

# **Extração e Representação de Conhecimento de Redes Neurais Artificiais Utilizando o Reticulado Conceitual Iceberg e Extração de Regras de Implicação no Método FCANN**

Sérgio M. Dias<sup>1</sup>, Luis E. Zárate<sup>2</sup>, Bruno M. Nogueira<sup>3</sup>, Newton J. Vieira<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

<sup>2</sup>Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (PUC-MG)

<sup>3</sup>Universidade de São Paulo (USP)

mariano@dcc.ufmg.br, zárate@pucminas.br, brunomn@icmc.usp.br, nvieira@dcc.ufmg.br

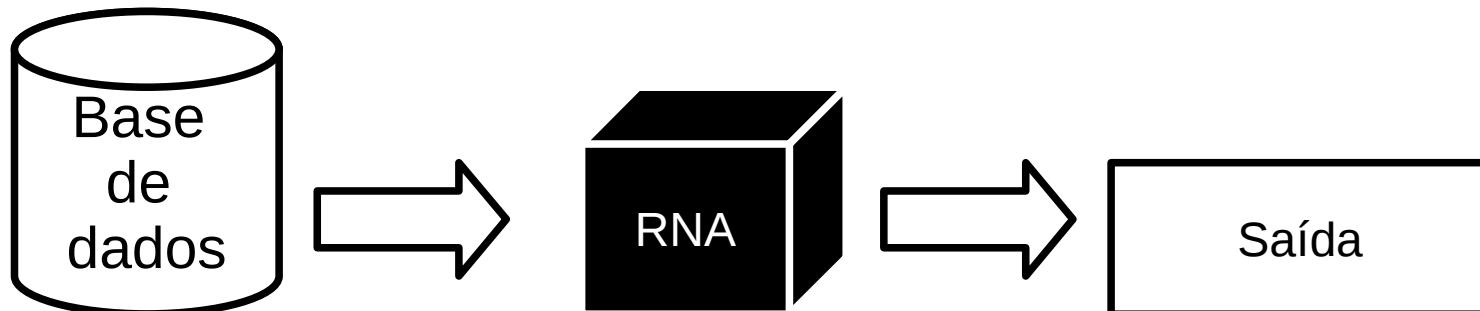
- **Apresentação:** Luis E. Zárate

# Agenda

- Introdução
- Análise Formal de Conceitos
- Método FCANN para Extração de Conhecimento de RNAs
- Melhorias Propostas para o Modelo FCANN
- Estudo de Caso
- Conclusões

# Introdução

- Redes Neurais Artificiais (RNAs) têm sido muito utilizadas para a representação de processos reais complexos, especialmente industriais
- Elas possuem a capacidade de obter relações entre os parâmetros de entrada e saída de um domínio
  - Parâmetros de entrada são mapeados em parâmetros de saída da rede por uma função implícita
- Este comportamento torna as RNAs uma “caixa preta” e nenhuma informação pode ser obtida de sua estrutura interna



# Introdução

- Diversas pesquisas são encontradas na busca de extrair conhecimento de RNAs
  - Por exemplo,[Tickle et al. 1998],[Benítez et al. 1997] e [Craven 1996]
- Recentemente, a Análise Formal de Conceitos (AFC) vem sendo utilizada com sucesso para extrair conhecimento de RNAs previamente treinadas
- Destaca-se, aqui, o método FCANN [Zárate e Dias 2008], o qual extrai relações qualitativas aprendidas pela RNA, independente de sua estrutura

# Introdução

- O método FCANN aplica o algoritmo Next Closure [Ganter e Stumme 2003] para a obtenção de regras do tipo “Se ... Então...”
  - O conjunto de regras é mínima, completa e não redundante e chamada *Stem Base* ou *Duquenne-Guigues Base*
- Entretanto, a obtenção dessa base mínima não é trivial, sendo pouco encontrada em casos práticos e com custo computacional proibitivo para muitas aplicações

# Introdução

- Não existe uma relação direta entre o conjunto mínimo de regras o reticulado conceitual
- Grande quantidade de regras e conceitos formais, o que dificulta sua análise visual
- Dificuldade de derivar logicamente o conjunto mínimo de regras utilizando axiomas para inferir novas regras

