

MINERAÇÃO DE DADOS EM REDES COMPLEXAS

Prof. Ronaldo R. Goldschmidt

Instituto Militar de Engenharia

Seção de Engenharia de Computação (SE/8)

ronaldo.rgold@ime.eb.br / ronaldo.rgold@gmail.com

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

- Coleta de dados em vários formatos, por meio de diversos recursos/aplicações em várias áreas:
 - Internet, dispositivos móveis, sensores, sistemas de automação, sistemas de informação, ...
 - Redes sociais, AVAs, redes de telecomunicações, operações com cartões de crédito, ...
 - Governo, (Bio)Ciências, Finanças, Seguros, Segurança, ...
 - IoT (Internet of Things – Internet das Coisas)
- Quanta informação é criada a cada ano?



POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

- Segundo a revista Science (2011): o mundo foi capaz de armazenar **295 exabytes** de informação no ano de **2007**.
 - 1 exabyte = 1012 megabytes
 - Cerca de 800 megabytes para cada ser humano.
 - Equivalente ao conteúdo textual de mais de 300 livros.
- **Atualmente** a NASA possui dados na ordem de **bilhões de gigabytes**.
- Estima-se que em **2020**, a humanidade disporá de **44 zettabytes** de dados.
 - 1 zettabyte = 44 trilhões de gigabytes (44×2^{70} bytes)
 - Taxa de crescimento de dados mundial em torno de 40% ao ano na próxima década.

Fontes:

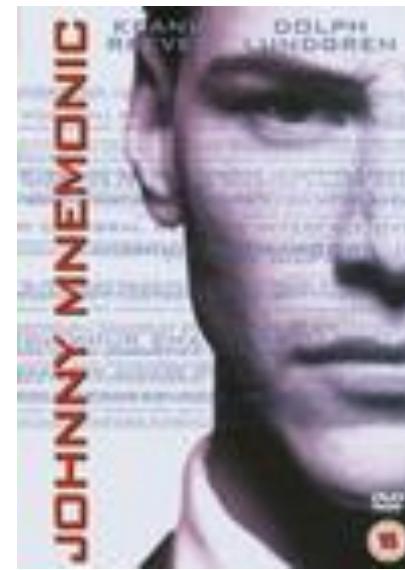
www.sciencemag.org/content/early/2011/02/09/science.1200970.full.pdf

<http://www.nasa.gov/open/plan/data-gov.html>

www.emc.com/leadership/digital-universe/index.htm

POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

- Nossa situação atual é a de **sobrecarga de informação...**



POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

Grandes Desafios da Pesquisa em Computação no Brasil (SBC, 2014)

Gestão da Informação em Grandes Volumes de Dados Multimídia Distribuídos

Ciência de Dados

Astronomia
Biologia
Defesa
Educação
Energia
Engenharia
Esporte
Física
Saúde
Etc...



Computação:

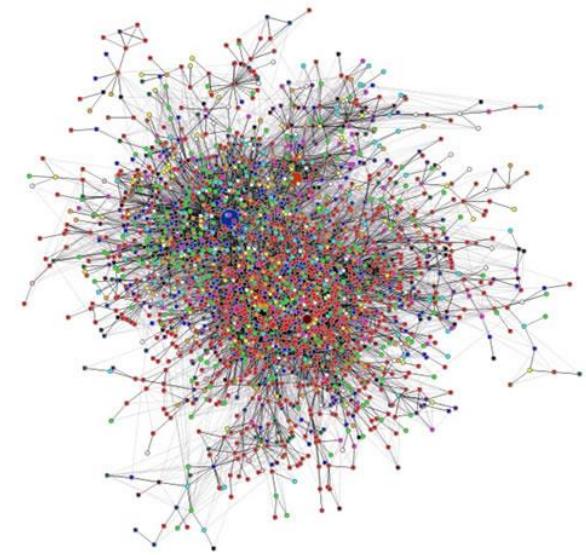
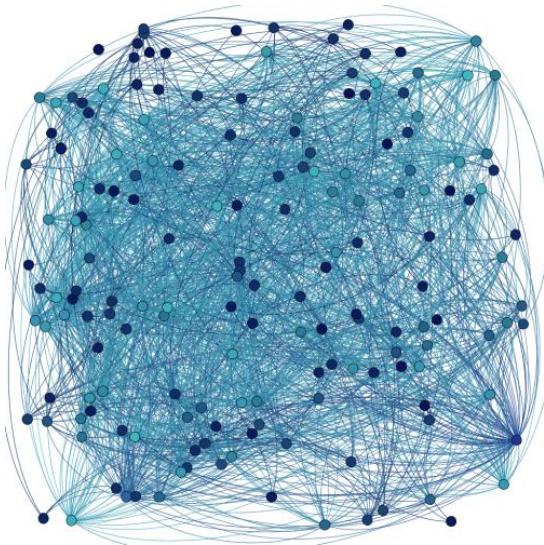
- Gerência de Dados
- Análise de Dados

Temas Relacionados:

- Workflows Científicos
- Procedência de Dados
- Web Semântica
- Mineração de Dados
- Etc...

POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

Tema de Interesse: Análise de Redes Complexas



Grande número de elementos fortemente interconectados

Compreensão da dinâmica evolutiva dessas redes

Mineração de Grafos

Heterogeneidade de elementos e de ligações

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

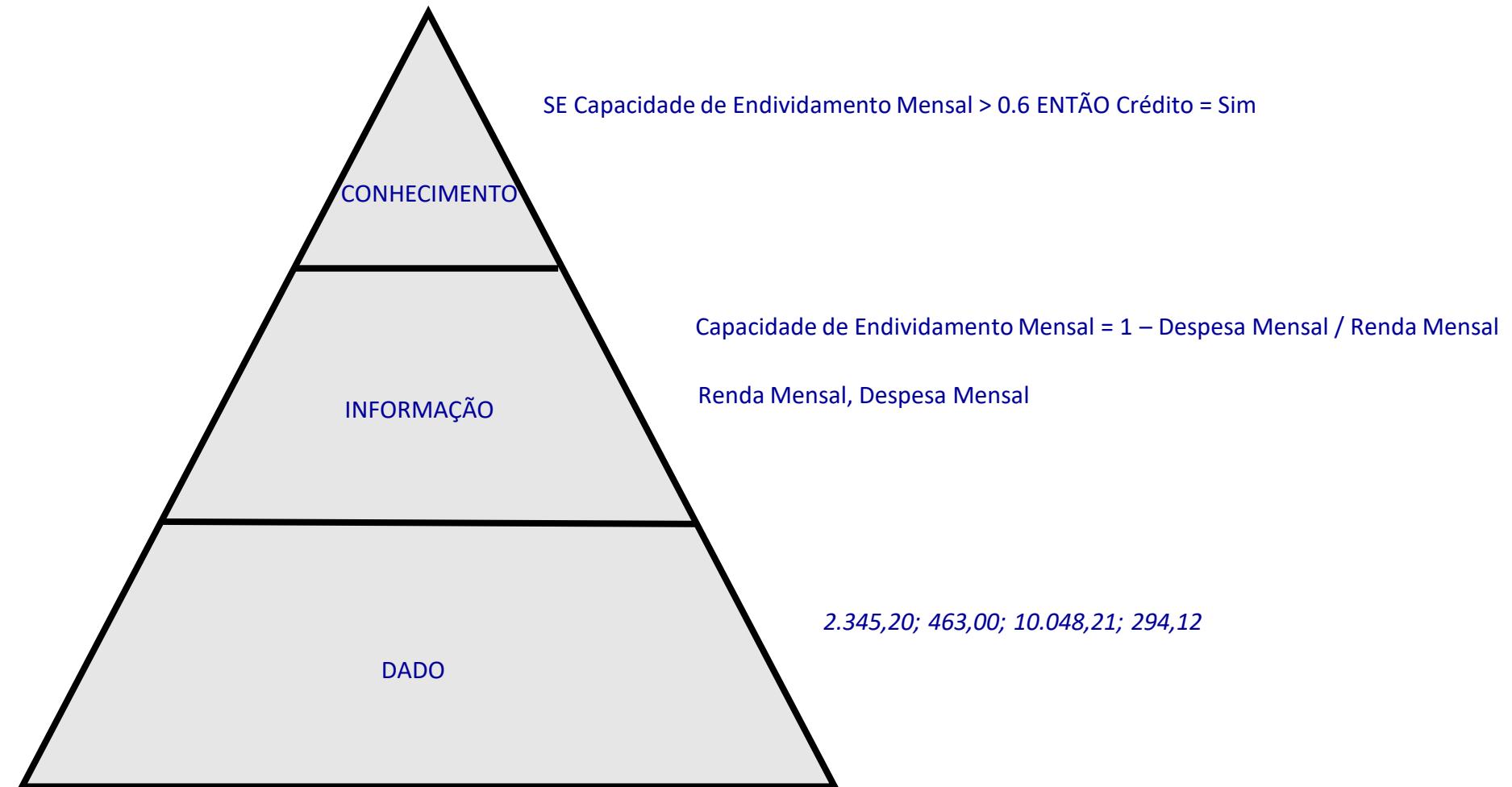
4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

