



**PREDIÇÃO À DOENÇA CARDIOVASCULAR UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS INCLUINDO NÍVEIS SÉRICOS DE IL-6 EM PACIENTES COM SÍNDROME METABÓLICA**  
**CARDIOVASCULAR DISEASE PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS INCLUDING SERUM IL-6 IN PATIENTS WITH METABOLIC SYNDROME**

Lara Colognese Helegda <sup>1</sup>, Sérgio Helegda <sup>2</sup>, Andrea Mabilde Petracco <sup>3</sup>, Luiz Carlos Bodanese <sup>4</sup>.

1. Educadora Física e Fisioterapeuta. Mestre em Engenharia Elétrica e Doutora em Ciências da Saúde pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS);
2. Engenheiro Eletricista e Pedagogo. Mestre em Engenharia Elétrica pela PUCRS. Professor da Faculdade de Tecnologia SENAI-Porto Alegre;
3. Cardiologista. Mestranda do curso de Pós-graduação em Medicina e Ciências da Saúde da PUCRS.
4. Cardiologista. Professor de Cardiologia e da Pós-graduação da Escola de Medicina da PUCRS. Fellow do American College de Cardiologia.

**Informações do artigo**

Editado por Renata Castro  
Disponível online em 14 de dezembro de 2015

**Palavras-chave:**

Humanização do parto;  
Enfermagem obstétrica;  
Hidroterapia

**Key-words:**

Humanizing parturition;  
Obstetrical nursing;  
Hydrotherapy.

**Resumo**

**Objetivo:** Desenvolver e viabilizar um estudo piloto para auxílio à propensão de DCV, utilizando uma topologia de RNA. **Métodos:** Parâmetros clínicos, bioquímicos e antropométricos foram coletados de 80 pacientes com SM, 40 pacientes com DCV e 40 sem DCV. Para esses parâmetros obtidos foram apresentadas duas propostas para o treinamento de RNA. A RNA utilizada foi do tipo MLP e o processo de configuração, treinamento e validação dessa rede foi realizada com auxílio da ferramenta computacional MatLab versão 6.5, da Mathworks, com pacotes Neural Networks Toolbox específicos para RNA e implementadas com o algoritmo do tipo Backpropagation. **Resultados:** Foram considerados dois modelos de RNA para o aprendizado: com IL-6 e sem IL-6. A topologia de rede MLP com melhor resultado de classificação, foi considerando todos os parâmetros do estudo. Essa topologia apresentou um erro médio absoluto de 2,41% e uma configuração com 1 camada oculta e 80 neurônios internos. **Conclusão:** Este estudo alcançou o objetivo proposto como proposta de ferramenta de apoio ao diagnóstico clínico para o reconhecimento da propensão de DCV em pacientes com SM. Os resultados foram animadores, onde a melhor configuração da rede convergiu, com uma taxa de erro na ordem de 3%, podendo assim ser utilizada no auxílio ao reconhecimento desse padrão de patologia.

**Abstract**

**Objective:** Develop and facilitate a pilot study to aid the propensity of CVD, using a topology of RNA. **Methods:** clinical, biochemical and anthropometric parameters were collected from 80 patients with MS, 40 patients with CVD and 40 without CVD. Parameters obtained for these two proposals for the training of ANN were presented. The RNA was used MLP and the setup process, this network training and validation was performed using the software tool MATLAB version 6.5, the Mathworks, with specific RNA and implemented the algorithm Backpropagation Neural Networks Toolbox packages. **Results:** two models were considered for RNA learning: with IL-6 and without IL-6. The topology of MLP network with best result of classification was considering all parameters study. This topology showed a mean absolute error of 2.41% and a configuration with one hidden layer and 80 internal neurons. **Conclusion:** This study reached the proposed draft as support clinical diagnosis to recognize the propensity of CVD in patients with MS tool purpose. The results were encouraging, where the best configuration of the network has converged, with an error rate of around 3%, so it can be used to aid the recognition of this pattern of pathology.

**Introdução**

A Síndrome Metabólica (SM) é definida como um distúrbio metabólico caracterizada por fatores que aumentam a predisposição e o risco para o desenvolvimento de Doença cardiovascular (DCV) (Espinola-Klein et.al., 2011).

Fatores de risco, como, elevados níveis de glicose, obesidade, hipertensão, elevados níveis de triglicérides e baixos níveis de HDL- colesterol, são de alto risco para a saúde (Bayturan et.al., 2012). O agrupamento de três ou mais desses parâmetros definem a Síndrome Metabólica e

o risco para o desenvolvimento de aterosclerose é maior. Consequentemente, a chance para desenvolver eventos cardiovasculares como, infarto agudo do miocárdio (IAM) e acidente vascular cerebral (AVC) torna-se duas a três vezes maior nesse grupo de pacientes, significando que a SM é de alto risco para a população (Espinola-Klein et. al., 2011; Tomas et.al., 2004).

Esses parâmetros também conduzem ao desequilíbrio endotelial, aumentando a liberação de biomarcadores inflamatórios, entre eles a IL-6. Esses, são responsáveis pela inflamação e lesão do endotélio, agregação

plaquetária e, conseqüentemente, a formação da placa de aterosclerose (Espinola-Klein et. al., 2011).

Com isso, a DCV relacionada com a SM vem aumentando a mortalidade geral em 1,5 vezes e a mortalidade cardiovascular em 2,5 vezes na população mundial (Lakka et. al., 2002).