# Introdução

- Esse trabalho aborda os dois principais problemas observados no método FCANN:
  - Dificuldade de extrair um grande conjunto de conceitos formais e regras
  - Dificuldade de análise do conhecimento obtido através do conjunto mínimo de regras e do reticulado conceitual
- Propõe-se:
  - Construção do reticulado conceitual usando *itemsets* frequentes (reticulados Iceberg)
  - Extrair regras de implicação do reticulado

# Análise Formal de Conceitos

- Método matemático voltado para a representação de conhecimento por meio de diagramas de linha, os quais são representações de um reticulado conceitual
- **Contexto formal:**  $(G, M, I)$ , sendo  $I \subseteq G \times M$  uma relação de incidência, sendo  $G$  objetos e  $M$  atributos

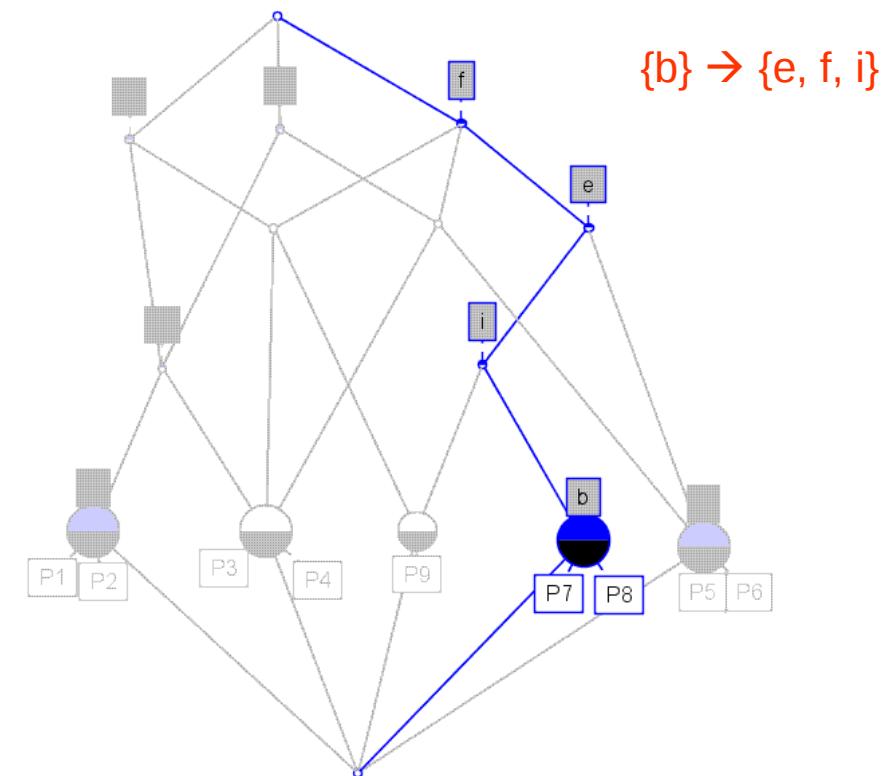
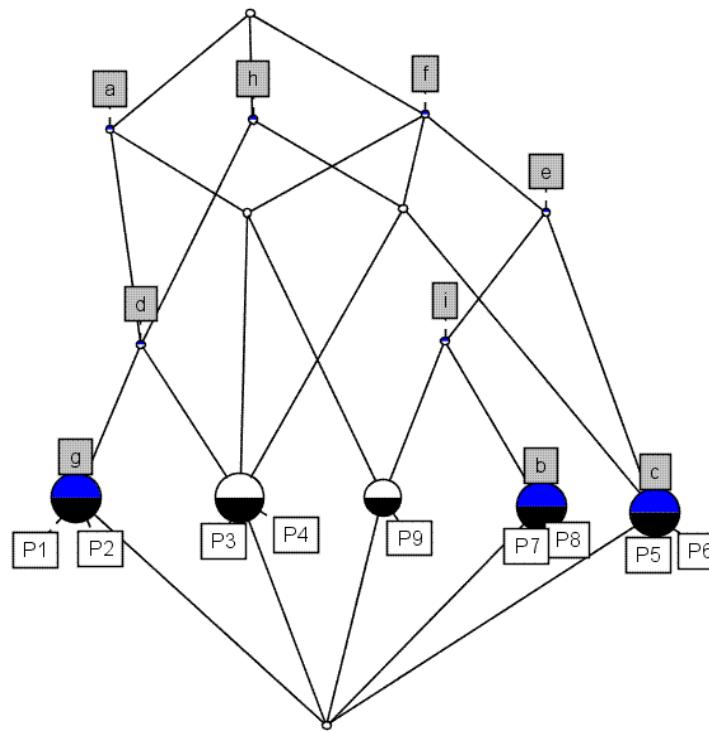
	Tamanho			Distância do sol		Lua		Período	
	Pequeno	Médio	Grande	Próximo	Distante	Sim	Não	Curto	Longo
<b>Mercúrio</b>	X				X		X	X	
<b>Vênus</b>	X				X		X	X	
<b>Terra</b>	X				X		X	X	
<b>Marte</b>	X				X		X	X	
<b>Júpiter</b>			X		X	X		X	
<b>Saturno</b>			X		X	X		X	
<b>Urano</b>		X			X	X			X
<b>Netuno</b>		X			X	X			X
<b>Plutão</b>	X				X	X			X