CONCEITOS BÁSICOS – ANÁLISE DE DADOS

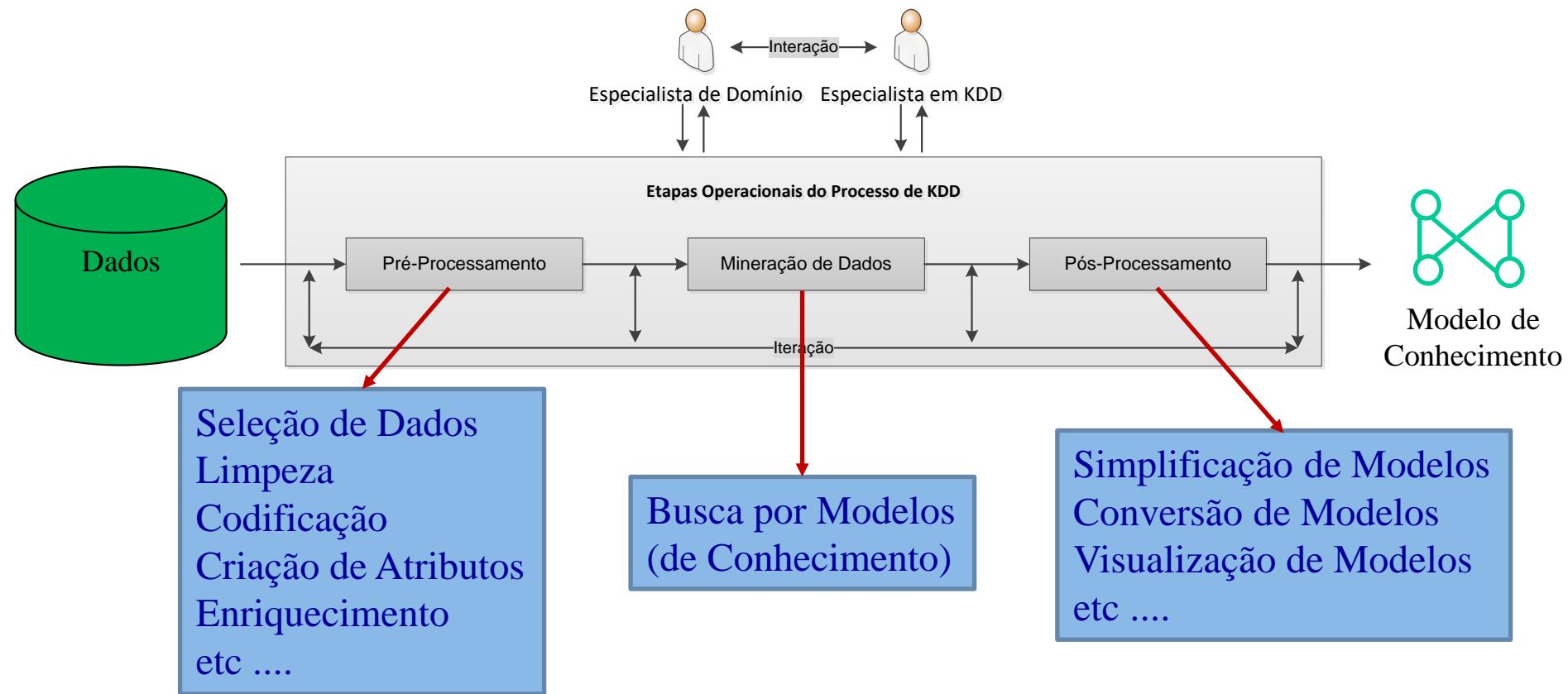
Hierarquia Dado - Informação - Conhecimento:



CONCEITOS BÁSICOS – ANÁLISE DE DADOS

Descoberta de Conhecimento / Análise de Dados

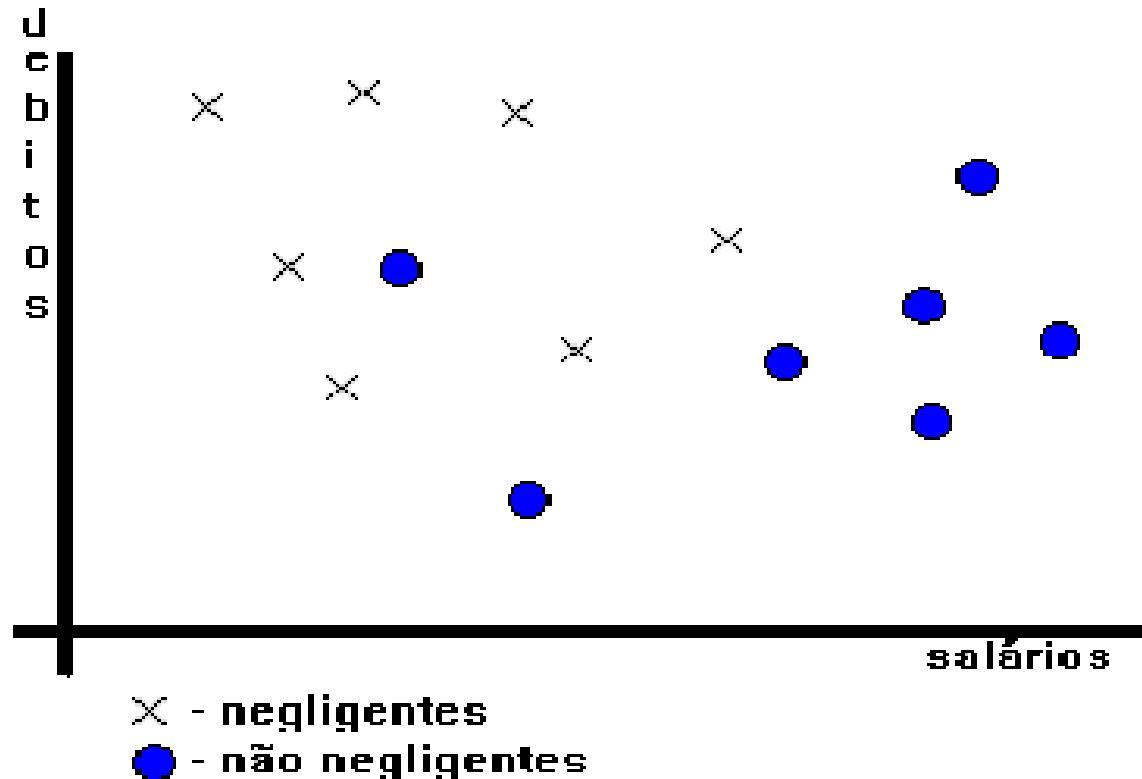
KDD: Knowledge Discovery in Databases



CONCEITOS BÁSICOS – ANÁLISE DE DADOS

Exemplo de aplicação na área de concessão de crédito:

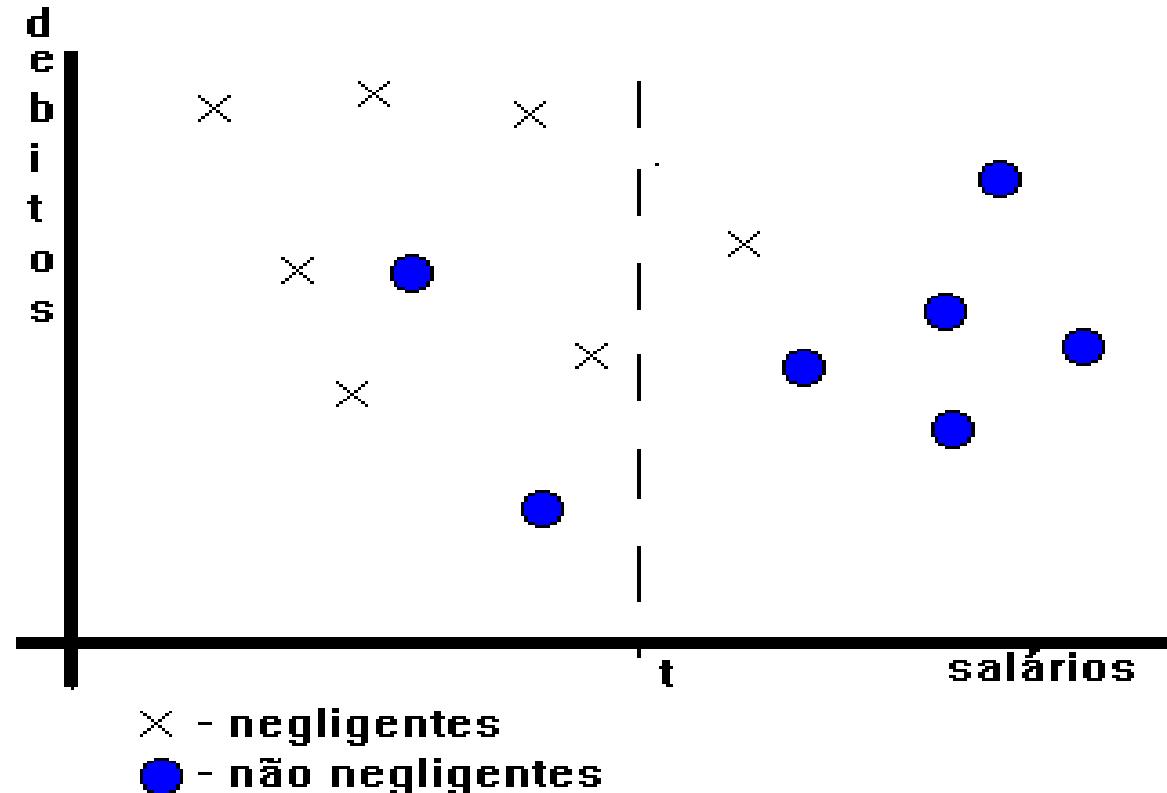
Conjunto de dados (Fatos)



CONCEITOS BÁSICOS – ANÁLISE DE DADOS

Exemplo de aplicação na área de concessão de crédito:

Padrão: Se renda > R\$ t Então Crédito = SIM (Cto)



CONCEITOS BÁSICOS – ANÁLISE DE DADOS

Multidisciplinaridade

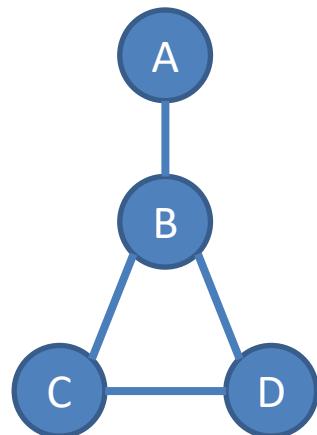


CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafo – Definição

$G(V, E)$: Estrutura matemática

- V : conjunto de nós ou vértices
- E : conjunto de arestas, que conectam os nós



Exemplos sobre conceitos importantes:

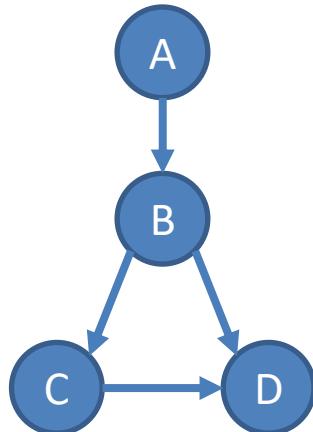
- Vizinhos de C: {B, D}
- Caminhos entre A e D:
 - A – B – D
 - A – B – C – D
- Comprimento de caminho: 2 e 3
- Distância entre A e D: 2

CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafo Dirigido – Definição

$G(V, E)$: Considera a direção dos relacionamentos

- V: conjunto de nós ou vértices
- E: conjunto de arestas, que conectam os nós

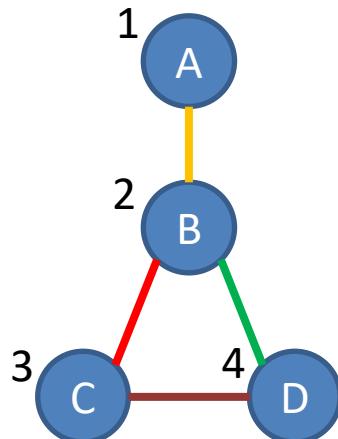


Exemplo de aplicação: Twitter

CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafos – Representação Computacional