Mudanças expressivas têm ocorrido nos últimos anos buscando compreender esses fatores de risco e a patogênese de uma série de doenças crônicas degenerativas com inflamação subclínica (Porto, 2005; Ross, 1999). No entanto, considerando-se o grau de complexidade que envolvem essas doenças, torna-se difícil determinar quantitativamente a importância de um único fator de risco e suas possíveis alterações, pois muitos desses fatores estabelecem uma inter-relação.

Uma das ciências mais recentes que vem se destacando no auxílio para a resolução de situações semelhantes a essa é a Inteligência Artificial (IA). Ela almeja não apenas compreender, mas também, construir entidades inteligentes que possam auxiliar na elaboração de programas computacionais, buscando soluções para situações complexas como esta (Russel, 2004).

As Redes Neurais Artificiais (RNA) podem ser implementadas fisicamente e computacionalmente em uma estrutura de processamento, conhecida como rede, sendo composta por unidades interconectadas por neurônios artificiais, as quais apresentam um comportamento específico de entrada e saída. Trata-se um modelo conexionista, com grande poder na resolução de problemas complexos e não lineares (Karrer et.al., 2005).

Em uma abordagem geral, a intenção em RNA é realizar um processamento de informações tendo como premissa uma organização neural similar a de um cérebro humano. Uma estrutura capaz de aprender e tomar decisões baseadas na aprendizagem, onde, as Redes Neurais Artificiais devem realizar o mesmo (Russell, 2004).

O entendimento de uma rede pode ser realizado por sua unidade mais básica de processamento, conhecida como neurônio. Cada neurônio pode ser compreendido como sendo uma função que opera independentemente, recebendo um conjunto de sinais ( $X_n$ ), os quais são atenuados, multiplicando-se por diferentes pesos ( $W_n$ ) em cada conexão (Haykin, 1999).

Ainda, pode-se dividir uma rede como sendo a composição de três camadas básicas: Entrada (input), que não possui neurônios, pois somente recebem os sinais ( $x_n$ ) a serem processados; Intermediária ou Oculta (hidden), onde torna-se possível a resolução de problemas devido às interconexões existentes; Saída (output), que é a própria saída da RNA, onde são apresentados os resultados ( $y_n$ ) do processamento solicitado (Lettnin et.al., 2002). Cabe destacar que, quando uma rede é constituída por múltiplas camadas, esta é dita do tipo MLP (MultiLayer Perceptron).

Entretanto, considerando a complexidade da Síndrome Metabólica, juntamente com outros fatores de risco tradicionais à Doença Cardiovascular envolvidas nesse estudo, uma estrutura computacional projetada para solucionar a maneira como esses fatores se correlacionam foi sugerida.

Portanto, o objetivo dessa pesquisa foi desenvolver e viabilizar um estudo piloto para auxílio à propensão de DCV utilizando uma topologia de Redes Neurais Artificiais.

## **Materiais e Métodos**

### *Sujeitos*

O estudo incluiu parâmetros clínicos, bioquímicos e antropométricos coletados de 80 pacientes com Síndrome Metabólica destes, 40 indivíduos com episódio estabelecido de DCV e os outros 40 sem DCV, pertencentes ao Ambulatório de Risco Cardiometabólico do Hospital São Lucas (HSL/PUCRS).

### *Definição de Síndrome Metabólica e Doença Cardiovascular*

SM foi definida pela presença de 3 ou mais desses critérios: obesidade abdominal  $\geq 102$  cm em homens e  $\geq 88$  cm em mulheres; hipertigliceridemia (TGL)  $\geq 150$  mg/dL; HDL  $< 40$  mg/dL em homens e  $< 50$  mg/dL em mulheres; pressão arterial sistólica (PAS)  $\geq 130$  mmHg e pressão arterial diastólica (PAD)  $\geq 85$  mmHg; A DCV estabelecida foi definida como: história prévia de infarto agudo do miocárdio (IAM) confirmado por eletrocardiograma (ECG), cintilografia miocárdica ou cineangiocoronariografia, revascularização do miocárdio prévia; revascularização por cateter (angioplastia com ou sem colocação de stent).

### *Mensurações*

A coleta de dados e a coleta de sangue para realização dos exames laboratoriais foram obtidos no primeiro dia de consulta dos pacientes, quando foram avaliados para o diagnóstico de Síndrome Metabólica.

Pacientes com SM, 40 sem DCV e 40 com DCV pertencentes ao banco de dados (Março de 2008 a Dezembro de 2011) do Ambulatório de Risco Cardiometabólico foram sorteados para a realização desse estudo que foi aprovado pelo Comitê de Ética e Pesquisa da Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS) sob o protocolo no 11/05731. Foram excluídos pacientes com Doenças crônicas agudas, câncer, doenças crônicas do fígado, insuficiência renal crônica e insuficiência cardíaca classe IV (de acordo com New York Heart Association). Baseado nos critérios do NCEP-ATPIII (The National Cholesterol Education Program Adult Treatment Panel III), 14,15 foram selecionados parâmetros bioquímicos como, Pressão Arterial Sistólica e Diastólica, Hipertensão Arterial, DM tipo 2, Glicemia de jejum, Colesterol Total, LDL- Colesterol, HDL- Colesterol

