

Um Método Alternativo e Inteligente para o Monitoramento Remoto das Variações de Tensão de Curta Duração em um Sistema de Distribuição de Energia

SEL0409 – Qualidade da Energia Elétrica

Aluno: *Fernando Bambozzi Bottura*

Orientador: *Prof. Dr. Mário Oleskovicz*

Organização da Apresentação

- Introdução
- Redes Neurais Artificiais (RNAs)
- Sistema Elétrico de Distribuição
- Obtenção da Base de Treinamento para as RNAs
- Treinamento e Definição da Topologia das RNAs
- Resultados
- Conclusões



Parte I



Parte II



Parte III

Introdução

○ **Objetivo do Trabalho:**

- Obter o monitoramento remoto dos níveis de tensão eficaz em pontos de interesse num SD de energia;
- Complementar o processo convencional de medição das variações de tensão;
- Utilizar Redes Neurais Artificiais (RNA) para realizar o monitoramento.

○ **Motivação:**

- Crescente exigência pela QEE;
- Consolidação de normatizações no âmbito nacional e internacional;
- Manter níveis aceitáveis de QEE requer o ***monitoramento dos distúrbios***.
 - Problema de alta complexidade e investimento financeiro relativamente alto;
 - Ocorrência dos distúrbios de QEE possui caráter estocástico;

Introdução

- **Estudos e Pesquisas Atuais:**

- Ferramentas de inteligência artificial como: RNAs, Lógica *Fuzzy*, Sistemas Neuro-*Fuzzy*, Algoritmos Genéticos;
- Permitem mapear processos de difícil solução analítica;
- Propiciam soluções eficientes ao monitoramento dos distúrbios de QEE;

- **Monitoramento Remoto Proposto:**

- Com o medidor de QEE presente na subestação do sistema, estima-se os níveis de tensões eficazes em um (ou mais) ponto(s) do mesmo;
- RNAs quantificam os níveis de tensões eficazes nos pontos remotos;
- Necessária a obtenção da base de treinamento para as RNAs (simulação computacional do SD).

Redes Neurais Artificiais – RNA

- **Aspectos Gerais**

- Primeiros trabalhos publicados há mais de 50 anos;
- Inspiração neurobiológica;
- Modelar matematicamente a maneira como o cérebro humano resolve problemas de alta especificidade e complexidade → Processamento paralelo

- **Aplicações diversas:**

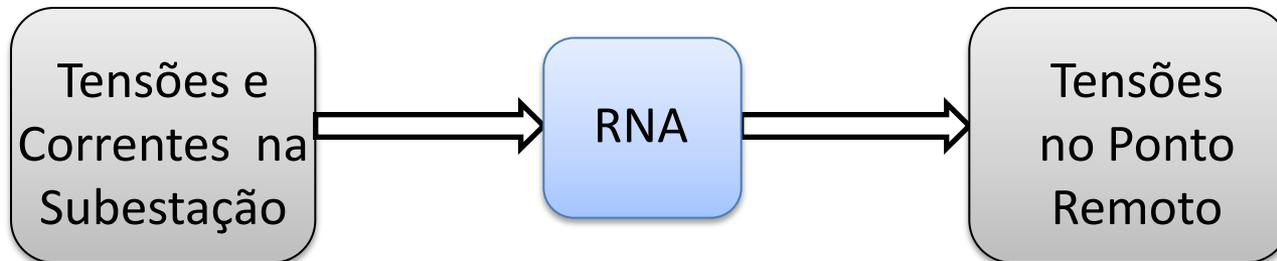
- Classificação de padrões e reconhecimento de padrões (*Perceptron Multicamadas, Kohonen*);
- Aproximação de funções (*PMC, RBF*);
- Ação preditiva (*TDNN – Time Delay Neural Network*);
- Memórias associativas (Hopfield);

