

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. Dias¹, Luis E. Zárate², Bruno M. Nogueira³, Newton J. Vieira¹

¹Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)

²Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (PUC-MG)

³Universidade de São Paulo (USP)

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

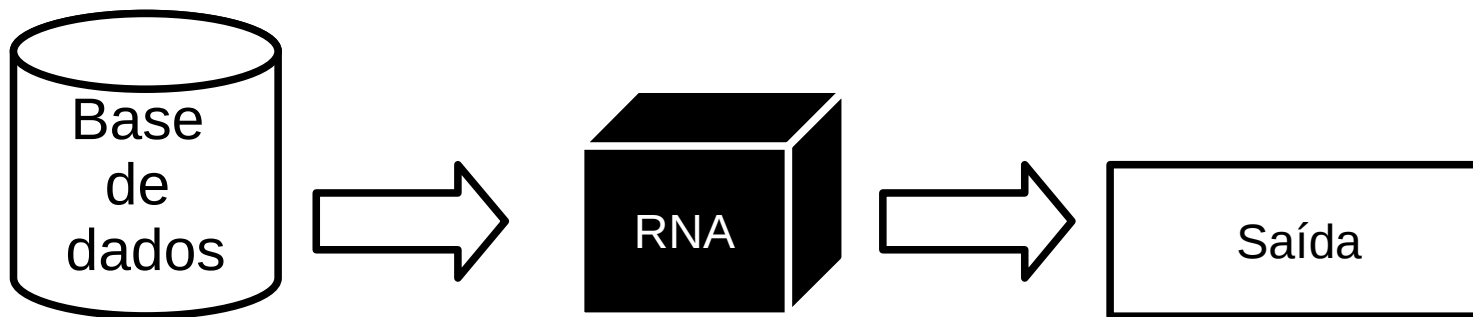
- **Apresentação:** Luis E. Zárate

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

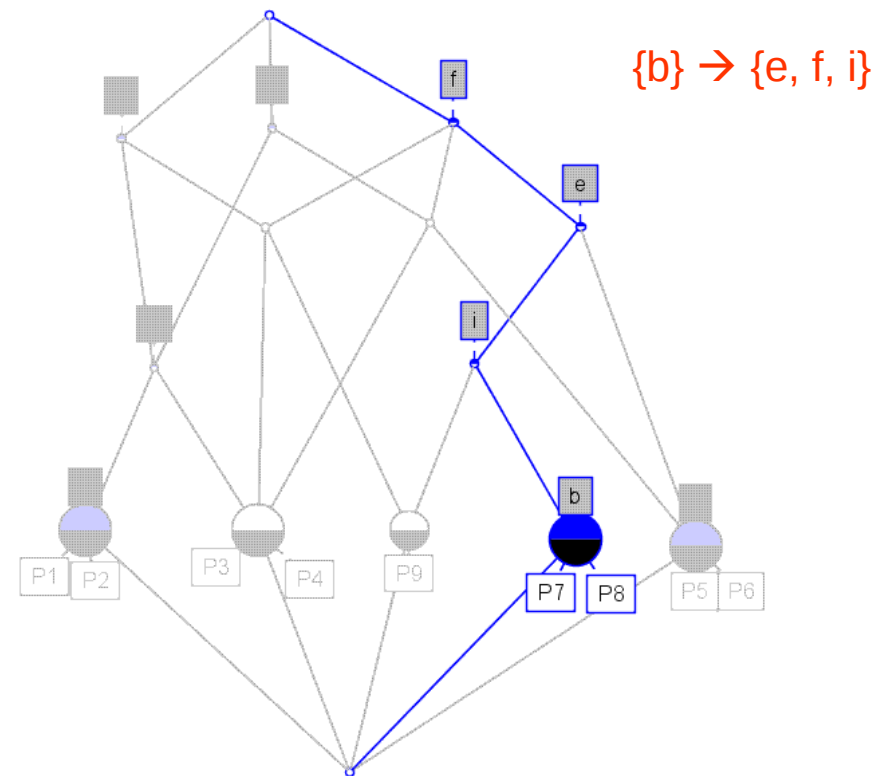
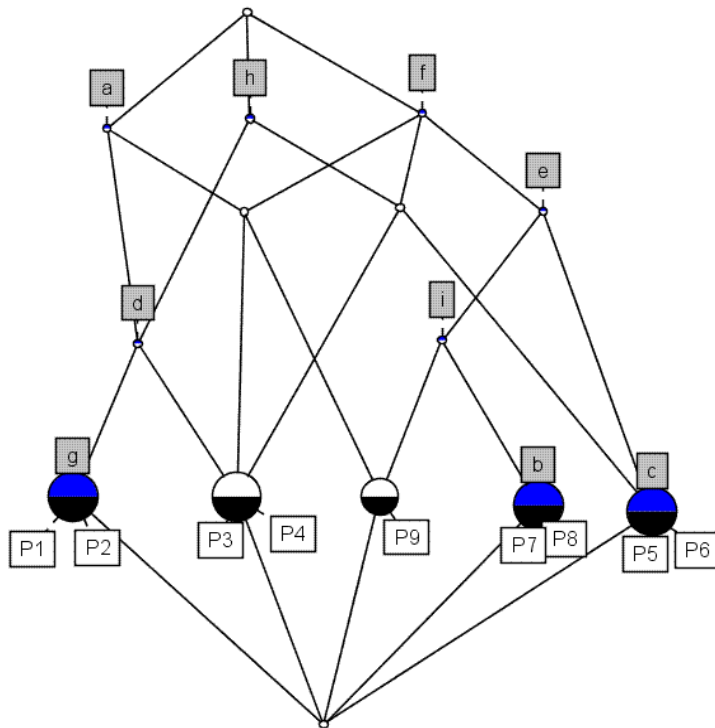
	Tamanho			Distância do sol		Lua		Período	
	Pequeno	Médio	Grande	Próximo	Distante	Sim	Não	Curto	Longo
Mercúrio	X			X			X	X	
Vênus	X			X			X	X	
Terra	X			X		X		X	
Marte	X			X		X		X	
Júpiter			X		X	X		X	
Saturno			X		X	X		X	
Urano		X			X	X			X
Netuno		X			X	X			X
Plutão	X				X	X			X