e Triglicerídeos e parâmetros antropométricos como, o Índice de Massa Corporal (IMC), Circunferência Abdominal, Relação Cintura/Quadril (C/Q) e, ainda, variáveis que descrevem características da população estudada: Idade, Sexo e o uso de sinvastatina pelos pacientes. Para a coleta de sangue dos exames laboratoriais, foram necessárias 12 horas de jejum dos pacientes. Assim, para se obter os valores correspondentes a cada variável selecionada no estudo, foram realizadas as seguintes etapas: para a medida das variáveis como, glicemia de jejum e perfil lipídico (Colesterol Total (CT), HDL colesterol, LDL colesterol e Triglicerídeos), foi utilizado o método Química Seca da VITROS® 5, 1 FS chemistry, Johnson & Johnson, a partir de amostra no soro desses pacientes, que se encontra armazenado a -70°C no Instituto de Pesquisa da PUCRS. Diagnóstico de DM tipo 2 foi definido como: glicose sanguínea em jejum  $\geq 126$  mg / dL ou; 2h de glicose sanguínea após a ingestão de 75 g de glicose  $\geq 200$  mg / dL ou; hemoglobina glicosilada (HbA1c)  $\geq 6,5\%$  ou;  $\geq$  glicose aleatória de 200 mg / dL com sintomas clássicos de hiperglicemia. As pressões arteriais sistólica e diastólica foram aferidas na posição sentada e realizadas duas medidas sequenciais com intervalos de 3 minutos entre as mensurações. Foi utilizado um monitor de pressão arterial automático da marca BIC, tipo Aneróide e, dos valores obtidos, optou-se em utilizar a segunda mensuração, pois sugerem uma medida mais estável. Níveis séricos de IL-6 foram avaliados por ELISA no Laboratório de Biofísica da PUCRS.

IMC foi calculado de acordo com a fórmula: peso (kg) / altura<sup>2</sup> (m). peso (kg) e altura (cm) e foram mensurados utilizando uma balança de precisão da marca Filizola, sem uso de calçados e vestindo roupas leves. A circunferência abdominal foi realizada na posição supina, após expiração, determinada no ponto médio entre o último arco costal e a crista ilíaca. Ainda, a relação C/Q foi obtida a partir da divisão dos valores da circunferência abdominal e da medida do Quadril. Os valores de referência para homens e mulheres foram considerados de acordo com os critérios da NCEP-ATP III.

#### *Redes Neurais Artificiais*

Para este estudo foram utilizadas redes neurais artificiais do tipo múltiplas camadas, MLP. O processo de configuração, treinamento e validação dessa rede foi realizada com auxílio da ferramenta computacional MatLab versão 6.5, da Mathworks, com pacotes Neural Networks Toolbox específicos para Redes Neurais Artificiais e implementadas com o algoritmo do tipo Backpropagation. Um algoritmo foi especialmente gerado no MATLAB para testar diferentes configurações de redes analisando, assim, a influência dos parâmetros nos possíveis resultados de simulação. Os valores com os diferentes parâmetros de treinamento foram

condicionados em um arquivo e carregados ao software como vetores de dados: um para entrada e outro para saída.

#### *Fatores de entrada e saída*

Foram utilizados e modelados como parâmetros no processo de aprendizado da rede neural, dados reais pertencentes aos pacientes com SM. De forma a melhor analisar esses diferentes parâmetros e, visando otimizar a eficiência e avaliar seu possível grau de relevância, foram apresentados duas propostas para o treinamento de Redes Neurais Artificiais:

a) utilizando-se todos os parâmetros coletados (critérios da SM, fatores de risco à DCV, IL-6 e evento cardiovascular);  
b) utilizando-se todos os parâmetros coletados, exceto IL6.

a) Utilizando todos os parâmetros coletados

Para a primeira proposta foram selecionados os critérios que identificam a Síndrome Metabólica nos pacientes em estudo, os fatores que são considerados de risco à Doença Cardiovascular, a citocina inflamatória IL-6 e, ainda, o episódio ou não de DCV nesses pacientes, o qual sinaliza a propensão ou não à Doença Cardiovascular.

b) Utilizando todos os parâmetros coletados, exceto a IL6  
Para o segundo modelo buscou-se avaliar uma topologia de rede mais sintetizada, excluindo-se o parâmetro referente à IL-6. Esse modelo tem como objetivo avaliar o grau de interdependência desse parâmetro, foco desse estudo, sem reduzir a eficácia do modelo anterior.

Esses vetores de entrada que compõe a primeira camada da rede neural para o desenvolvimento do estudo são apresentados no Quadro um.

Utilizando os dados apresentados no quadro um, implementou-se um arquivo contendo dezesseis (16) vetores de dados: quinze (15) parâmetros de entrada e, ainda, um (1) critério de saída. Como demonstrado no Quadro um, as informações estão distribuídas por valores quantitativos (numéricos), bem como, valores selecionáveis (sim ou não). Os valores selecionáveis foram representados por um valor numérico havendo o reconhecimento quantitativo desses pela rede neural, zero (0) identificando não, e um (1) identificando sim.

O arquivo final foi constituído de 80 linhas, cada linha representa os parâmetros relacionados a cada paciente. Dessa forma, os dados foram carregados pelo software Matlab e puderam ser manipulados por meio de matrizes de dados no processo de uso da rede neural.

#### **Resultados**

Foram considerados dois modelos de Redes Neurais Artificiais para o aprendizado: com IL-6 e sem IL-6 e são apresentados os resultados obtidos para as diferentes topologias e devido a análise da IL-6 demonstrar 4 casos com valores muito discrepantes, optou-se por utilizar 76 amostras para o aprendizado das RNAs, almejando um melhor desempenho pela rede.