- ***Reconhecimento e avaliação de distúrbios de QEE***

Redes Neurais Artificiais – RNA

- **Conceito Fundamental: Conhecimento Adquirido**

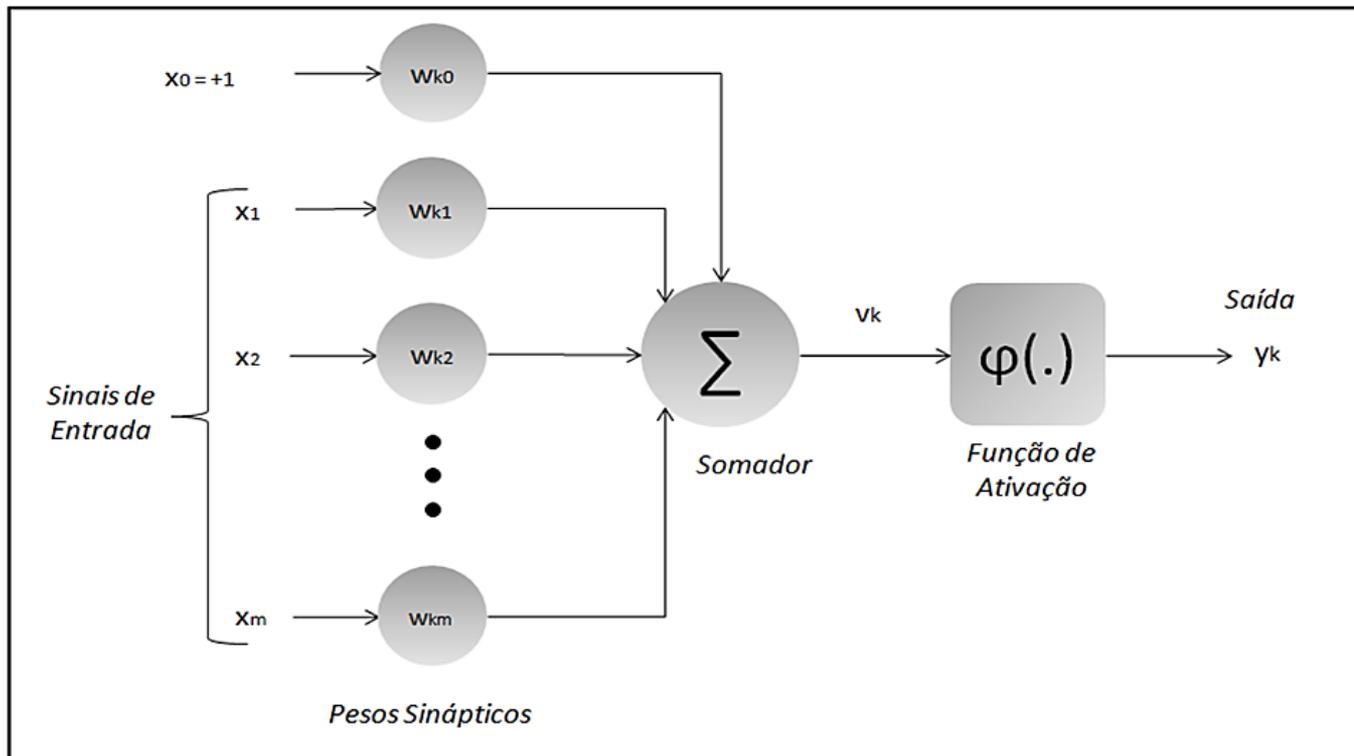
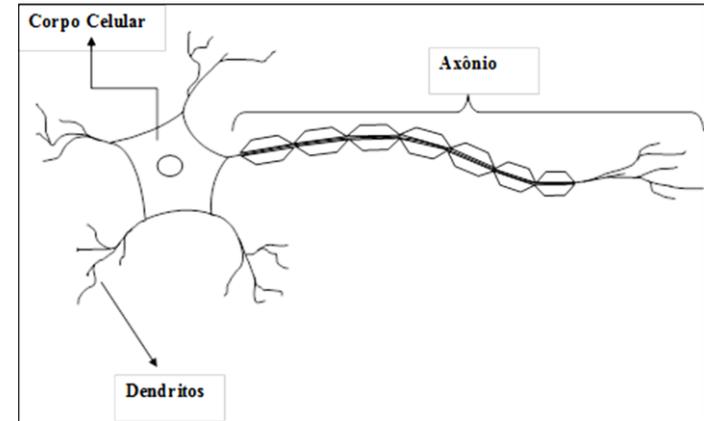
- RNAs armazenam conhecimento adquirido, interagindo com o ambiente via um algoritmo de aprendizagem;
- Modificação da matriz de pesos sinápticos;
- Aprendizagem supervisionada requer apresentar pares de entrada-saída às redes;
- Generalização de respostas para entradas desconhecidas.