Análise Formal de Conceitos

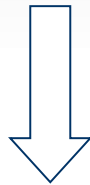
	a	b	c	d	e	f	g	h	i
P1	X			X			X	X	
P2	X			X			X	X	
P3	X			X		X		X	
P4	X			X		X		X	
P5			X		X	X		X	
P6			X		X	X		X	
P7		X			X	X			X
P8		X			X	X			X
P9	X				X	X			X

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

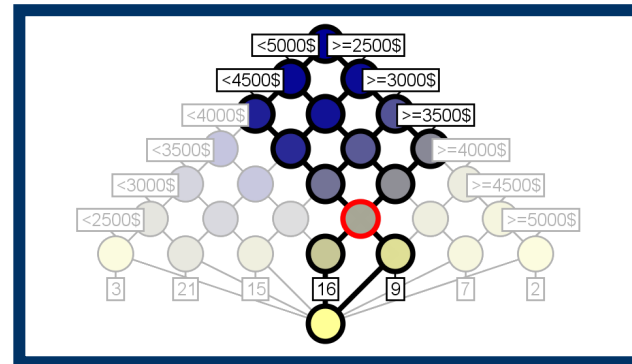


Método FCANN



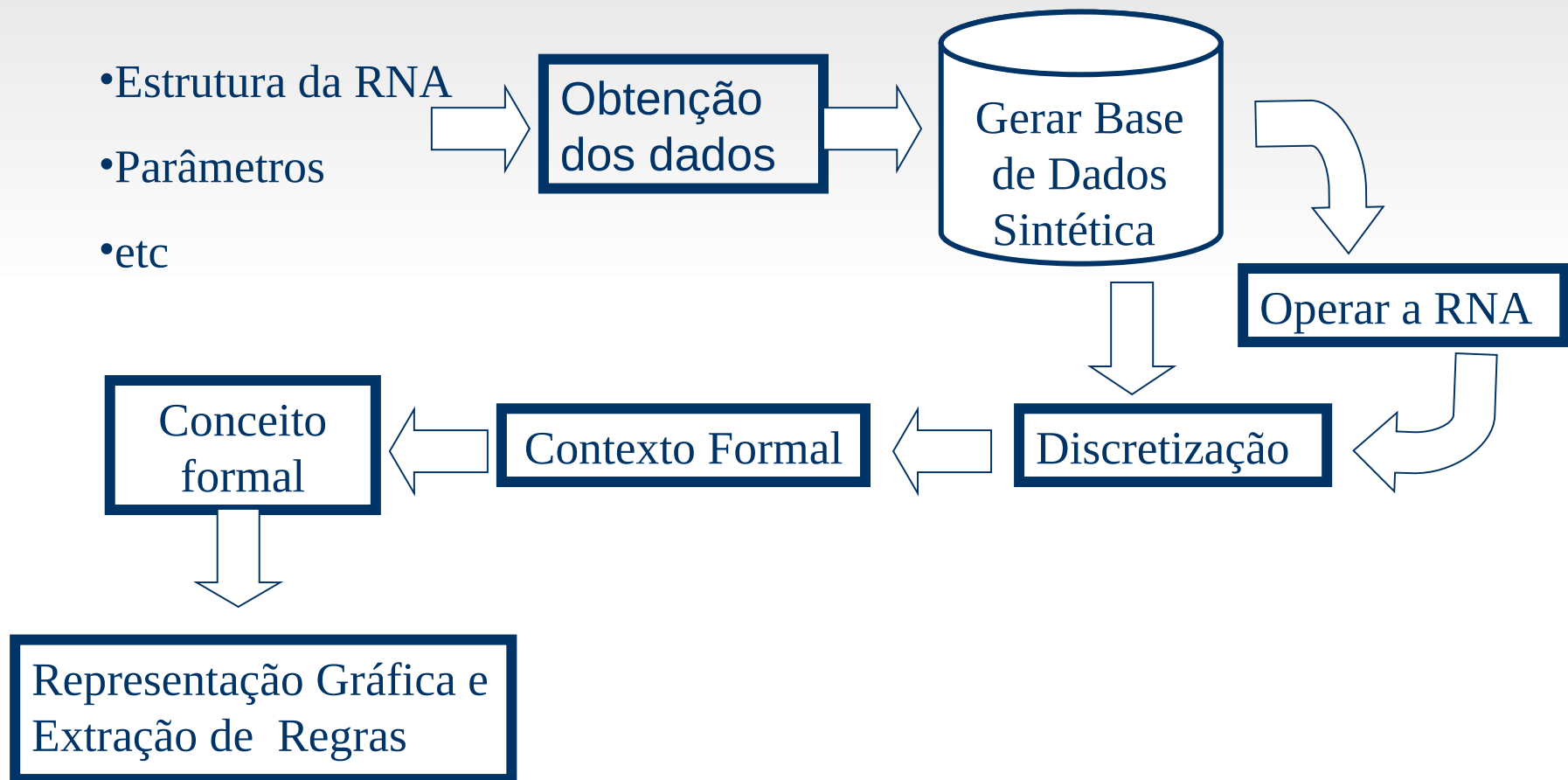
IF $G=4$ THEN $T_{amb} = 3$ AND $T_{out} = 4$
IF $G=2$ THEN $T_{amb} = 1$ AND $T_{out} = 5$
IF $T_{in} = 3$ THEN $T_{amb} = 4$
...

Regras lógicas



Representação gráfica

Método FCANN



Melhorias Propostas para o Modelo FCANN

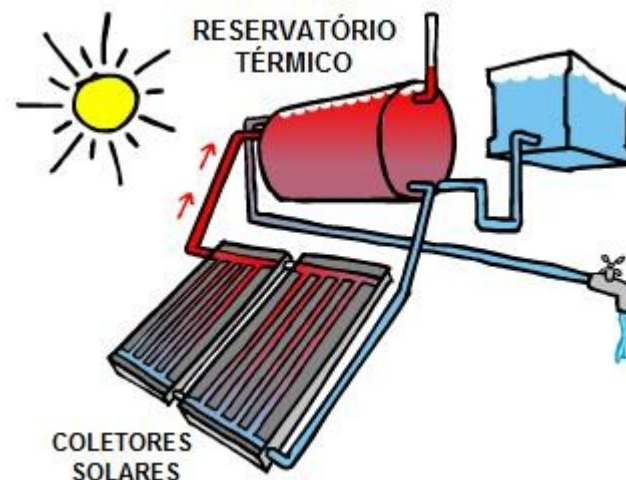
- Uso de reticulados conceituais frequentes.
 - Reticulados conceituais construídos apenas com conceitos formais frequentes são conhecidos na literatura como reticulados conceituais Iceberg [Stumme et al. 2002]
- Um conceito formal (X,Y) será frequente se, somente se, $sup(Y,G) \geq minSup$
 - Em que $minSup$ 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

$$f(T_{in}, G, T_{amb}, \bar{m}, I, H) \xrightarrow{RNA} (T_{out})$$

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
Mínimo	0.01	0.16
Máximo	1	3.38
Média	0.32	0.99
Desvio Padrão	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
Objetos G	64	729	4096	15625	46656	117649	262144
Atributos M	14	21	28	35	42	49	56
Número de conceitos	1084	8174	34396	109205	282829	643944	1303887
Número de regras	80	1039	5667	22266	-	-	-