**Quadro 1:** Dados utilizados na camada de entrada para a constituição e aprendizado da Rede Neural Artificial.

Fatores de Risco para Doença Cardiovascular	Valores correspondentes
Idade	(valor numérico)
Sexo	0= Feminino 1= Masculino
Interleucina-6	(valor numérico)
Colesterol Total	(valor numérico)
HDL Colesterol	(valor numérico)
LDL Colesterol	(valor numérico)
Diabetes Mellitus tipo 2	0= não 1= sim
NAF (Nível de Atividade Física)	0= Sedentarismo 1= Atividade Física regular
Triglicerídeos	(valor numérico)
Uso de sinvastatina	0= não 1= sim
Glicemia de Jejum	(valor numérico)
Índice de Massa Corporal (Peso/Altura <sup>2</sup> )	(valor numérico)
Relação Cintura/Quadril	(Valor numérico)
Pressão Arterial Sistólica	(Valor numérico)
Pressão Arterial Diastólica	(Valor numérico)
Episódio de Doença Cardiovascular	0= Não 1= Sim

O Quadro dois, apresenta os dados para topologias utilizando apenas uma camada oculta. A primeira coluna representa o número de neurônios utilizados nessa camada, a segunda coluna representa o erro médio absoluto, utilizando-se todos os parâmetros coletados, e a terceira coluna representa o erro médio absoluto, excluindo-se o parâmetro da IL-6. Em destaque, são apresentados os valores com melhor taxa de acerto em cada modelo considerado.

**Quadro 2:** Dados para topologias utilizando apenas uma camada oculta (o autor).

1ª camada oculta		
Nº neurônios	% de Erro para todos os parâmetros	% de Erro excluindo-se a IL-6
1	46,66	52,97
5	19,53	28,27
10	20,95	20,57
15	15,70	18,83
20	16,17	16,50
25	18,52	20,22
30	16,51	17,81
35	11,06	9,02
40	7,95	8,24
45	8,72	<b>8,19</b>
50	10,76	10,55
55	15,18	18,53
60	18,70	20,78
65	11,42	35,90
70	8,84	27,11
75	7,79	15,77
80	<b>2,41</b>	14,48
85	6,04	17,45
90	12,28	19,55
95	12,56	29,10
100	18,10	26,48
150	18,90	26,67

Com a mesma abordagem anterior, no Quadro três, são apresentados os dados para as topologias utilizando duas camadas ocultas. Este quadro está dividido em quatro variações para a segunda camada oculta: para 5, 10, 20 e 30 neurônios. A primeira coluna representa o número de neurônios utilizados na primeira camada para cada variação. As colunas consecutivas representam o valor do erro médio absoluto ao utilizar-se todos os parâmetros coletados, excluindo-se o parâmetro da IL-6. Em destaque,

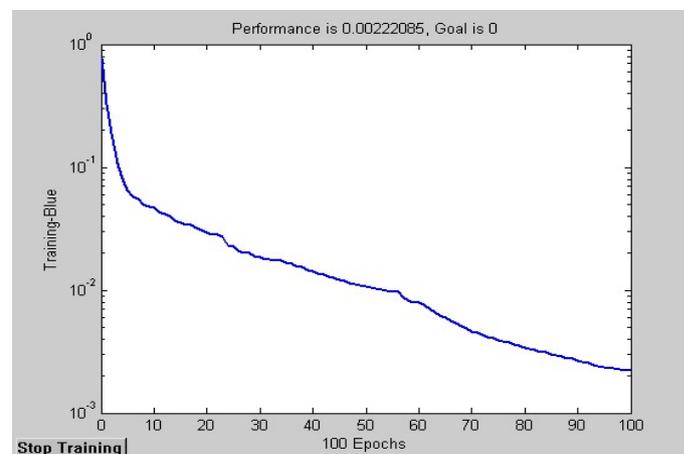
também são apresentados os valores com melhor taxa de acerto em cada modelo considerado.

Destaca-se que, para melhor representar as configurações analisadas, cada valor apresentado referem-se à média de 3 treinamentos e validações consecutivas em cada topologia. O tempo investido para realizar o aprendizado nas diferentes topologias foi de aproximadamente 78 horas.

Algumas topologias adicionais, utilizando camadas com configurações superiores a 40 neurônios, ou ainda, mais de 3 camadas ocultas, também foram exploradas. Contudo, devido à crescente complexidade de cálculo envolvida e o elevado esforço computacional exigido durante o processo de aprendizagem, (superiores à 3 horas), tornou-se impraticável analisar todas as combinações possíveis. Para esses casos, o erro médio absoluto, mostrou-se sempre superior à 27%, não apresentando topologias com resultados relevantes para serem consideradas em uma classificação.

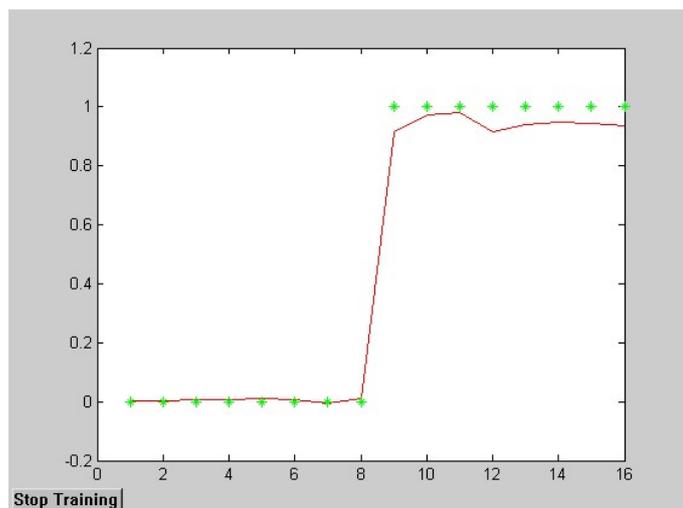
Como pode-se verificar, nos dados anteriormente apresentados, a topologia de rede MLP com melhor resultado de classificação, foi obtida para o primeiro modelo analisado, considerando todos os parâmetros do estudo. Essa topologia apresentou um erro médio absoluto de 2,41% e uma configuração com 1 camada oculta e 80 neurônios internos. Em adicional a isso, todas topologias de rede com configurações iguais ou maiores a 2 camadas ocultas, apresentaram percentuais de erro superiores às configurações com apenas 1 camada oculta.