Redes Neurais Artificiais – RNA

○ Modelo Matemático do Neurônio Artificial

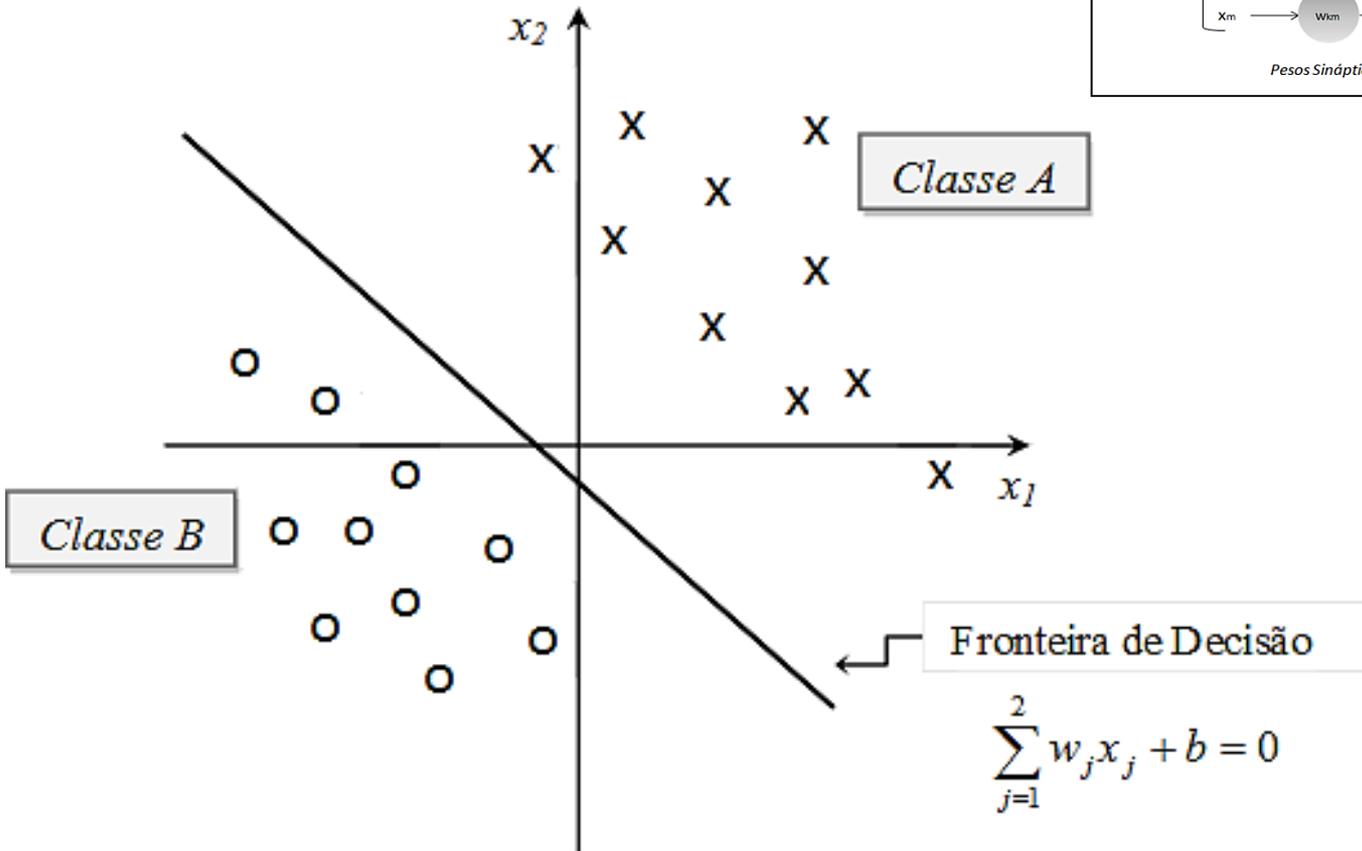
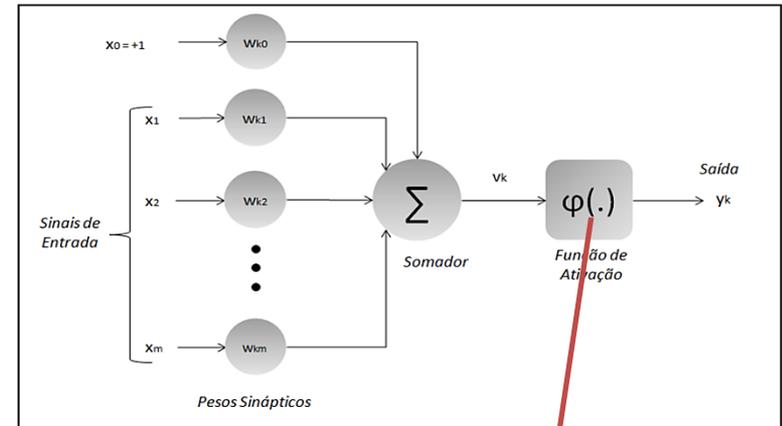
- Unidade fundamental de processamento
- 3 elementos básicos → pesos sinápticos, somador e função de ativação