# Análise Formal de Conceitos

	a	b	c	d	e	f	g	h	i
P1	X			X			X	X	
P2	X			X			X	X	
P3	X			X		X		X	
P4	X			X		X		X	
P5			X		X	X		X	
P6			X		X	X		X	
P7		X			X	X			X
P8		X			X	X			X
P9	X				X	X			X

# Análise Formal de Conceitos

- **Conceitos formais** são pares ordenados  $(A, B)$ , em que  $A$  e  $B$  são subconjunto do conjunto de objetos e atributos
- **Reticulados conceituais** conjunto de todos os conceitos formais de um contexto formal ordenados hierarquicamente pela ordem de inclusão



# Método FCANN



FCANN



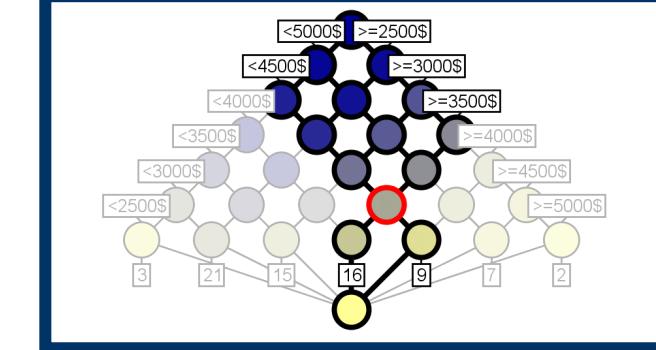
IF  $G=4$  THEN  $Tamb =3$  AND  $Tout =4$

IF  $G=2$  THEN  $Tamb =1$  AND  $Tout =5$

IF  $Tin = 3$  THEN  $Tamb=4$

...

