar  $|V| - 1 = 3$  arcos
- Manter propriedade de arborescência



Verde = vértices em  $U$

## Observação

Fase II precisa considerar **todos** arcos de  $D$ , não apenas  $F$ .

## Fase II: Iteração 1

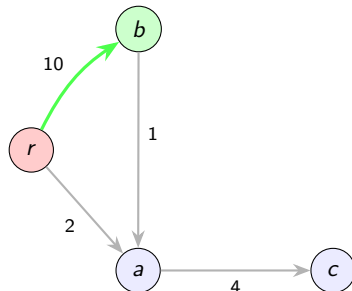
Estado:  $U = \{r\}$ ,  $J = \emptyset$

Procurar em  $F$ :

- $f_0 = (b, a)$ :  $b \notin U \times$
- $f_1 = (a, c)$ :  $a \notin U \times$
- $f_2 = (r, b)$ :  $r \in U$ ,  $b \notin U \checkmark$

Ação:

- Adicionar  $(r, b)$  a  $J$
- $U := U \cup \{b\} = \{r, b\}$



$J = \{(r, b)\}$ , custo = 10

## Fase II: Iteração 2

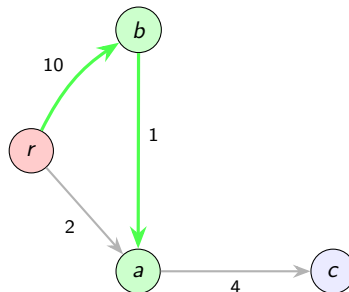
**Estado:**  $U = \{r, b\}$ ,  $J = \{(r, b)\}$

**Procurar em  $F$ :**

- $f_0 = (b, a)$ :  $b \in U$ ,  $a \notin U$  ✓

**Ação:**

- Adicionar  $(b, a)$  a  $J$
- $U := U \cup \{a\} = \{r, b, a\}$



$J = \{(r, b), (b, a)\}$ , custo = 11

## Fase II: Iteração 3 - Estado Final

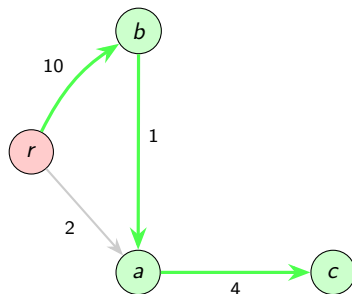
**Estado:**  $U = \{r, b, a\}$ ,  $|J| = 2$

**Procurar em  $F$ :**

- $f_1 = (a, c)$ :  $a \in U$ ,  $c \notin U$  ✓

**Ação:**

- Adicionar  $(a, c)$  a  $J$
- $U := U \cup \{c\} = V$
- $|J| = 3 = |V| - 1$  ✓



$J = r$ -arborescência geradora!

## Resultado Final

$J = \{(r, b), (b, a), (a, c)\}$  com custo  $w(J) = 10 + 1 + 4 = 15$  (custo mínimo!)

# Intermissão



## Chu-Liu-Edmonds vs András Frank



# Comparação de Desempenho



**Experimentos:** 2000 digrafos aleatórios,  $|V| \in [101, 4996]$

Algoritmo	Tempo Mediano	Tempo Médio
Chu-Liu-Edmonds	0,25 s	0,58 s
Frank Fase I	8,93 s	12,40 s
Frank Fase II (lista)	0,98 s	1,34 s
Frank Fase II (heap)	<b>0,016 s</b>	<b>0,020 s</b>

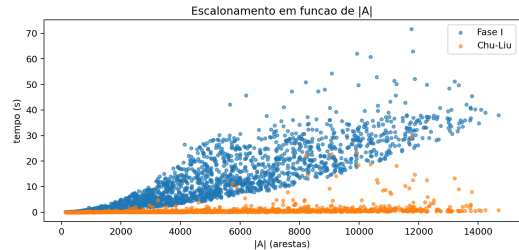
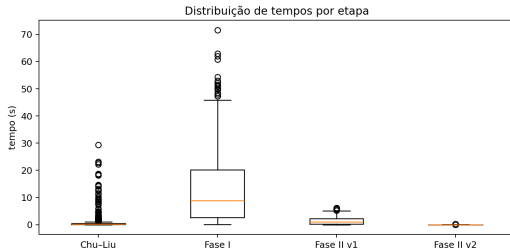
## Speedup Fase II