Extração de Conhecimento Utilizando o Método FCANN Modificado

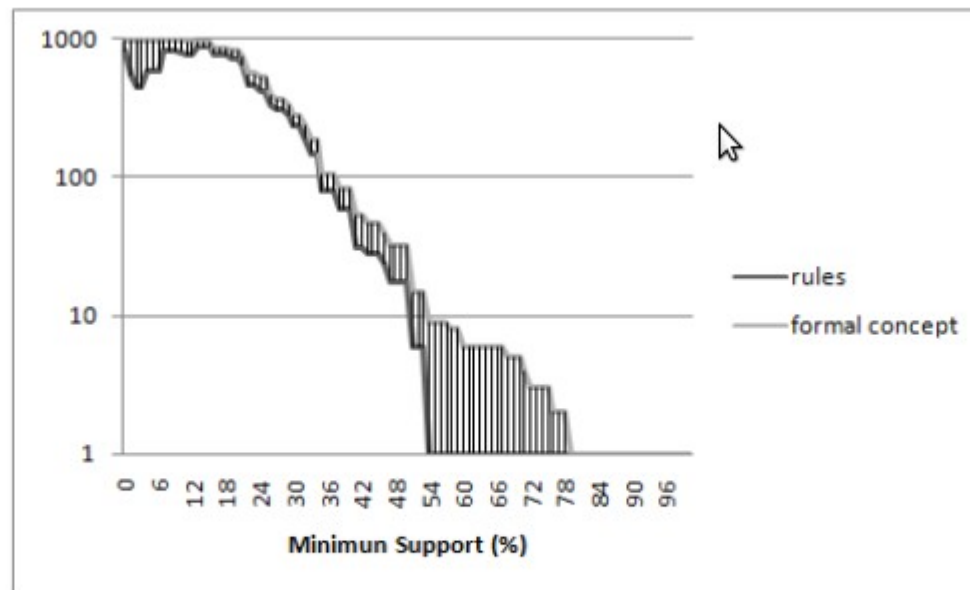
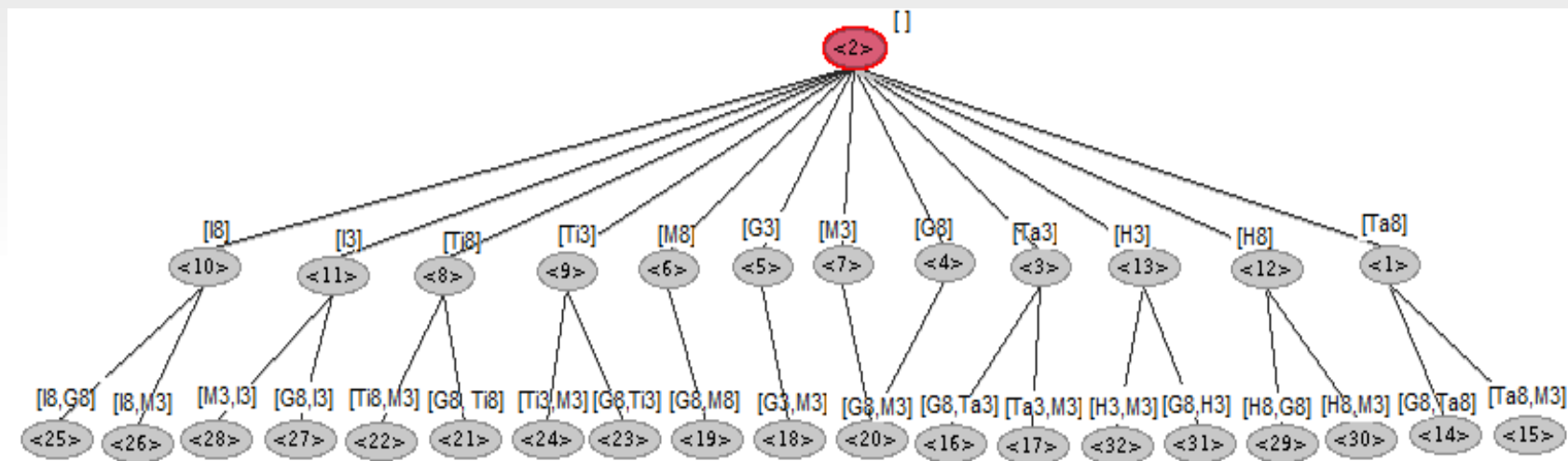