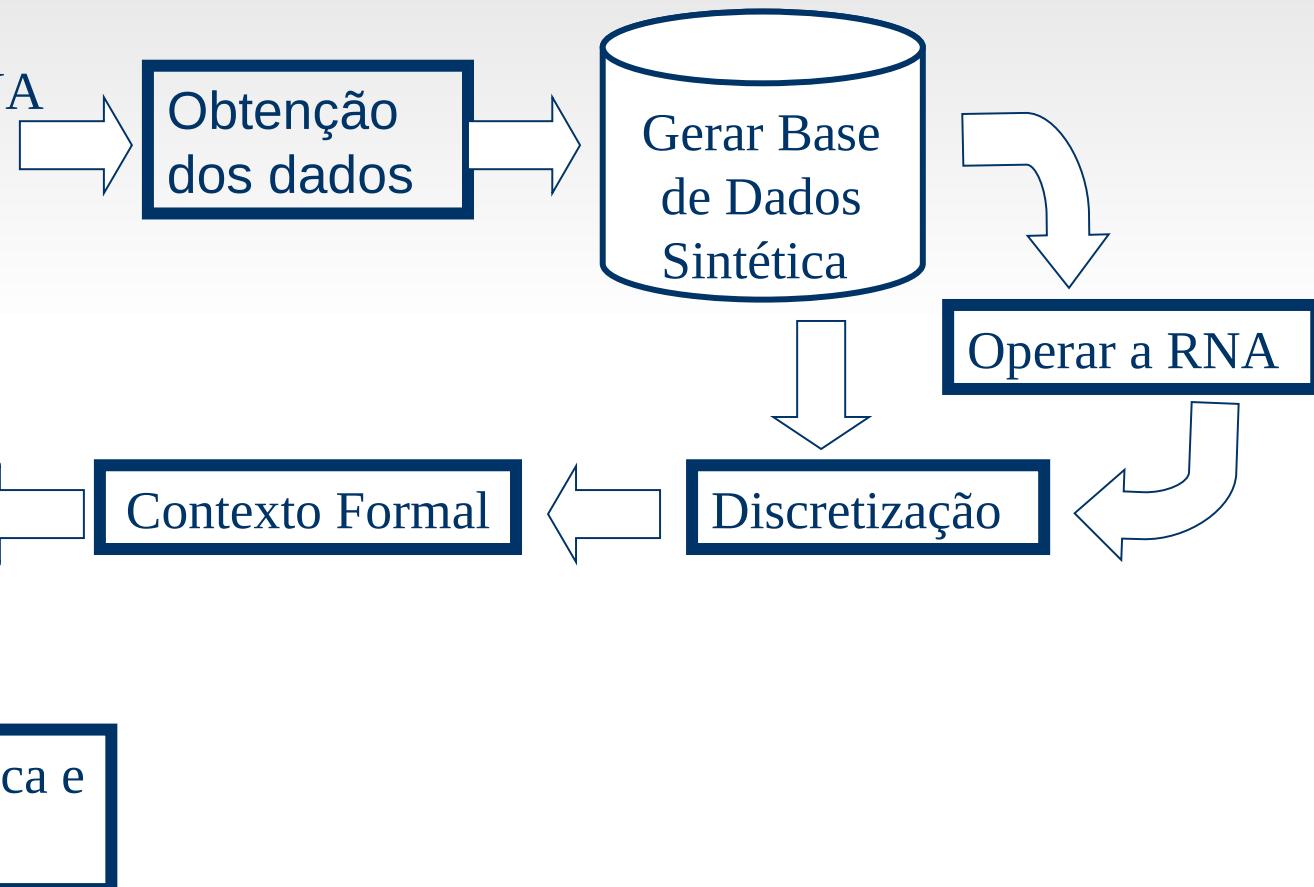
Regras lógicas



Representação gráfica

# Método FCANN

- Estrutura da RNA
- Parâmetros
- etc



# Melhorias Propostas para o Modelo FCANN

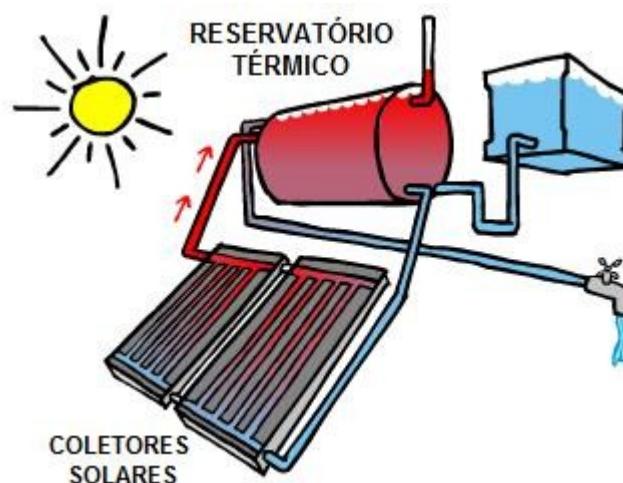
- Uso de reticulados conceituais frequentes.
  - Reticulados conceituais construídos apenas com conceitos formais frequentes são conhecidos na literatura como reticulados conceituais Iceberg [Stumme et al. 2002]
- Um conceito formal  $(X, Y)$  será frequente se, somente se,  
 $sup(Y, G) \geq minSup$ 
  - Em que  $minSup$  é o suporte mínimo fornecido pelo usuário
- Utilizar uma frequência artificial em  $Y$ , pois os atributos criados a partir dos parâmetros de entrada da RNA possuem a mesma frequência

# Melhorias Propostas para o Modelo FCANN

- Extraia regras e implicação
- Uma regra de implicação *Se A Então B* pertence a um contexto formal  $(G, M, I)$  se, e somente se,  $(B', B'') \geq (A', A'')$
- ('') - operadores de derivação