- Matriz de adjacência M_{nxn} onde:
 - $M_{i,j} = 1$ se existe uma aresta entre os nós i e j
 - $M_{i,j} = 0$ se não existe uma aresta entre os nós i e j

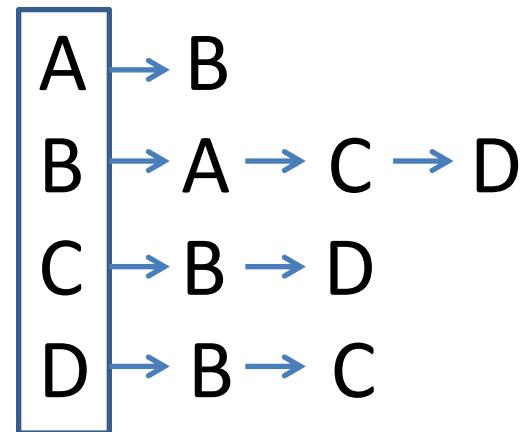
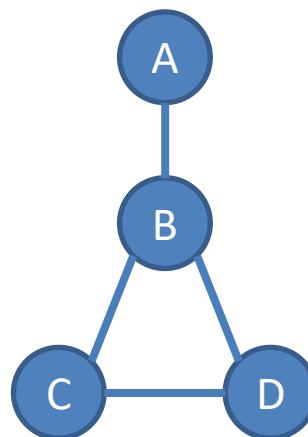


$M_{i,j}$	1	2	3	4
1	0	1	0	0
2	1	0	1	1
3	0	1	0	1
4	0	1	1	0

CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafos – Representação Computacional

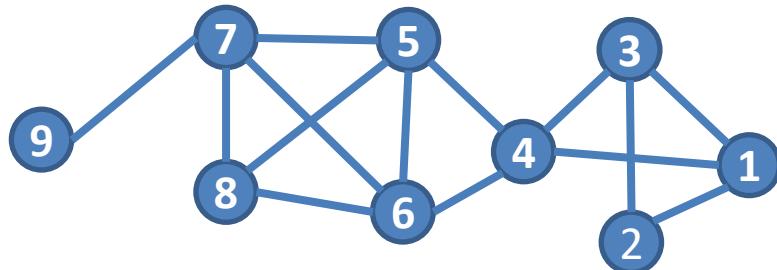
- Lista de adjacência: representação de vértices e seus vértices adjacentes



CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafos – Exemplos de Métricas Topológicas

- Número de vizinhos comuns – $cn(i,j)$



$$cn(1,2) = 1$$

$$cn(1,3) = 2$$

$$cn(1,4) = 1$$

$$cn(2,3) = 1$$

$$cn(2,4) = 2$$

$$cn(4,5) = 1$$

$$cn(4,8) = 2$$

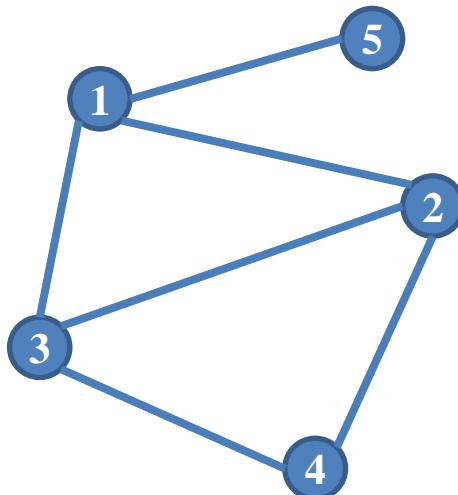
$$cn(7,9) = 0$$

CONCEITOS BÁSICOS – TEORIA DE GRAFOS

Grafos – Exemplos de Métricas Topológicas

- Coeficiente de Jaccard – $JC(i,j)$: Relação entre o número de vizinhos comuns e o total de vizinhos

$$JC(i,j) = \frac{|Viz(i) \cap Viz(j)|}{|Viz(i) \cup Viz(j)|}$$



$$JC(1,2) = 1/5$$

$$JC(1,3) = 1/5$$

$$JC(1,4) = 2/3$$

$$JC(1,5) = 0$$

$$JC(2,3) = 2/4$$

$$JC(2,4) = 1/4$$

$$JC(2,5) = 1/3$$

$$JC(3,4) = 1/4$$

$$JC(3,5) = 1/3$$

$$JC(4,5) = 0$$

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

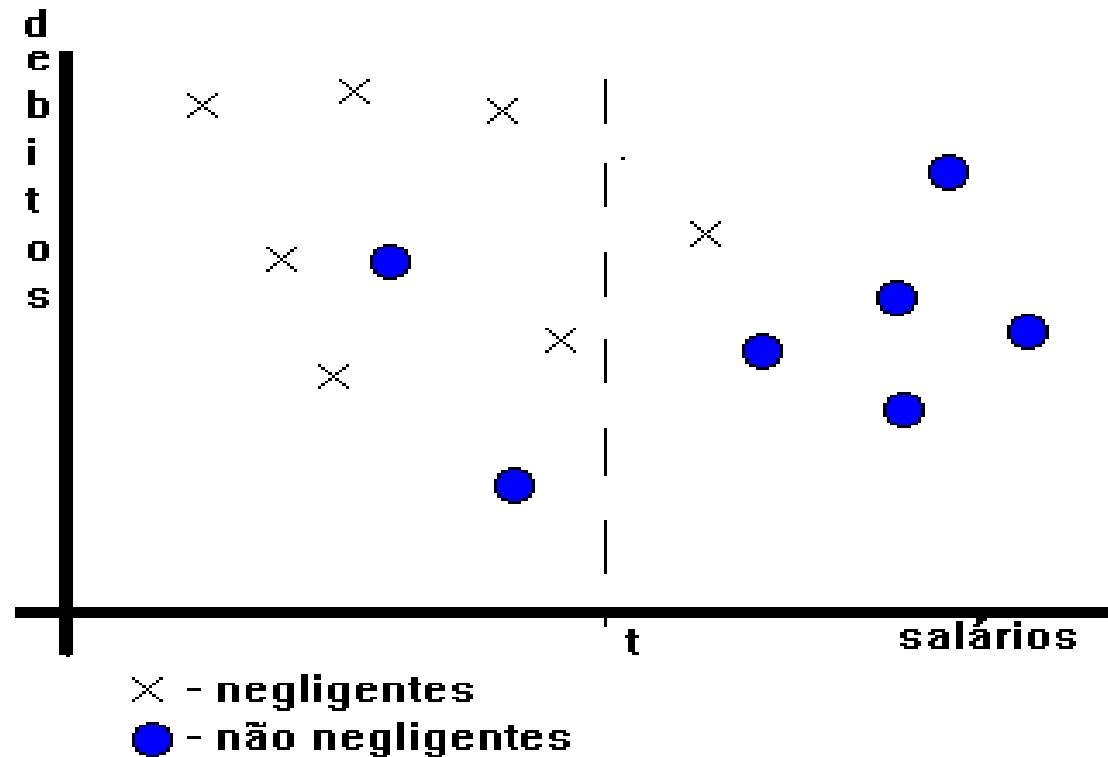
4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

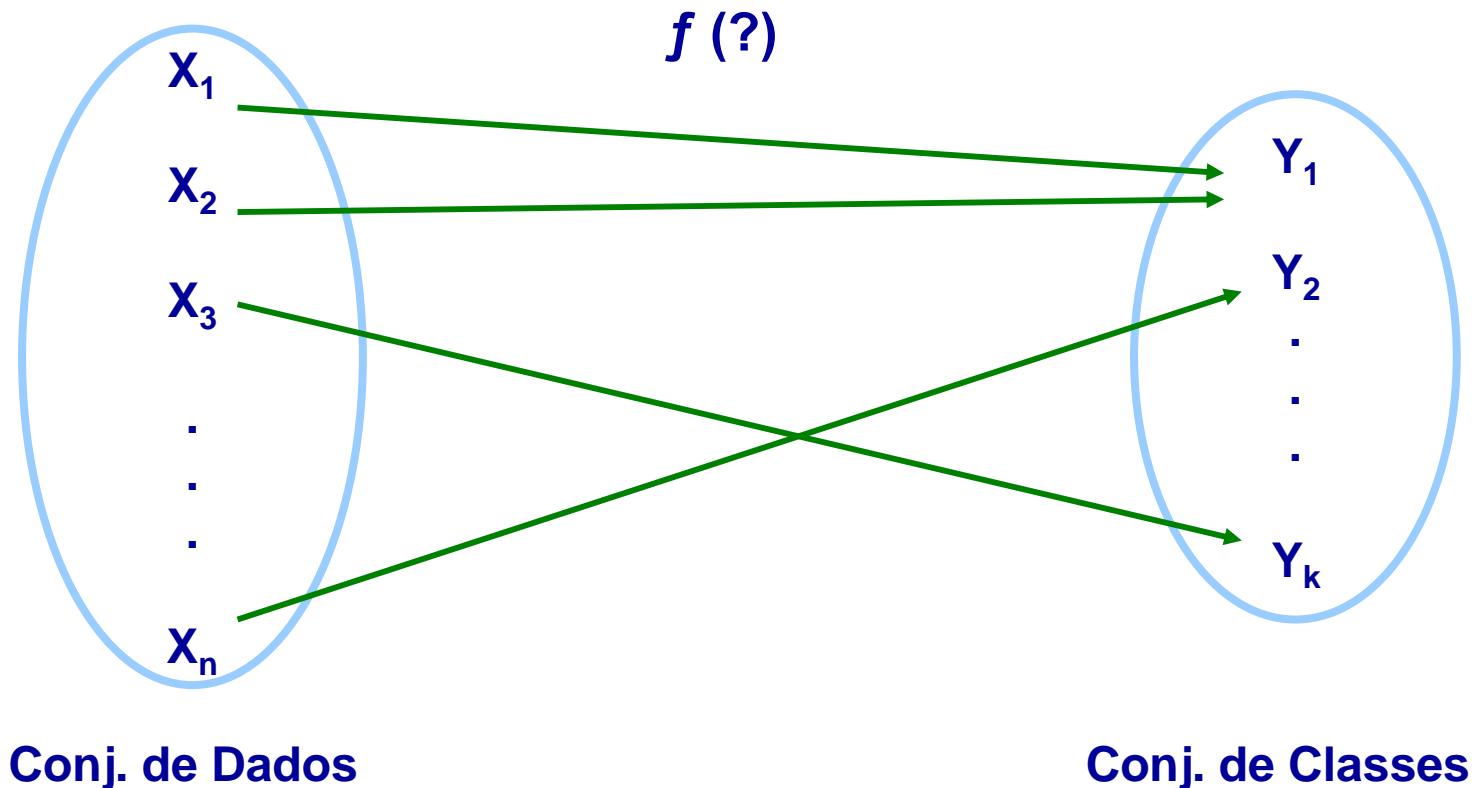
TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