Redes Neurais Artificiais – RNA

○ *Perceptron* de Rosemblatt

- Classificador de padrões;
- Padrões linearmente separáveis.



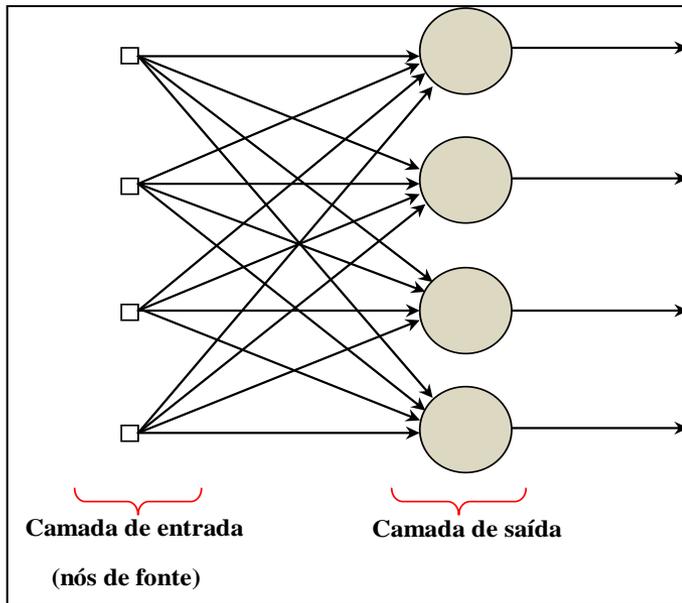
Função de Ativação

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ -1, & \text{se } v < 0 \end{cases}$$