# Estudo de Caso

- Sistema termossifão - sistema mais utilizado para aquecimento solar de água
- Sua eficiência é influenciada por parâmetros operacionais e de instalação
- A extração de conhecimento aqui visa compreender o comportamento de seus parâmetros



# Representação Neural

- Parâmetros:
  - temperatura de entrada da água
  - irradiação solar
  - temperatura do ambiente
  - taxa de fluxo
  - inclinação do coletor solar
  - altura do tanque de armazenamento de água
  - temperatura de saída da água

$$f(Tin, G, Tamb, \bar{m}, I, H) \xrightarrow{RNA} (Tout)$$

# Representação Neural

- Rede neural do tipo perceptron em múltiplas camadas (*MLP*) e *feedforward*
- Uma camada intermediária e com neurônios de camadas consecutivas totalmente conectados
- Para o treinamento, utilizou-se o algoritmo *backpropagation*, com função *log-sigmoide* de ativação nos neurônios.

# Representação Neural

- $2N+1$  neurônios na camada intermediária, na qual  $N$  é o número de entradas da rede neural, totalizando 13 neurônios na camada intermediária e  $M = 1$  neurônio na camada de saída
- Para o processo de treinamento, 117 instâncias foram coletadas do sistema
- 90% utilizado no conjunto de treinamento
  - Continha as instâncias com os valores máximos e mínimos de cada parâmetro e outras escolhidas aleatoriamente
- Os dados foram normalizados no intervalo [0.2, 0.8]

# Representação Neural

**Tabela 1. Resultados de treinamento e teste da rede neural**

Erro (°C)	Treinamento	Teste
<b>Mínimo</b>	0.01	0.16
<b>Máximo</b>	1	3.38
<b>Média</b>	0.32	0.99
<b>Desvio Padrão</b>	0.18	1.15

# Extração de Conhecimento Utilizando o Método

**Tabela 2. Número de objetos, atributos, conceitos e regras obtidos**

	Dados por parâmetro e intervalos de discretização							
	2	3	4	5	6	7	8	
<b>Objetos</b> $ G $	64	729	4096	15625	46656	117649	262144	
<b>Atributos</b> $ M $	14	21	28	35	42	49	56	
<b>Número de conceitos</b>	1084	8174	34396	109205	282829	643944	1303887	
<b>Número de regras</b>	80	1039	5667	22266	-	-	-	