Heap vs Lista: aceleração de **58,12 vezes** (mediana)

# Escalonamento e Consumo de Memória

## Escalonamento temporal:

- Tempo cresce linearmente com o número de arestas
- Fase I de Frank domina o tempo total
- Fase II (heap) é residual e muito rápida



# Principais Resultados



- **Corretude validada:** custos idênticos em todas as instâncias
- **Chu-Liu-Edmonds** mais rápido para construção direta
  - Mediana: 0,25 s vs 8,93 s (Fase I Frank)
- **Otimização heap** fundamental na Fase II
  - Speedup:  $58\times$  (mediana),  $61\times$  (média)
- **Comportamento prático** muito melhor que limites teóricos
  - Contrações: mediana 2 (limite  $O(n)$ )
  - Memória modesta: 11,5 MB

# Conclusões dos Experimentos



- Equivalência teórica e prática dos algoritmos confirmada
- Chu-Liu/Edmonds é mais eficiente
- Fase I de Frank é o gargalo computacional
- Heap na Fase II traz ganhos práticos expressivos
- Algoritmos são escaláveis e viáveis para grandes digrafos

# Intermissão



## Didática do Abstrato

# Fundamentos Cognitivos e Didáticos



## Desafios do Ensino de Matemática Abstrata

- Conhecimento abstrato exige transitar entre registros: intuitivo, visual, simbólico e formal.
- **Carga cognitiva:**
  - Intrínseca: complexidade dos conceitos e pré-requisitos.
  - Extrínseca: forma de apresentação e coordenação entre texto, fórmulas e figuras.
  - Pertinente: esforço dedicado à organização dos esquemas mentais.
- Combinar representações verbais e visuais reduz sobrecarga e favorece integração semântica.

# Desafios na Ensino de Algoritmos de Grafos



## Três Eixos de Dificuldade

- ❶ **Decisões locais vs. coerência global:** Escolhas localmente ótimas podem gerar ciclos, dificultando a compreensão da solução global.
- ❷ **Contração e expansão:** Transitar entre grafo original, condensado e reexpansão exige rastreabilidade e clareza sobre o que muda e o que permanece.
- ❸ **Relação com a teoria primal-dual:** Dificuldade em conectar ações operacionais do algoritmo com fundamentos teóricos e certificados de otimalidade.

**Solução:** Visualização e interação bem projetadas facilitam a integração entre prática e teoria.

# O Ecossistema de Ferramentas para Ensino de Grafos



## Categorias de Ferramentas Digitais

- **Diagramas programáveis:** Visualização estável e integrada ao texto matemático (*Graphviz*, *TikZ*).
- **Exploração e edição de grafos:** Manipulação gráfica e análise estrutural (*Gephi*, *yEd*, *Cytoscape*).
- **Visualização de algoritmos:** Animações e explicações dinâmicas (*VisuAlgo*).
- **Ambientes programáveis:** Integração de código, texto e visualização para exemplos reprodutíveis (*Jupyter*, *NetworkX*).

Nenhuma ferramenta cobre todos os aspectos didáticos de forma integrada. A aplicação proposta busca preencher essa lacuna.



# Objetivos da Ferramenta Didática



- Facilitar a compreensão dos algoritmos Chu-Liu-Edmonds e András Frank
- Permitir aos usuários interagir com grafos e observar o funcionamento dos algoritmos
- Fornecer feedback imediato sobre as operações realizadas
- Ser acessível via navegador web, sem necessidade de instalação

# Intermissão



## Aplicação Web

# Aplicação web

Ferramenta web interativa para ensino de algoritmos de arborescências dirigidas, permitindo visualização passo a passo, edição livre de grafos e exportação de resultados, com arquitetura modular e foco didático.