Na Figura um, é apresentado o gráfico referente à performance da rede neural, durante a etapa de treinamento no software MatLab, para os 80% dos dados. Observa-se que para essa quantidade de informação, foram realizadas 100 épocas de iteração, obtendo-se uma performance final de 0.00222. Destaca-se que, apesar desse valor ser significativamente pequeno, o resultado padronizado em software (Goal) para a convergência é estipulado como zero.



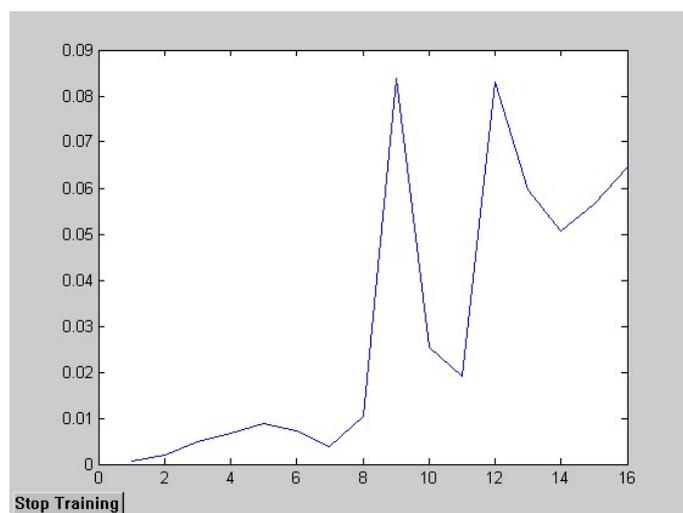
**Figura 1:** Convergência obtida para o treinamento da melhor topologia de Rede Neural Artificial, utilizando-se os 80% de dados dos pacientes.

A Figura dois, apresenta os resultados obtidos durante a etapa de validação, referentes à predição realizada com os 20% dos dados de pacientes. Os pontos em verde representam os valores corretos quanto à propensão à Doença Cardiovascular, enquanto que a curva em vermelho representa os valores estimados (previstos) pela rede durante o processo. Destaca-se que esses resultados referem-se a parâmetros de entrada inéditos à rede, sendo considerados totalmente desconhecidos, uma vez que não foram utilizados durante a etapa de treinamento.



**Figura 2:** Resultado referente à validação da rede: os pontos em verde representam os valores corretos e a curva em vermelho a predição da rede.

Uma análise mais criteriosa, quanto à sensibilidade de classificação, pode ser realizada, considerando-se a diferença no erro de predição. A Figura três, apresenta a curva de erro para a resposta de predição (valor conhecido menos o obtido) considerando o conjunto de parâmetros da validação.



**Figura 3:** Curva de erro obtida no validação da Rede Neural Artificial: valor conhecido menos o estimado.

Observa-se que o maior erro gerado durante a etapa de validação foi de 0,085, onde destaca-se, a ocorrência para a identificação positiva da Doença Cardiovascular. Com

isso, considerando-se a magnitude máxima de resposta para a saída da rede, pode-se verificar que a sensibilidade ao diagnóstico apresenta distorções máximas de 8,5%, o que pode ser considerado aceitável, em relação às magnitudes envolvidas na classificação. Apesar desse erro referente à resposta, a classificação final pode ser facilmente identificada pela tendência binária da saída (1 para propenso ou, 0 para não propenso), como observado no gráfico da Figura um.

#### *Resultados relacionados à IL-6 e DCV*

De forma a analisar a contribuição do parâmetro IL-6 neste estudo, foram comparadas as diferentes performances de aprendizado considerando os dois modelos propostos anteriormente: com IL-6 e sem a IL-6. Para isso, uma comparação entre os percentuais de erro na classificação entre esses dois modelos pode avaliar o grau de relevância da IL-6 no aprendizado nas diferentes topologias.

A Figura quatro, apresenta gráficos de performance para a validação das topologias de rede, obtidos dos Quadros dois e três. O gráfico a) representa a melhor configuração, com apenas 1 camada oculta. Os gráficos b), c), d) e e) representam topologias onde a segunda camada é de 5, 10, 20 e 30 neurônios respectivamente.

As linhas em azul representam a taxa de erro, considerando-se todos os parâmetros coletados; enquanto as linhas em vermelho representam a taxa de erro, excluindo-se o parâmetro da IL-6 durante o treinamento. Como pode-se observar nos gráficos apresentados, de modo geral, as curvas em azul, que utilizam IL-6, apresentam taxas de erro menores que as curvas em vermelho, onde foram excluídos valores de IL-6. Poucos são os intervalos onde ocorre um aumento da taxa do erro pela curva que considera a IL-6. Evidencia-se que o parâmetro IL-6 é um facilitador na identificação da propensão à Doença Cardiovascular.