CLASSIFICAÇÃO – EXEMPLO DE APLICAÇÃO



TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

CLASSIFICAÇÃO – PROBLEMA



TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

CLASSIFICAÇÃO – OBJETIVO

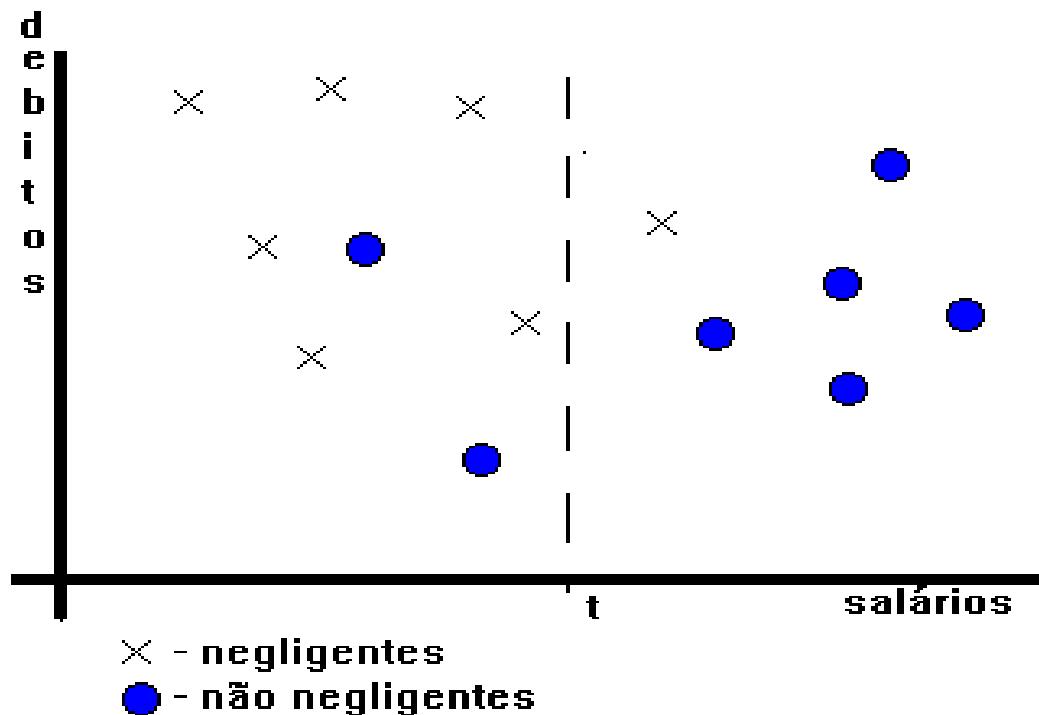
$$\hat{f} \cong f$$



TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

CLASSIFICAÇÃO – EXEMPLO DE HIPÓTESE (MODELO)

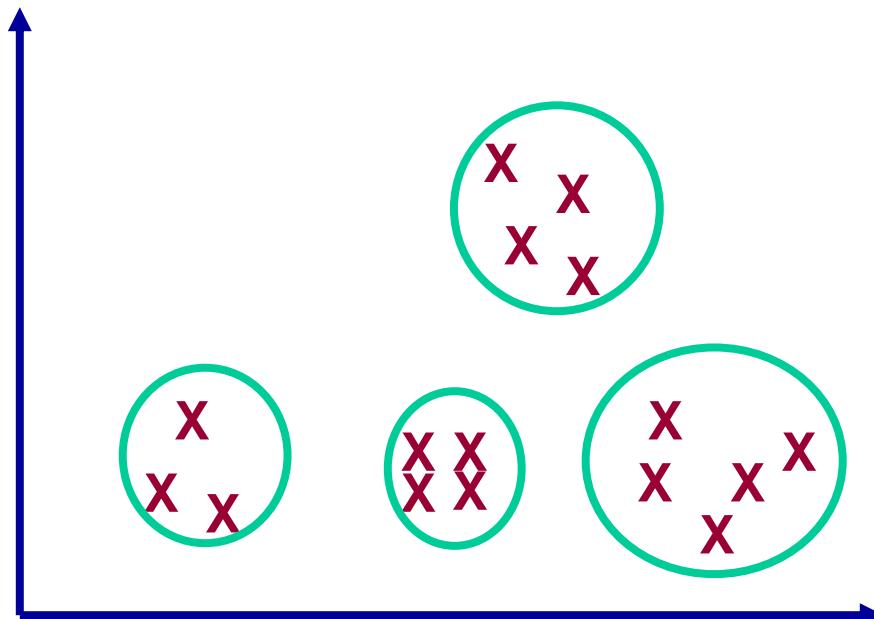
$$\hat{f} \cong f$$



TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

CLUSTERIZAÇÃO (AGRUPAMENTO) – CONCEITO

- Separação dos registros em n “clusters”
- Maximizar/Minimizar similaridade intra/inter cluster



TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

DESCOBERTA DE REGRAS DE ASSOCIAÇÃO – CONCEITO

- Regra de Associação:
 - $X \rightarrow Y$, X e Y conjuntos de itens tal que: $X \cap Y = \emptyset$
 - Regra frequente: $\text{sup}(R_i) = |X \cup Y| / |D| \geq \text{MinSup}$
 - Regra válida: $\text{conf}(R_i) = |Y| / |X| \geq \text{MinConf}$

- Exemplos de Regras de Associação:

- $\text{Café} \rightarrow \text{Pão}$
- $\text{Café} \wedge \text{Pão} \rightarrow \text{Leite}$

Trans	Leite	Café	Cerveja	Pão	Manteiga	Arroz	Feijão
1	Não	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
2	Sim	Não	Sim	Sim	Sim	Não	Não
3	Não	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
4	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não
5	Não	Não	Sim	Não	Não	Não	Não
6	Não	Não	Não	Não	Sim	Não	Não
7	Não	Não	Não	Sim	Não	Não	Não
8	Não	Não	Não	Não	Não	Não	Sim
9	Não	Não	Não	Não	Não	Sim	Sim
10	Não	Não	Não	Não	Não	Sim	Não

TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

EXEMPLOS DE FERRAMENTAS/RECURSOS

- SAS – Enterprise Miner
- SPSS
- PolyAnalist
- Intelligent Miner
- Rapid Miner
- Weka
- Tanagra
- Scikit-Learn
- WizSoft (WizRule)
- ...

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

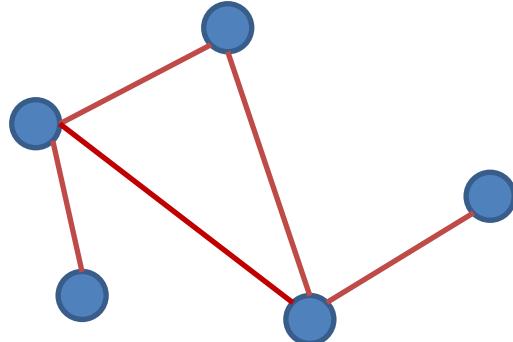
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – CONCEITO

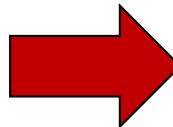
Construir modelos que prevejam a possibilidade de surgir uma associação entre dois vértices não interligados (Wang, 2015).

Exemplo de aplicação em redes sociais:

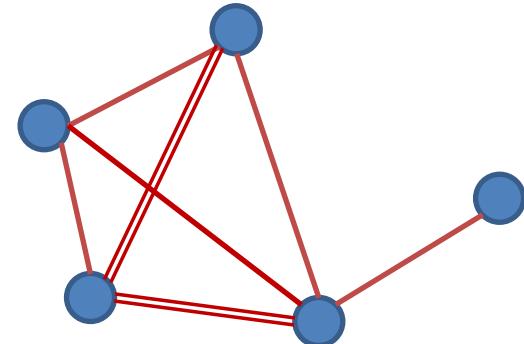


Instante t

Futura amizade?



- pessoa
- amizade
- == nova amizade

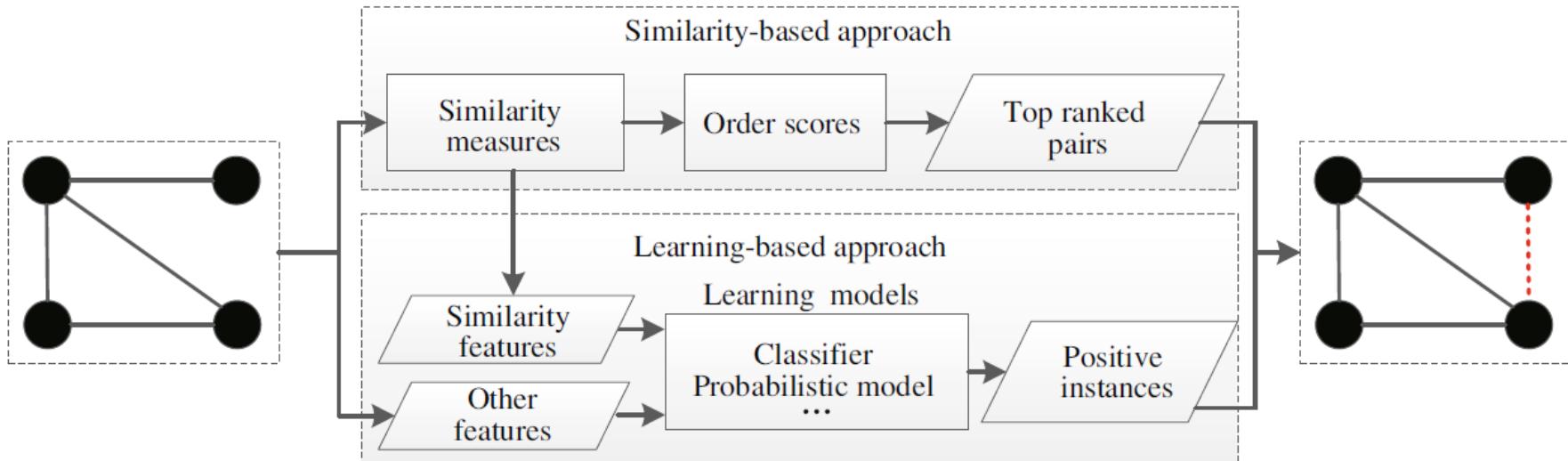


Instante t + 1

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

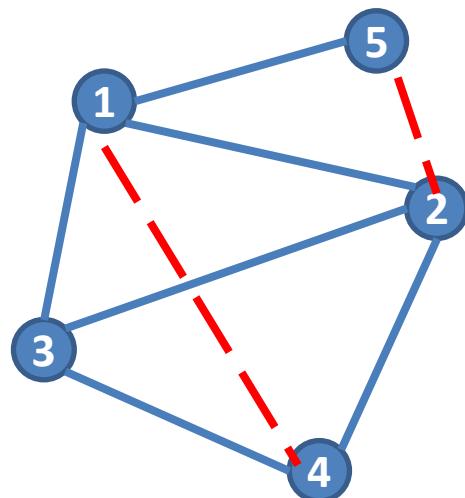
PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – ABORDAGENS