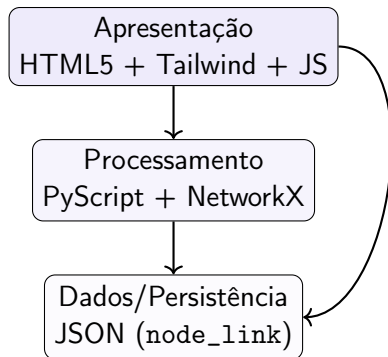
## Módulos principais:

- **Visualização Algorítmica:** Páginas para execução passo a passo dos algoritmos Chu-Liu-Edmonds e András Frank.
- **Modelagem Livre:** Editor sandbox para desenhar, testar e exportar grafos arbitrários.
- **Disseminação Científica:** Página informativa sobre o projeto e a dissertação.

# Arquitetura da Aplicação

## Estrutura em três camadas:

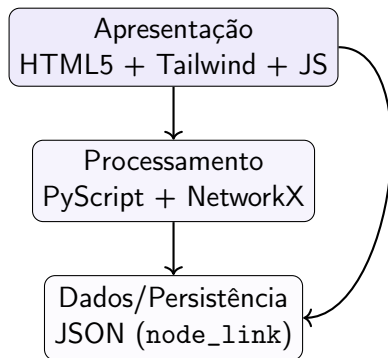
- **Apresentação:** Interface construída em HTML5, estilizada com Tailwind CSS e dinamizada por JavaScript.
- **Processamento (PyScript):** Executa algoritmos em Python (NetworkX) diretamente no navegador, gerando visualizações estáticas com Matplotlib.
- **Dados e Persistência:** Utiliza JSON (node\_link) para serializar grafos, armazenar pesos e permitir exportação/importação entre módulos.



# Arquitetura da Aplicação

## Benefícios:

- Processamento local e rápido
- Facilidade de uso e reprodutibilidade
- Modularidade e extensibilidade



# Princípios de IHC Aplicados



## Fundamentos para o Design da Ferramenta

O desenvolvimento da aplicação web foi guiado por oito princípios de Interação Humano-Computador (IHC), integrando heurísticas de usabilidade e teorias de aprendizagem:

- **Usabilidade:** Interface limpa, controles claros e navegação intuitiva.
- **Eficiência cognitiva:** Redução da carga mental, destaque para informações relevantes.
- **Feedback imediato:** Atualização visual e textual em tempo real a cada ação.
- **Engajamento ativo:** Usuário explora, manipula e prediz resultados.
- **Visão geral com detalhe sob demanda**
- **Consistência semântica:** Terminologia e estilos padronizados em toda a interface.
- **Múltiplos registros de representação:** Grafo visual, log textual e parâmetros simbólicos.
- **Prevenção e recuperação de erros**

# Intermissão



## Conclusões

# Contribuições do Trabalho



## 1 Implementação completa de dois algoritmos clássicos

- Chu-Liu-Edmonds: recursivo com contração
- András Frank: duas fases com otimização heap

## 2 Análise experimental detalhada

- 2000 instâncias aleatórias
- Comparação de desempenho e características estruturais

## 3 Aplicação web interativa

- Ferramenta didática para visualização
- Execução passo a passo dos algoritmos
- Design centrado no usuário



# Trabalhos Futuros



## Extensões Possíveis

- Implementar outras variantes (Tarjan, Gabow)
- Análise em grafos com estruturas especiais
- Paralelização dos algoritmos
- Extensão para grafos dinâmicos

## Melhorias na Aplicação

- Modo de edição visual de grafos
- Geração automática de casos de teste
- Exercícios interativos com correção automática
- Integração com plataformas de ensino (Moodle, Jupyter)

# Obrigado!

Perguntas?

<https://github.com/lorenypsum/graph-visualizer>