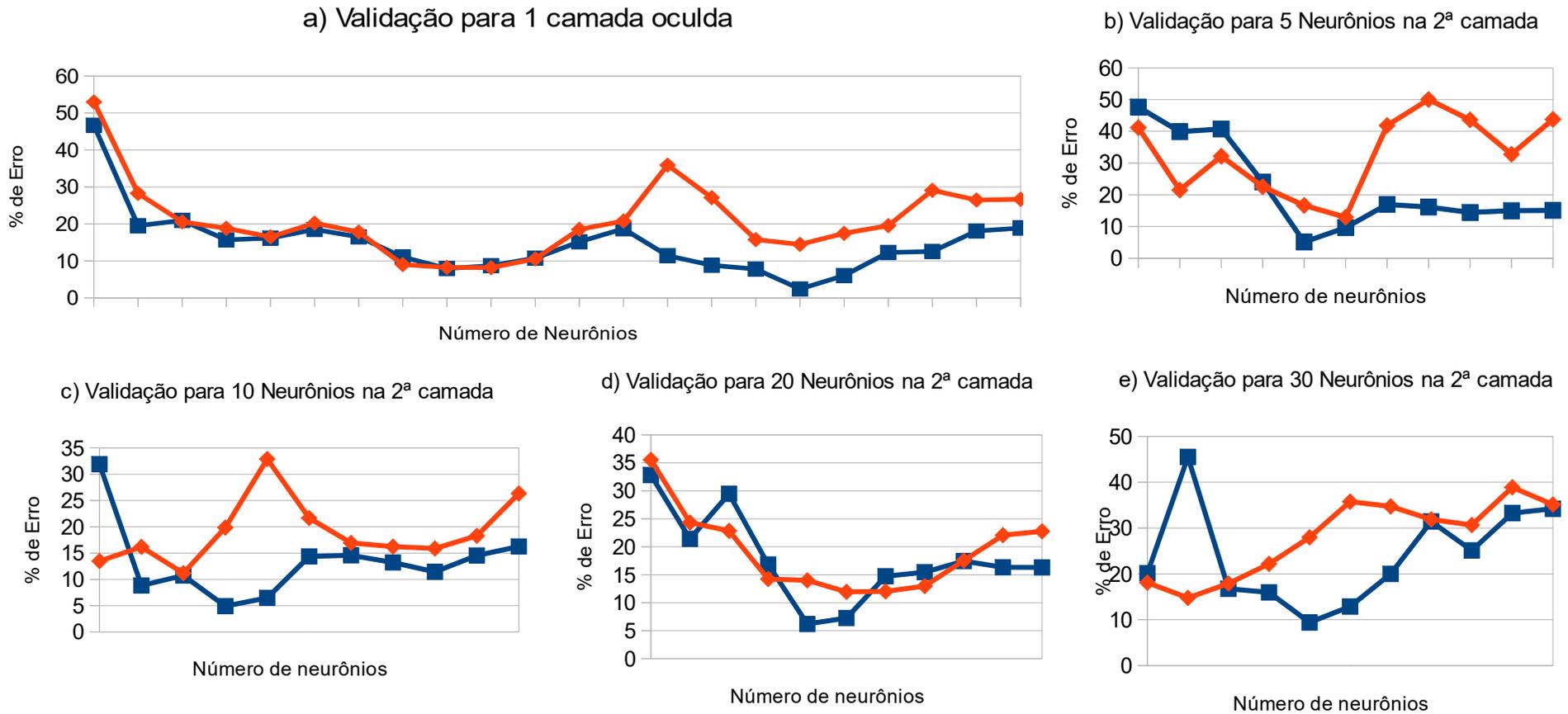
Nota-se, também, que os intervalos com a curva em azul apresentam erro maior em relação a curva em vermelho e, ocorrem geralmente no início do gráfico. Para estes intervalos apresenta-se menor quantidade de neurônios na primeira camada oculta. A interpretação para isto, pode ser de uma topologia de rede muito pequena, com poucos dados apresentados à entrada, não sendo suficientes para o modelamento adequado do problema.

Destaca-se ainda que, as curvas, de modo geral, apresentaram padrões de resposta coligadas. Apesar de existir um degrau na diferença da resposta, ambas as curvas acompanham uma mesma tendência. Isso é particularmente interessante ao considerarmos que é possível avaliarmos de forma preliminar, com certa margem de erro, a possível propensão à DCV em pacientes potenciais, sem necessitar de exames mais complexos, como para a IL-6, por exemplo.

**Quadro 3:** Dados para as topologias, utilizando duas camadas ocultas.

Nº de neurônios na 2ª Camada	1ª Camada Oculta							
	5 neurônios		10 neurônios		20 neurônios		30 neurônios	
	% de Erro para todos os parâmetros	% de Erro sem IL-6	% de Erro para todos os parâmetros	% de Erro sem IL-6	% de Erro para todos os parâmetros	% de Erro sem IL-6	% de Erro para todos os parâmetros	% de Erro sem IL-6
5	47,66	41,17	31,91	13,48	32,82	35,54	20,14	18,09
10	39,88	21,49	8,84	16,18	21,42	24,34	45,51	<b>14,77</b>
20	40,72	32,16	10,74	<b>11,18</b>	29,46	22,85	16,75	17,90
30	24,02	22,53	<b>4,92</b>	19,86	16,83	14,24	15,96	22,19
40	<b>5,12</b>	16,65	6,49	32,89	<b>6,20</b>	14,01	<b>9,40</b>	27,98
50	9,65	<b>12,93</b>	14,37	21,67	7,26	<b>11,95</b>	12,88	35,77
60	16,97	41,83	14,58	16,94	14,74	12,03	20,01	34,71
70	16,12	50,03	13,22	16,24	15,46	12,98	31,43	31,88
80	14,43	43,60	11,44	15,88	17,45	17,54	25,12	30,66
90	15,01	32,78	14,55	18,28	16,34	22,07	33,27	38,89
100	15,08	43,79	16,26	26,34	16,32	22,77	34,21	35,12

**Figura quatro:** 5 gráficos de performance para a validação das topologias de rede: a) representa a melhor configuração, com apenas 1 camada oculta e b), c), d) e e) representam topologias onde a segunda camada é de 5, 10, 20 e 30 neurônios respectivamente.