# Extração de Conhecimento Utilizando o Método FCANN Modificado

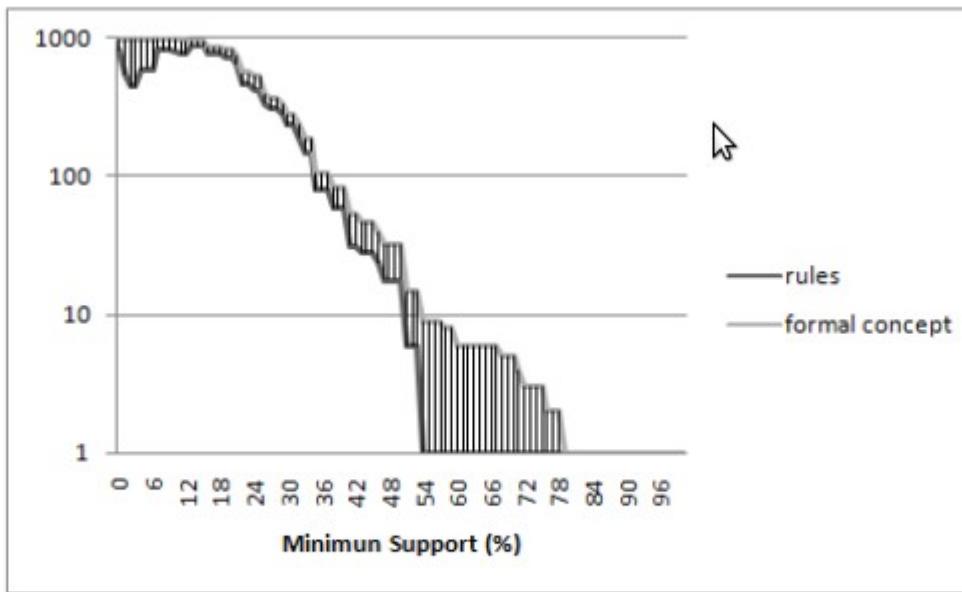
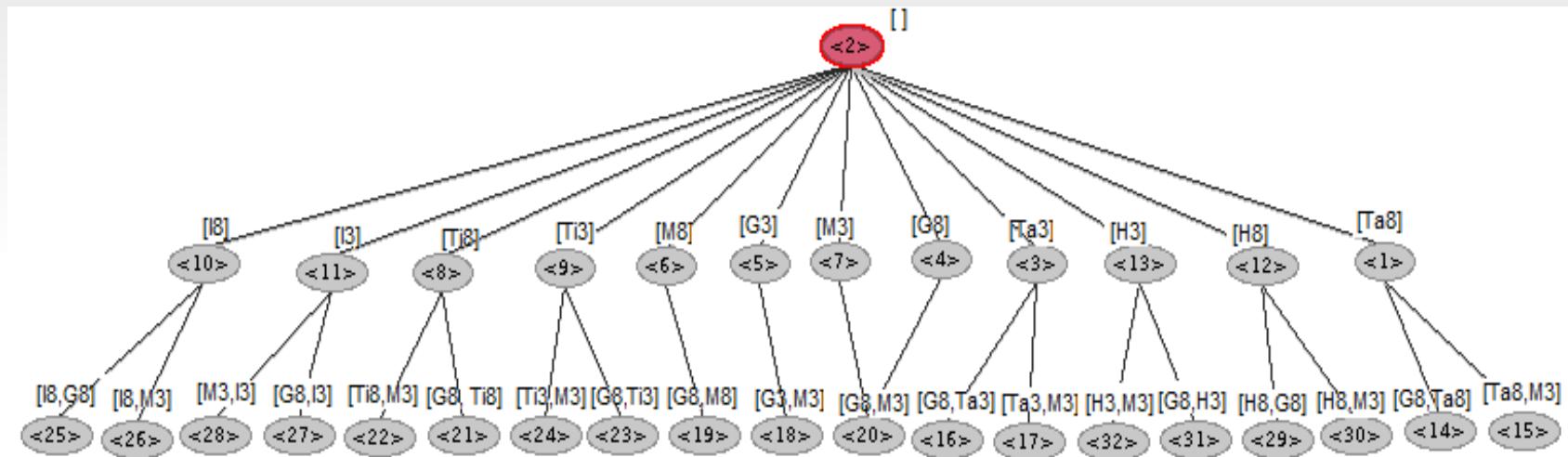