Figura 1. Relação entre números de conceitos formais, regras e suporte mínimo

Extração de Conhecimento Utilizando o Método FCANN Modificado

- Reticulado Iceberg para um suporte mínimo de 50%

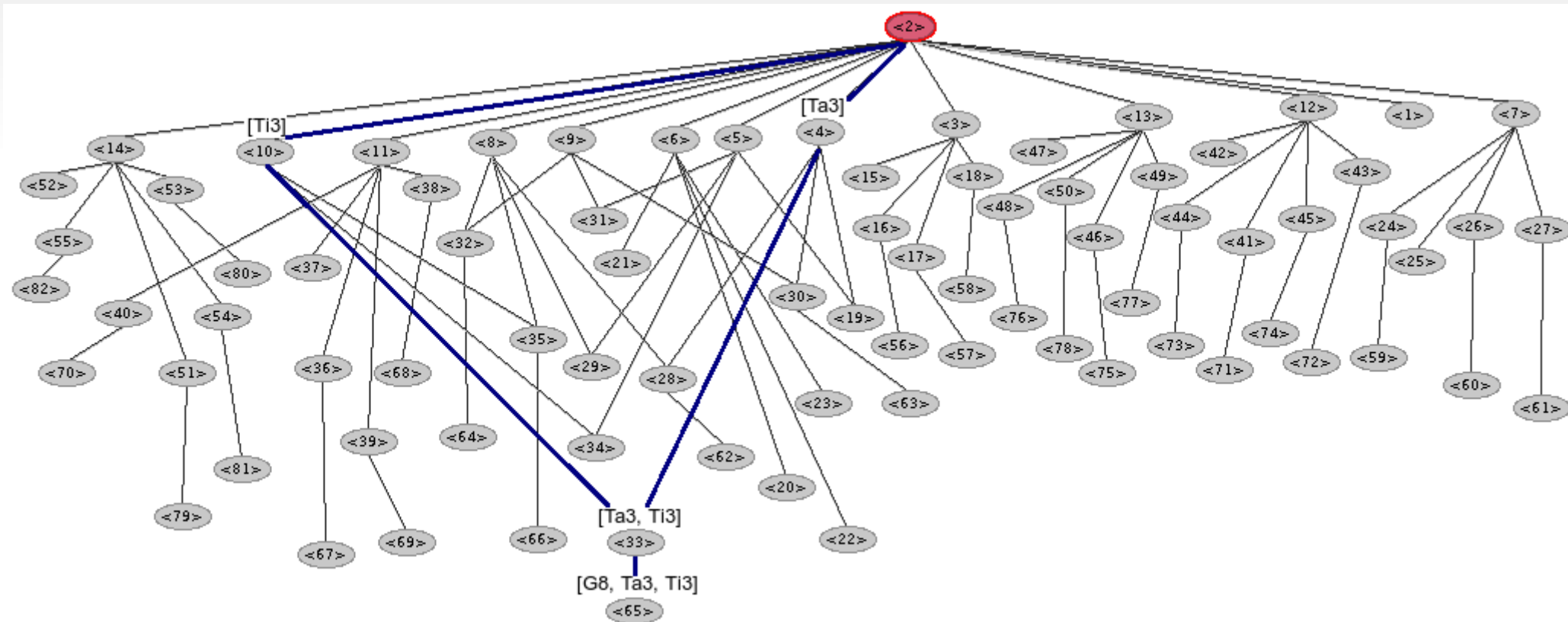


- Exemplo de regras

If $G=8$ Then $I=3$ **If $M=3$ Then $I=3$** **If $G=8$ Then $H=8$**
If $M=3$ Then $H=8$ **If $G=8$ Then $H=3$** **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).