## Discussão

Para este estudo, as Redes Neurais Artificiais mostraram-se um instrumento de grande valia no auxílio ao diagnóstico e identificação da propensão à Doença Cardiovascular em indivíduos com Síndrome Metabólica.

Os critérios escolhidos como parâmetros de entrada para as RNA foram significativos para obter a convergência em todas as topologias testadas, mesmo nas mais simples. Ainda, considerando um refinamento disso, obteve-se taxas de erro muito baixas na identificação quanto a propensão à doença. Dessa forma, as redes mostraram-se eficientes e constituem-se de um poderoso instrumento para a exploração de dados e podem ser consideradas eficazes no processamento de informações que necessitem de abordagens complexas.

Os resultados desse estudo também apontam que uma RNA MLP treinada e validada pode ser utilizada no auxílio ao reconhecimento da inter-relação dos fatores de risco, podendo ser utilizada na prevenção, no amparo ao diagnóstico e na propensão da Doença Cardiovascular em um novo conjunto de indivíduos com Síndrome Metabólica.

No entanto, nota-se, que os métodos baseados em Redes Neurais Artificiais constituem-se de instrumentos poderosos na exploração de dados, porém, apresentam uma limitação intrínseca importante do ponto de vista de sua modelagem. As RNA parecem ser incapazes de apontar explicitamente o modelo biológico que gerou as relações entre as variáveis de entrada e de saída, ou de explicar a relação de causa e efeito da doença estudada. Essas modelagens por Redes Neurais não levam em consideração detalhes sobre a estrutura funcional física ou biológica do sistema considerado, nem mesmo têm poder para fazer qualquer interferência dessa natureza, como exemplo, em aspectos relacionados ao cotidiano e aos hábitos de vida do indivíduo questionado. Em suma, não é possível fazer interferências sobre a estrutura funcional ou estrutura causal a partir da modelagem por RNA mas, são possíveis por meio da resposta obtida a intervenção com os cuidados clínicos, com orientações aos pacientes sobre àquelas variáveis relacionadas ao seu cotidiano que podem ser modificadas com mudanças de atitudes e hábitos saudáveis prevenindo a DCV.

Contudo, além do auxílio à propensão de doença cardiovascular, buscou-se examinar a influência do parâmetro IL-6 em pacientes com síndrome metabólica. A partir dos dois modelos de redes neurais sugeridas e, após vários testes para encontrar a melhor performance com menor percentual de erro, foi demonstrada uma topologia de rede MLP com o melhor resultado de classificação, que foi obtida no primeiro modelo analisado, considerando todos os parâmetros selecionados para o estudo.

O primeiro modelo possui um maior número de informações sobre o paciente, o que o torna mais completo e robusto, porém, o seu uso como um primeiro auxílio ao diagnóstico de DCV pode não ocorrer na primeira avaliação do paciente, devido o não preenchimento de alguns parâmetros solicitados neste modelo, sendo necessárias, análises laboratoriais e exames complementares para compor a avaliação proposta pelo software.

Para o segundo modelo proposto, sem IL-6, pode-se verificar um tendente alinhamento ao primeiro modelo. Apesar do erro existente, esse modelo pode não apenas facilitar mas, agilizar o uso do software, no que se refere a obtenção das informações, pois não necessita de exames laboratoriais complexos, tornando a anamnese mais objetiva.

Considerando-se, portanto, os resultados obtidos entre estes dois modelos apresentados, pode-se perceber que o uso da IL-6 é um ótimo preditor e facilitador na identificação da propensão à Doença Cardiovascular, o que corrobora com os outros resultados já mencionados e discutidos anteriormente sobre esse marcador inflamatório.

Este estudo possui limitações como todo estudo transversal e, um importante detalhe que se pôde observar, durante o seu desenvolvimento, foi a grande subjectividade apresentada em alguns critérios utilizados na análise e quantificação dos parâmetros. Percebeu-se que os algoritmos de treinamento de RNA apresentaram-se muito robustos, mas, como em qualquer processo de análise de dados e processo de interferência estatística, dois aspectos podem ser salientados. Um deles seria a escolha dos parâmetros relevantes na implementação do questionário a ser utilizado nas redes neurais. Esses devem ser realizados cuidadosamente, visto que a inclusão de variáveis não relevantes ao problema em estudo pode prejudicar o desempenho da rede neural, assim como o erro de classificação e, conseqüentemente, de aprendizado. Em outras palavras, é necessário um detalhado planejamento, tanto na coleta de dados, quanto na topologia da rede, para que se possa ter qualidade na implementação de um modelo preditivo razoável.

Ainda, com o auxílio no diagnóstico de propensão à DCV com RNA, pode-se manter a orientação e cuidados com o tratamento medicamentoso e, ainda, salientar sobre a reeducação dos hábitos e estilo de vida, incentivando a prática de atividade física regular, objetivando a melhora da qualidade de vida.

Necessita-se estudos adicionais que possam identificar melhor a associação do biomarcador IL-6 e DCV em pacientes com SM pois, as exposições e os desfechos avaliados foram realizados em um único momento, o que pode impossibilitar estabelecer relações mais específicas sobre o contexto estudado.

Enfim, destaca-se que uma rede neural, por mais precisa que seja, nunca vai ser capaz de determinar todos os casos com extrema exatidão. Dessa forma, essa será mais uma ferramenta à disposição para apoio aos especialistas.