Figura 1. Relação entre números de conceitos formais, regras e suporte mínimo

# Extração de Conhecimento Utilizando o Método FCANN Modificado

- Reticulado Iceberg para um suporte mínimo de 50%



- Exemplo de regras

**If  $G=8$  Then  $I=3$**

**If  $M=3$  Then  $H=8$**

**If  $M=3$  Then  $I=3$**

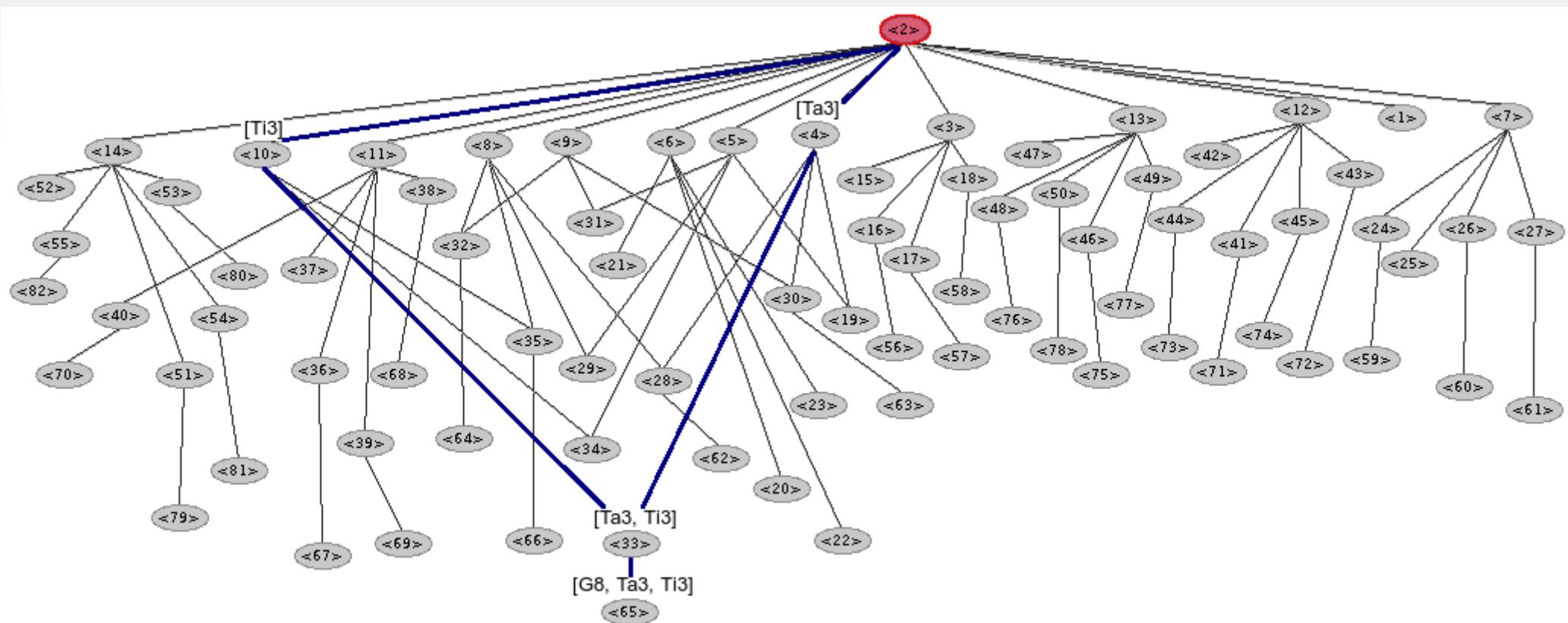
**If  $G=8$  Then  $H=3$**

**If  $G=8$  Then  $H=8$**

**If  $M=3$  Then  $H=3$**

# Extração de Conhecimento Utilizando o Método FCANN Modificado

- Reticulado Iceberg para um suporte mínimo de 40%



# Conclusões

- Utilizando um suporte mínimo, foi possível selecionar os conceitos formais frequentes
- Compromisso entre o conhecimento extraído, a representatividade das regras e o suporte mínimo
- Possibilita, em muitos casos, a visualização do reticulado, que é adequada para processos de aprendizagem no qual o usuário procura compreender algum processo

# Conclusões

- Extração de regras de implicação diretamente do reticulado conceitual
- Apenas regras relevantes são selecionadas e existe uma relação direta entre as regras e o reticulado conceitual, facilitando a aprendizagem
- As mudanças propostas para o método FCANN podem ser adotadas por outros métodos para reduzir a complexidade do reticulado conceitual. Além disso, é possível adotar outros paradigmas de construção de reticulados.

# Referências

- [Tickle et al. 1998] - Tickle, A. B., Andrews, R., Golea, M., and Diederich, J. (1998). The truth is in there: Directions and challenges in extracting rules from trained artificial neural networks. *IEEE Trans Neural Networks*, pages 1057–1068.
- [Benítez et al. 1997] - Benítez, J. M., Castro, J. L., and Requena, I. (1997). Are artificial neural networks black boxes? *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8:1156–1164.
- [Craven 1996] - Craven, M. W. (1996). Extracting Comprehensible Models from Trained Neural Networks. PhD thesis, University of Wisconsin-Madison.
- [Zárate e Dias 2008] - Zárate, L. E. and Dias, S. M. (2009). Qualitative behavior rules for the cold rolling a process extracted from trained ann. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, In Press, Corrected Proof(-).
- [Ganter e Stumme 2003] - Ganter, B. and Stumme, G. (2003). Formal concept analysis: Methods and applications in computer science. Technical report, Otto - von - Guericke - Universitat Magdeburg.
- [Stumme et al. 2002] - Stumme, G., Taouil, R., Bastide, Y., Pasquier, N., and Lakhal, L. (2002). Computing iceberg concept lattices with titanic. *Data and Knowledge Engineering*, 42:189–222(34).