- Não Supervisionada (Ordenação por Similaridade)
- Supervisionada (Aprendizado de Máquina)



TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – NÃO SUPERVISIONADA



Pares
não conectados

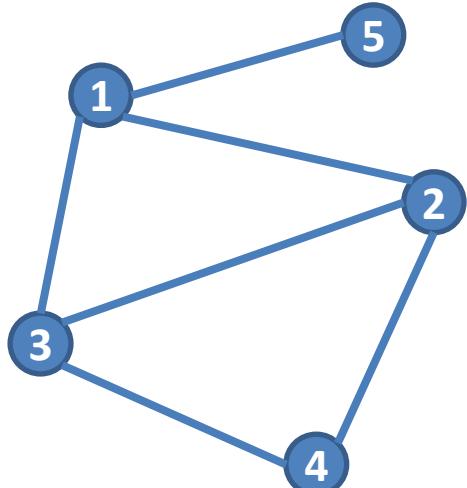
ORDENAÇÃO			Top 2		
<u>Nó1</u>	<u>Nó2</u>	<u>$cn(i,j)$</u>	<u>Nó1</u>	<u>Nó2</u>	<u>$cn(i,j)$</u>
1	4	2	1	4	2
2	5	1	2	5	1
3	5	1	3	5	1
4	5	0	4	5	0

NOVOS →

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – SUPERVISIONADA

Transformação do problema original em um problema de classificação binária.

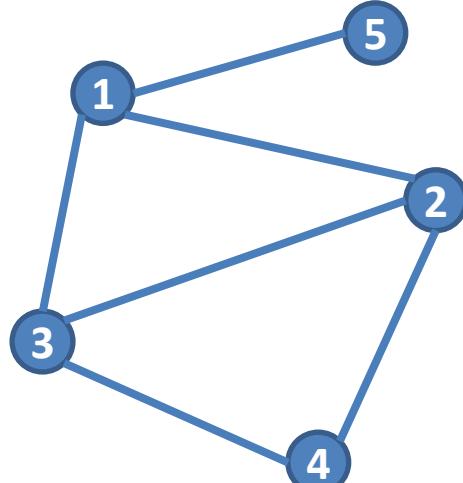


Nó1	Nó2	Ligação
1	2	<u>sim</u>
1	3	<u>sim</u>
1	4	não
1	5	<u>sim</u>
2	3	<u>sim</u>
2	4	<u>sim</u>
2	5	não
3	4	<u>sim</u>
3	5	não
4	5	não

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – SUPERVISIONADA

Enriquecimento do conjunto de dados com informações extraídas da rede.

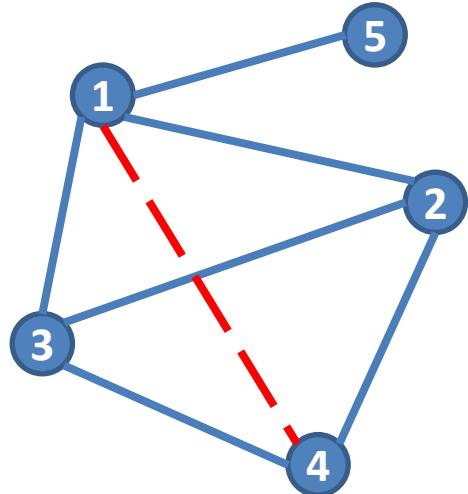


Nó1	Nó2	$cn(i,j)$	$JC(i,j)$	Ligaçāo
1	2	1	1/3	<u>sim</u>
1	3	1	1/3	<u>sim</u>
1	4	2	2/3	não
1	5	0	0	<u>sim</u>
2	3	2	2/3	<u>sim</u>
2	4	1	1/2	<u>sim</u>
2	5	1	1/3	não
3	4	1	1/2	<u>sim</u>
3	5	1	1/3	não
4	5	0	0	não

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – SUPERVISIONADA

Aplicação de um algoritmo de classificação para aprender o modelo e identificar ligações futuras.



$\widehat{\text{Lig}}(1, 4, \text{cn}(1,4), \text{JC}(1,4)) = \text{sim}$

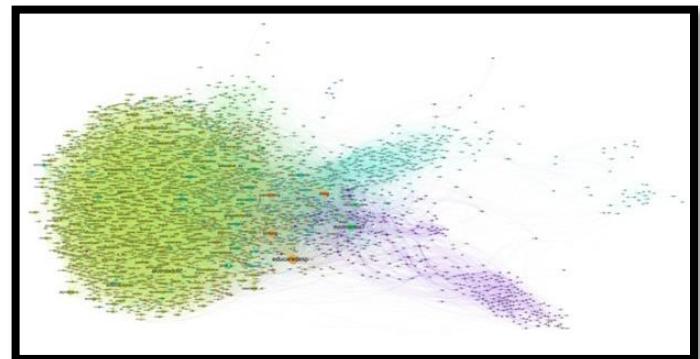
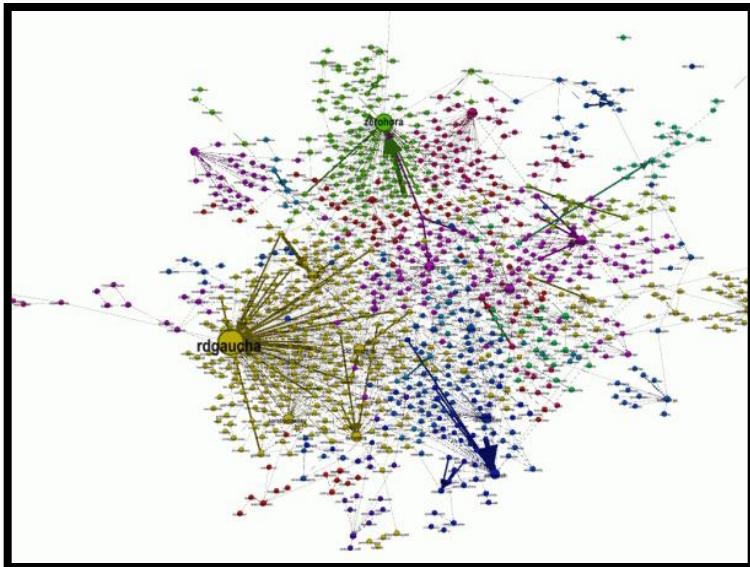
$\widehat{\text{Lig}}(2, 5, \text{cn}(2,5), \text{JC}(2,5)) = \text{não}$

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – CONCEITO

Identificar grupos de vértices que maximizem o número de arestas dentro do grupo e minimizem o número de arestas entre grupos distintos (Tang e Liu, 2010).

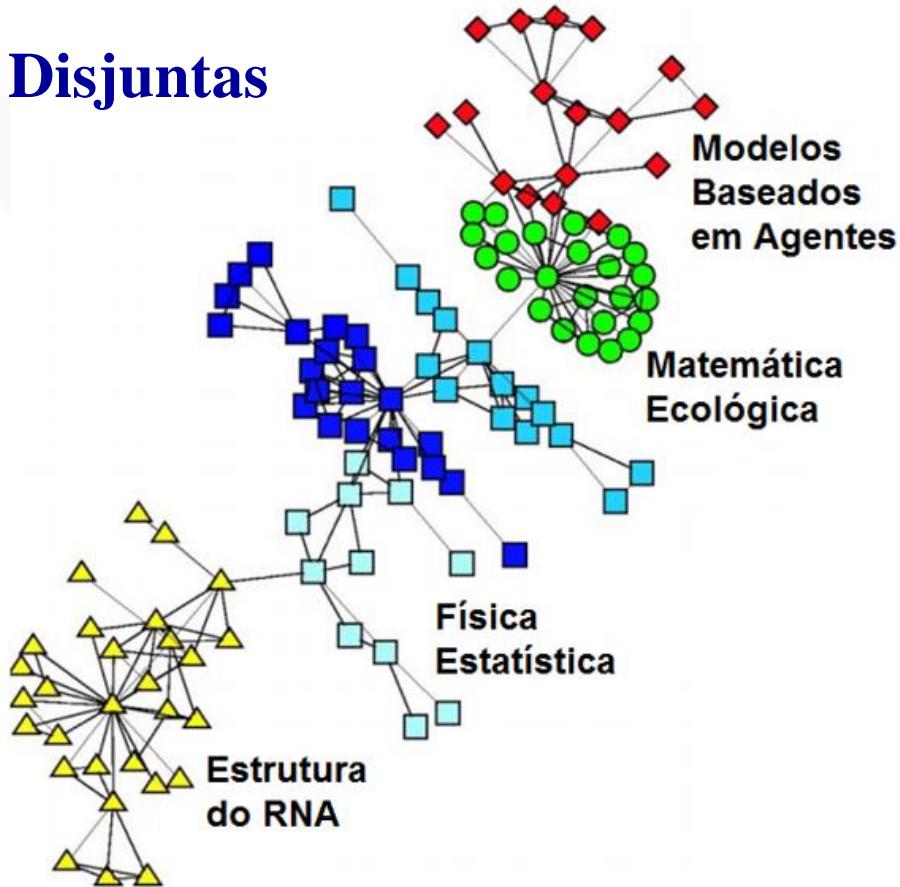
Exemplos de aplicação:



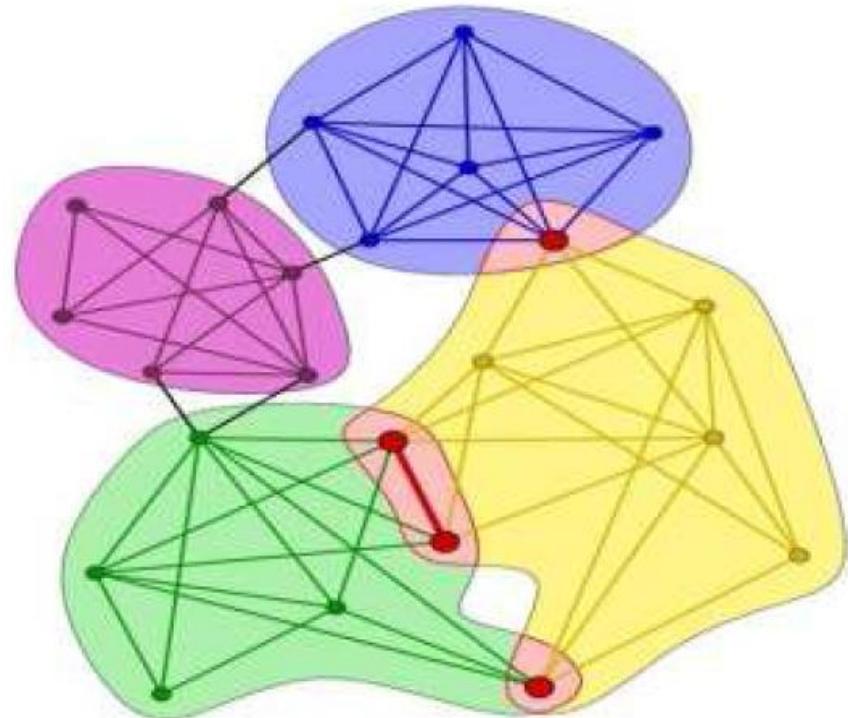
TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – TIPOS DE COMUNIDADE

Disjuntas



Sobrepostas



TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

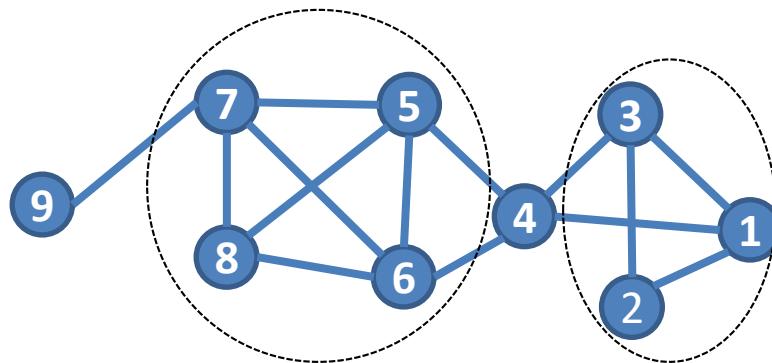
DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

- Centrada em Vértice
- Centrada em Grupo
- Centrada em Rede
- Centrada em Hierarquia

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

- Centrada em Vértice
 - Nós de cada grupo com propriedades semelhantes
 - Exemplo: Formação de cliques
 - Alto custo computacional



Exemplo: 4-clique e 3-clique

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

- Centrada em Grupo
 - Considera as conexões dentro de cada grupo isoladamente, mesmo que alguns vértices do grupo tenham baixa conectividade com os demais.
 - Exemplo: grupos baseados em densidade
 - Subgrafo $G_s(V_s, E_s)$ é γ -denso (quasi-clique), se $\frac{|E_s|}{|V_s| \cdot (|V_s|-1)/2} \geq \gamma$

1-denso



$$|E|=6 \quad |V|=4 \rightarrow \frac{6}{4 \cdot 3/2} = 1 \quad (\text{clique})$$

0,83-denso

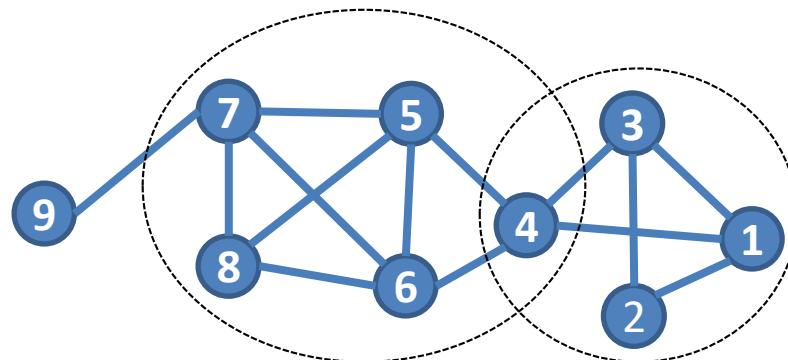


$$|E|=5 \quad |V|=4 \rightarrow \frac{5}{4 \cdot 3/2} = 0,83$$

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

- Centrada em Grupo
 - Considera as conexões dentro de cada grupo isoladamente, mesmo que alguns vértices do grupo tenham baixa conectividade com os demais.
 - Exemplo: grupos baseados em densidade
 - Subgrafo $G_s(V_s, E_s)$ é γ -denso (quasi-clique), se $\frac{|E_s|}{|V_s| \cdot (|V_s|-1)/2} \geq \gamma$

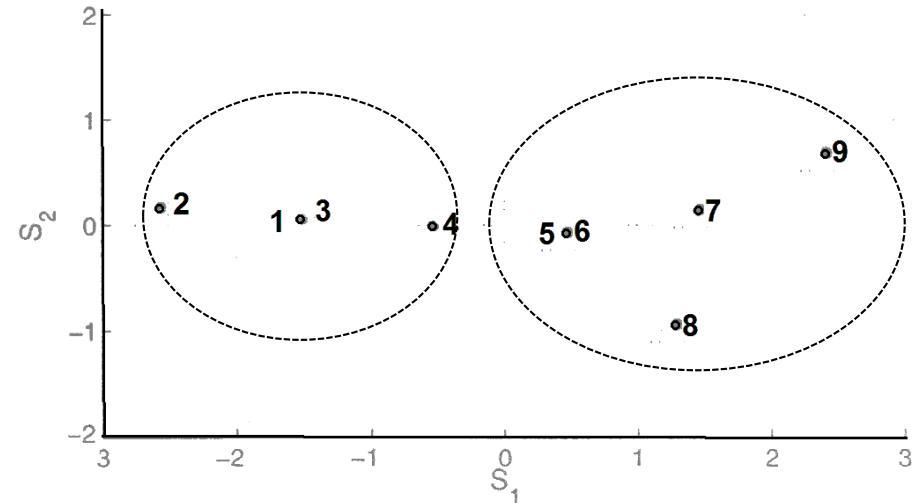
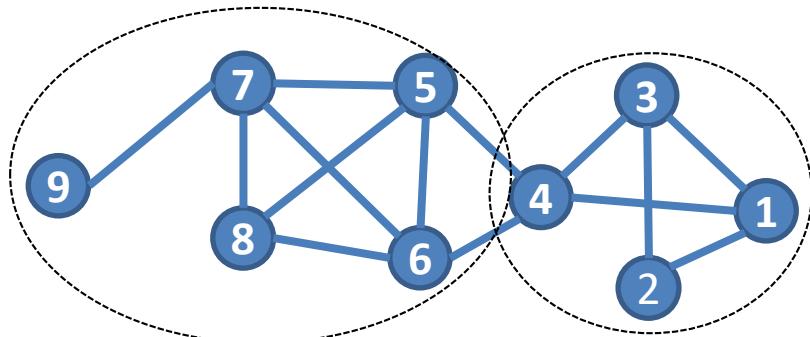


Exemplo: 5-quasi-clique e 4-quasi-clique sobrepostas

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

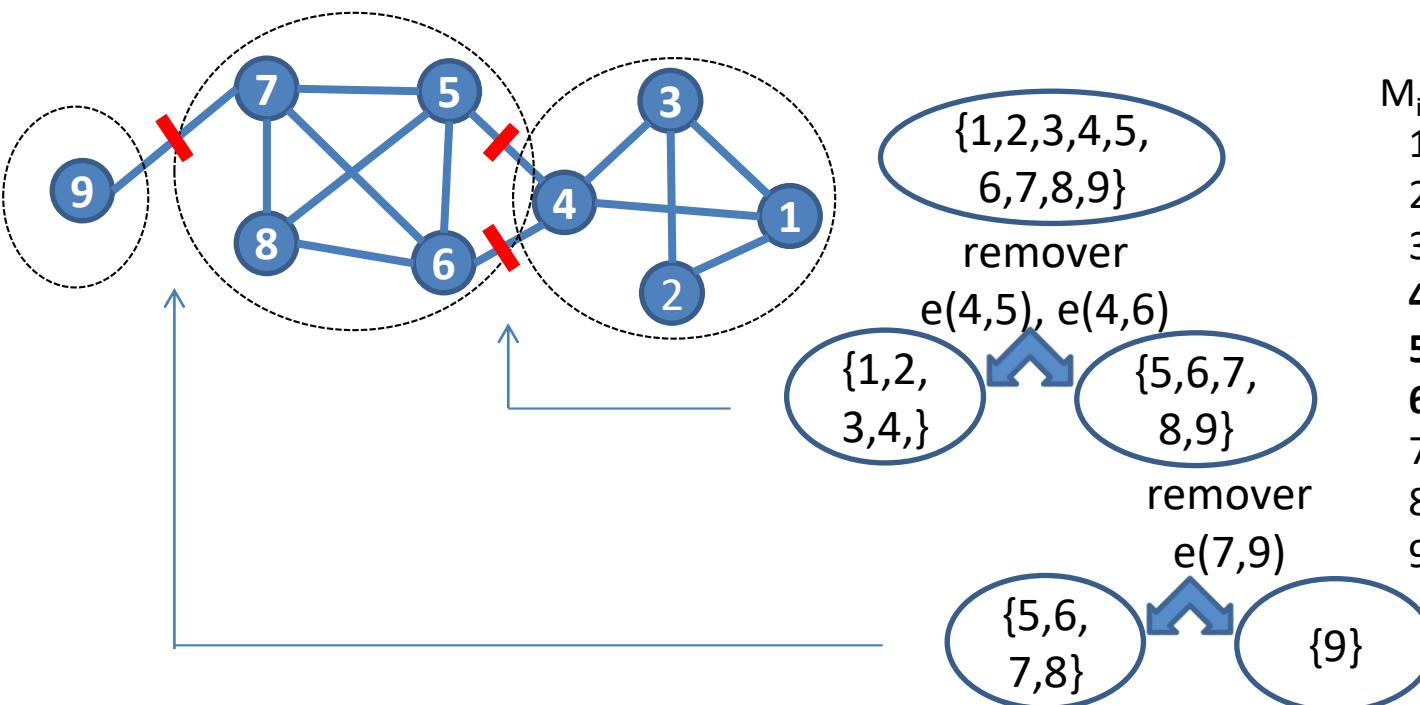
- Centrada em Rede
 - Considera a topologia de toda a rede, visando seu particionamento
 - Exemplo: redução de dimensionalidade, preservando a proximidade entre vértices baseada na conectividade da rede.



TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – EXEMPLOS DE ABORDAGENS

- Centrada em Hierarquia
 - Cria grupos a partir da estrutura hierárquica dos nós
 - Exemplo: divide o grafo ao remover arestas com maior grau de intermediação (número de caminhos mais curtos que passam pela aresta)



$M_{i,j}$	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0	4	1	9	0	0	0	0	0
2	4	0	4	0	0	0	0	0	0
3	1	4	0	9	0	0	0	0	0
4	9	0	9	0	10	10	0	0	0
5	0	0	0	10	0	1	6	3	0
6	0	0	0	10	1	0	6	3	0
7	0	0	0	0	6	6	0	2	8
8	0	0	0	0	3	3	2	0	0
9	0	0	0	0	0	0	8	0	0

TAREFAS DE MINERAÇÃO – REDES COMPLEXAS

EXEMPLOS DE FERRAMENTAS/RECURSOS

- Neo4j
- NetworkX
- Gephi
- Scikit-Learn
- ...

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

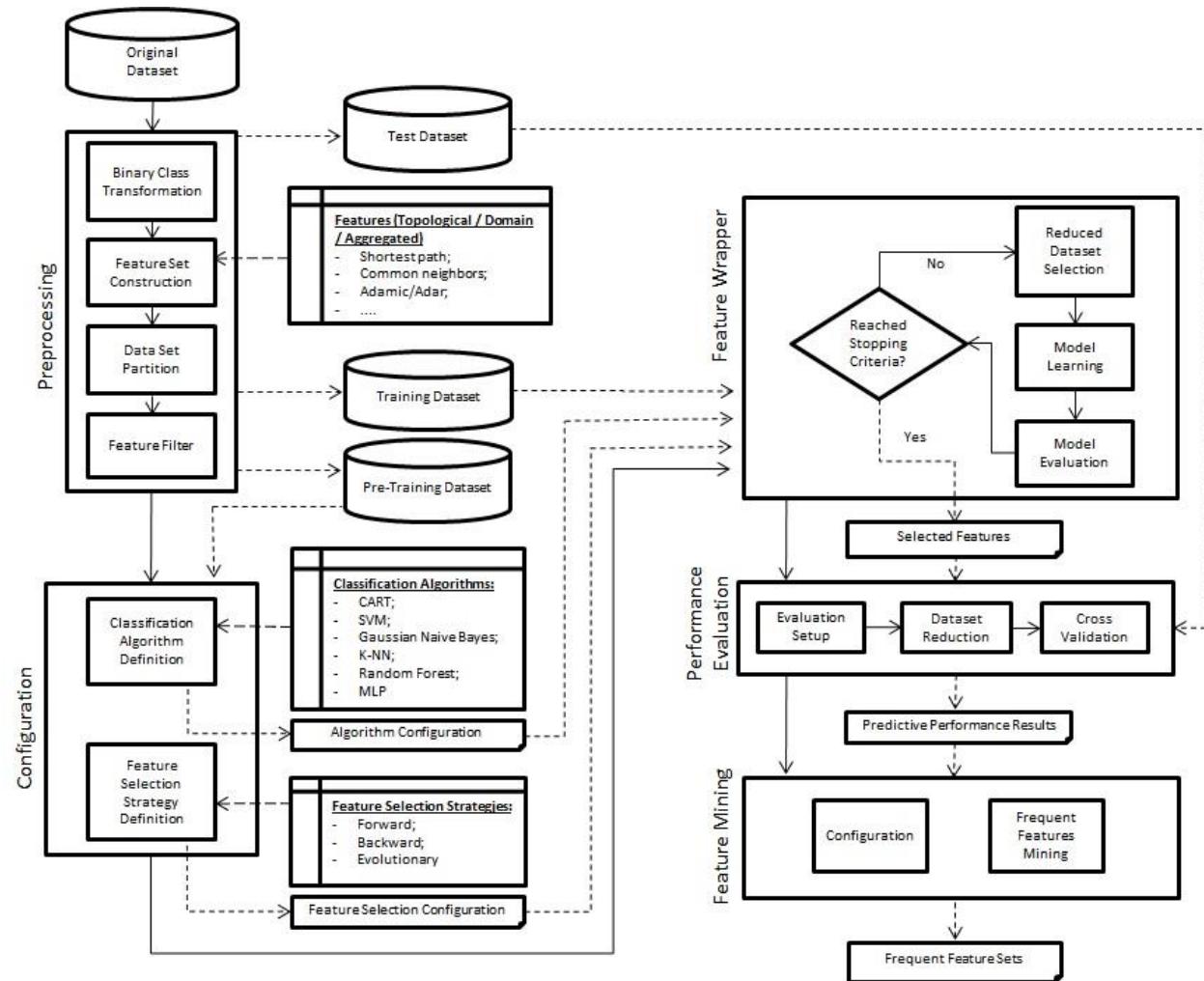
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

EXEMPLOS DE PROJETOS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

PREDLIG
(Pecli et al., 2015)

Abordagem
Supervisionada

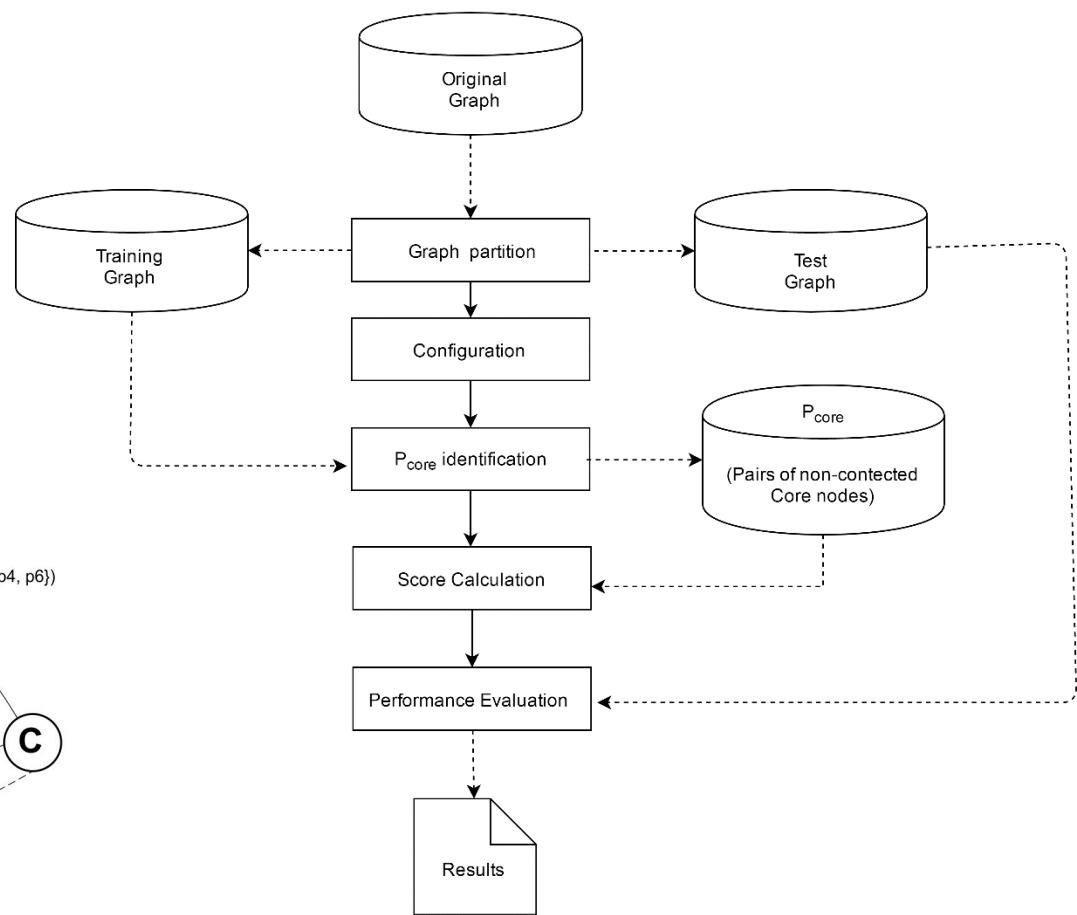
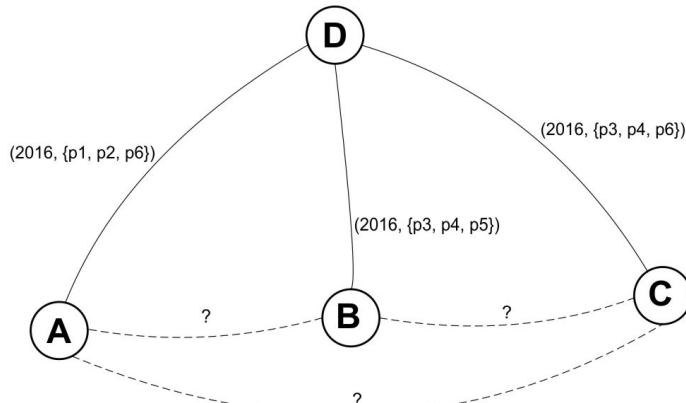


EXEMPLOS DE PROJETOS

PREDIÇÃO DE LIGAÇÕES – DADOS TEMPORAIS E CONTEXTUAIS

PREDLIG
(Muniz, 2016)