### Conclusão

Foi mostrado a importância dos conhecimentos gerenciais do enfermeiro, simples ações gerenciais, que mesmo em unidades com pouca estrutura, podem evitar infecções do sítio cirúrgico por fatores exógenos. A RDC 50 de 21 de fevereiro de 2002 é um instrumento para elaboração e avaliação de projetos físicos de estabelecimentos assistenciais de saúde<sup>13</sup>, que deve ser utilizado por enfermeiros para consulta das normas estruturais corretas, esse é um importante passo para a prevenção de infecções de sítio cirúrgico.

Outra medida básica, mas essencial, tanto de modo assistencial quanto estrutural, é a lavagem das mãos antes de depois dos procedimentos cirúrgicos, e do manuseio das feridas operatórias. O enfermeiro além de orientar e incentivar a equipe a praticar a lavagem e antisepsia correta das mãos e antebraço, deve disponibilizar lugar específico para tal prática. Apesar de não haver consenso geral sobre ações assistências para a prevenção de infecções de feridas operatórias, como a utilização ou não de técnica limpa e estéril para o cuidado de feridas, é recomendado diversos modos de prevenção.

Os níveis percentuais de complicações pós-operatórias relacionadas a readmissão por infecções operatórias é muito alto, entre 32% a 40%<sup>11</sup>, cabe ao enfermeiro responsável observar os problemas e implementar ações, de acordo com as normas estabelecidas pela ANVISA, e recomendadas pelo Ministério da Saúde.

### Referências

1. Caetano C, Silveira CA, Simpionato E, Camargo FC, Queiroz FA, Cagnin MC. O preparo da equipe cirúrgica: aspecto relevante no controle da contaminação ambiental. *Rev. bras. enf.* 2004 [acesso em 2016 mai 05]; 12(2). Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0104-11692004000200021](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-11692004000200021)
2. Barreto RASS, Rocha-Vilefort LO, Silva ACS, Prado-Palos MA, Barbosa MA, Borges VPFN. Processo de limpeza da sala operatória: riscos à saúde do usuário e do trabalhador. *Rev. Eletr. Enf.* 2011 [acesso em 2016 mai 05]; 13(2) 269-75. Disponível em: [https://www.fen.ufg.br/fen\\_revista/v13/n2/v13n2a13.htm](https://www.fen.ufg.br/fen_revista/v13/n2/v13n2a13.htm)
3. Conselho Regional de Medicina do Estado de São Paulo. Cuidado paliativo. São Paulo: Conselho Regional de Medicina do Estado de São Paulo, 2008.
4. Galvão CM, Sawada NO, Rossi LA. A prática baseada em evidências: considerações teóricas para sua implementação na enfermagem perioperatória. *Rev Latino-am Enfermagem.* 2002 [acesso em 2016 mai 05]; 10(5) 690-5. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/rlae/v10n5/v10n5a10.pdf>
5. Mendes KDS, Silveira RCCP, Galvão CM. Revisão integrativa método de pesquisa para a a incorporação de evidências na saúde e na enfermagem. *Texto contexto – Enferm.* 2008 [acesso em 2016 mai 05]; 17(4) 758-64. Disponível em: [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0104-07072008000400018](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-07072008000400018)
6. Minayo MCS, Deslandes SF, Gomes R. *Pesquisa Social: Teoria, Método e Criatividade.* 29. ed. Petrópolis: Vozes; 2010.
7. Silva LMG, Pawluk LC, Gebrim LH, Facina G, Rivero de Gutiérrez MG. Estrutura e processo assistencial de enfermagem para a prevenção de infecção de sítio cirúrgico: estudo observacional. *Online braz. j. nurs.* 2009 [acesso em 2016 mai 05]; 8(1). Disponível em: <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/lil-613940>
8. Secretaria de Estado de Saúde de São Paulo. *Infecção em Sítio Cirúrgico.* Secretaria de Estado de Saúde de São Paulo. 2005 [acesso em 2016 mai 05]. Disponível em: [http://www.cve.saude.sp.gov.br/htm/ih/pdf/ih\\_ifc05.pdf](http://www.cve.saude.sp.gov.br/htm/ih/pdf/ih_ifc05.pdf)
9. Ribeiro DR, Longo ART. Hipotermia como fator de risco para infecção de sítio cirúrgico: conhecimento dos profissionais de enfermagem de nível médio. *REME rev. min. enferm.* 2011 [acesso em 2016 mai 05]; 15(1) 34-41. Disponível em: <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/bde-20303>
10. Gouveia EA. *Manual de prevenção de infecções de sítio cirúrgico.* São Paulo: Crearepp, 2014.
11. Torres LM, Turrini RNT, Merighi MAB, Cruz AG. Readmissão por infecção do sítio cirúrgico ortopédico: uma revisão integrativa. *Rev. esc. enferm. USP.* 2015 [acesso em 2016 mai 05]; 46(6). Disponível em: <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/lil-767813>.
12. Ferreira AM, Andrade D. Revisão integrativa da técnica limpa e estéril: consensos e controvérsias na realização de curativos. *Acta paul enferm.* 2008 [acesso em 2016 mai 05]; 21(1) 117-121. Disponível em: <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/lil481443>.
13. Brasil. Anvisa. Ministério da Saúde. Resolução – RDC nº 50, de 21 de fevereiro de 2002. Aprovar o Regulamento Técnico destinado ao planejamento, programação, elaboração, avaliação e aprovação de projetos físicos de estabelecimentos assistenciais de saúde.