Abordagem
Não Supervisionada

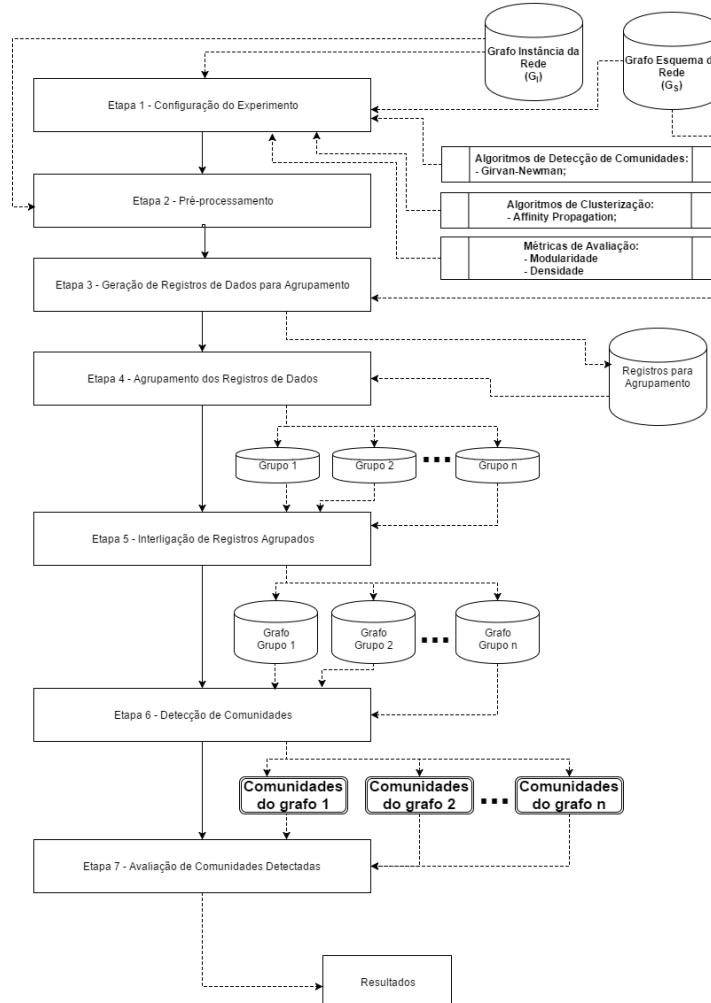


EXEMPLOS DE PROJETOS

DETECÇÃO DE COMUNIDADES – DADOS CONTEXTUAIS

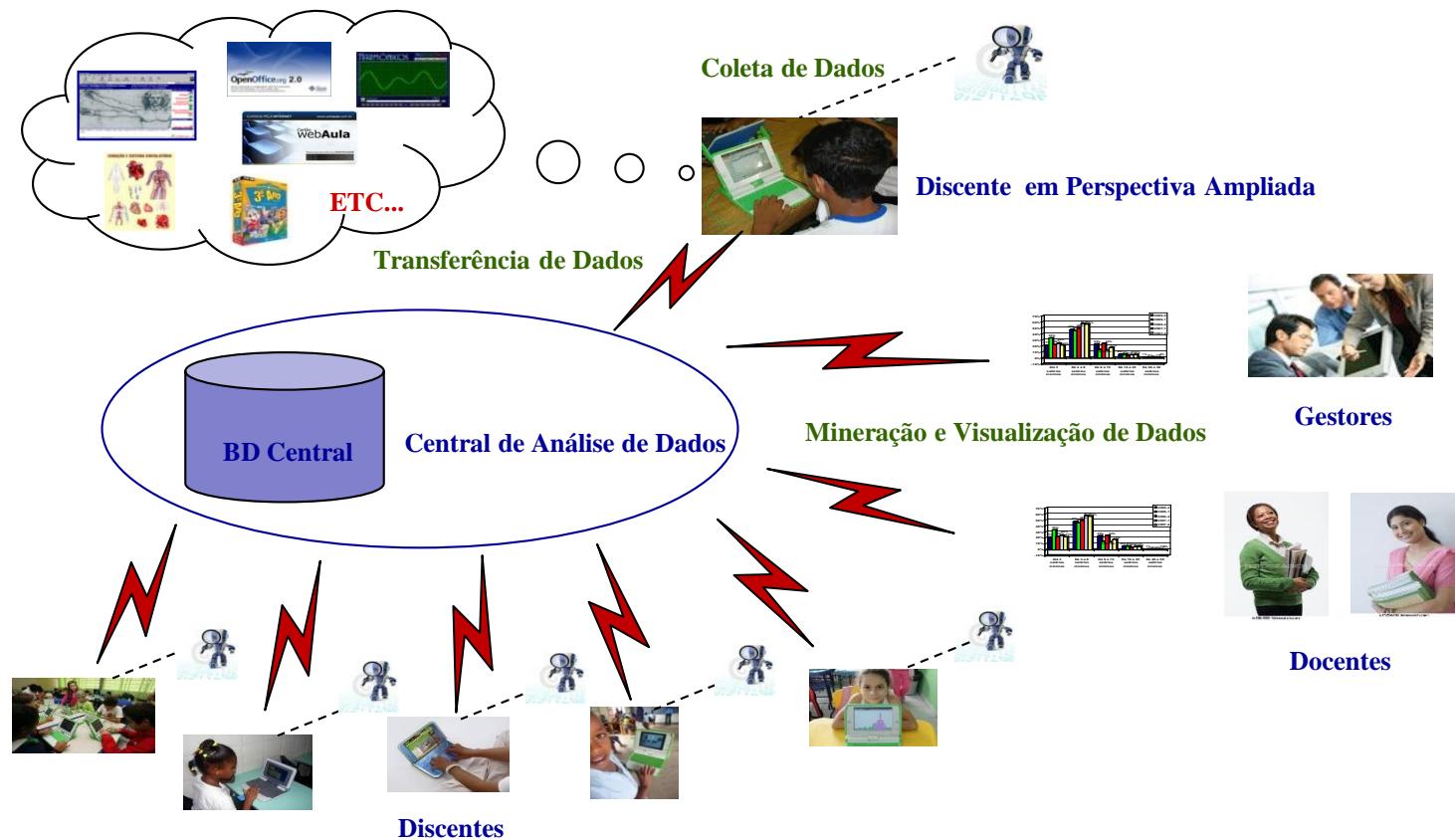
DETCOM
(Dias, 2016)

Clusterização + eção de Comunidades



EXEMPLOS DE PROJETOS

EDUCAÇÃO: USO DE TECNOLOGIA



Projeto MEMORE: Um Computador por Aluno (Goldschmidt et al., 2015)

EXEMPLOS DE PROJETOS

EDUCAÇÃO: USO DE TECNOLOGIA

<i>Exemplos de Regras de Associação Identificadas nas Escolas Piloto de Piraí/RJ</i>	<i>Sup.</i>	<i>Conf.</i>
<i>Anos: 2013 a 2015</i>		
(R ₁) Atuou em grupo, não utilizou para lazer e desenvolveu atividades escolares ==> Concluiu todas as atividades desenvolvidas	34	82
(R ₂) Atuou em casa ==> Desenvolveu atividades escolares	15	43
(R ₃) Atuou em casa ==> Desenvolveu atividade de lazer	16	46
(R ₄) Atuou em grupo ==> Desenvolveu atividades escolares	33	100
(R ₅) Desenvolveu atividade de Ciências ==> Consegiu concluir atividade	24	82
(R ₆) Desenvolveu atividade de Língua Portuguesa ==> Consegiu concluir atividade	12	84

Projeto MEMORE: Um Computador por Aluno (Goldschmidt et al., 2015)

ROTEIRO

1. POSICIONAMENTO E MOTIVAÇÃO

2. CONCEITOS BÁSICOS

3. TAREFAS DE MINERAÇÃO CLÁSSICAS

4. TAREFAS DE MINERAÇÃO EM REDES COMPLEXAS

5. EXEMPLOS DE PROJETOS

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Recaptulando...

- **Redes Complexas**
 - Comportamento, propriedades e evolução
- **Análise de dados em Redes Complexas**
 - Uso de técnicas de Data Mining
- **Exemplos de tarefas de Data Mining em Redes Complexas**
 - Predição de Links e Detecção de Comunidades
- **Pesquisas na área**
 - Crescente e diversificado interesse
- **Objetivos da apresentação**
 - Expor conceitos básicos e comentar sobre algumas dessas pesquisas

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Atividades em Ciência de Dados - uma Taxonomia



CONSIDERAÇÕES FINAIS

Exemplos de Temas de Pesquisa (Análise de Redes Complexas)

- **Aspectos Temporais e Contextuais na Evolução das Redes**
 - Propagação da Informação vs. Reputação e Confiança
- **Mineração de Textos**
 - Opinion Mining / Sentiment Analysis
- **Combinação de Tarefas**
 - Detecção de Comunidades + Predição de Links
- **Redes Heterogêneas**
 - Redes Multimodais e/ou Multidimensionais
- **Aplicações em IoT**
 - Interações entre as “coisas” → Infraestrutura e Semântica
- **Aplicações em Segurança da Informação**
 - Detecção de Botnets e de Social Bots

BIBLIOGRAFIA SUGERIDA

- Faceli, K., Lorena, A. C., Gama, J., Carvalho, A. C. P. (2011) *Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina.* Rio de Janeiro: LTC.
- Tan, P., Steinbach, M., Kumar, V. (2009) *Introdução ao Data Mining – Mineração de Dados.* Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna.
- Witten, I., Frank, E. (2005) *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.* San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Goldschmidt, R., Bezerra, E., Passos, E. (2015) *Data Mining: Conceitos, Técnicas, Ferramentas, Orientações e Aplicações.* Rio de Janeiro: Elsevier.

BIBLIOGRAFIA SUGERIDA

- Goldschmidt, R. R.; Fernandes, I. (Org.) ; Norris, M. (Org.). MEMORE: Um Ambiente Computacional para Coleta e Mineração de Dados sobre o Uso de Computadores na Educação. 1. ed. Rio de Janeiro: FAETEC, 2015. v. 1. 257p .
- Pecli, A. et al. Dimensionality Reduction for Supervised Learning in Link Prediction Problems. In: 17th International Conference on Enterprise Information Systems, 2015, Barcelona. *Proceedings of the 17th International Conference on Enterprise Information Systems*. v. 1. p. 295-301.
- Dias, M. V. *Uma abordagem para Detecção de Comunidades em Redes Complexas Baseada em Informações de Domínio* 2016. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Defesa) – IME.

BIBLIOGRAFIA SUGERIDA

- Muniz, C. P. *Investigando a Utilização de Atributos Temporais no Problema de Predição de Links*. 2016. Dissertação (Mestrado em Sistemas e Computação) – IME.
- Wang, P., Xu, B., Wu, Y., & Zhou, X. (2015). Link prediction in social networks: the state-of-the-art. *Science China Information Sciences*, 58, 1–38.
- Tang, L.; Liu, H. (2010) Community detection and mining in social media. *Synthesis Lectures on Data Mining and Knowledge Discovery*. v. 2, n. 1, p. 1–137.



FIM !