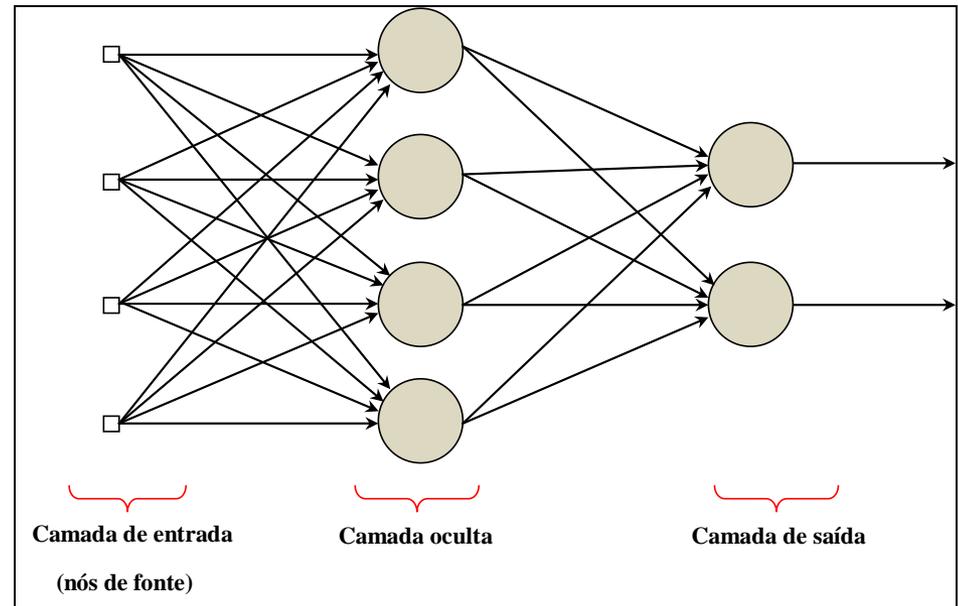
Redes Neurais Artificiais – RNA

- **Redes *Perceptron* de Múltiplas Camadas**

Única Camada



Múltiplas Camadas



- **Algoritmos de Treinamento para Redes *Perceptron* Multicamadas**

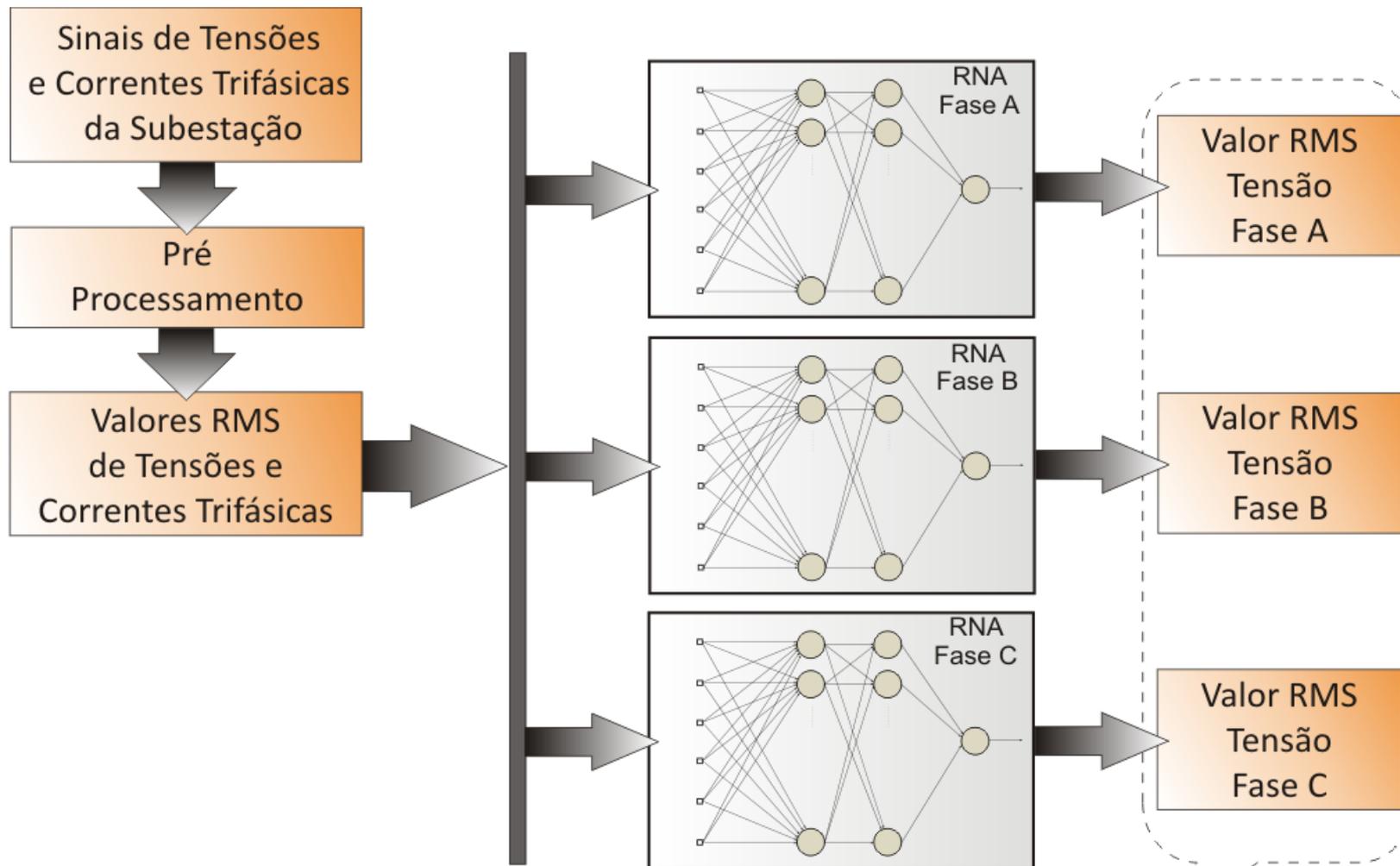
- ***Backpropagation*:**

- Pesos ajustados na direção oposta do gradiente da função de erro quadrático (Descida do Gradiente).

- ***Levenberg-Marquardt*:**

- Função de ajuste dos pesos que combina o método da Descida do Gradiente com o Método de Newton (convergência mais rápida).

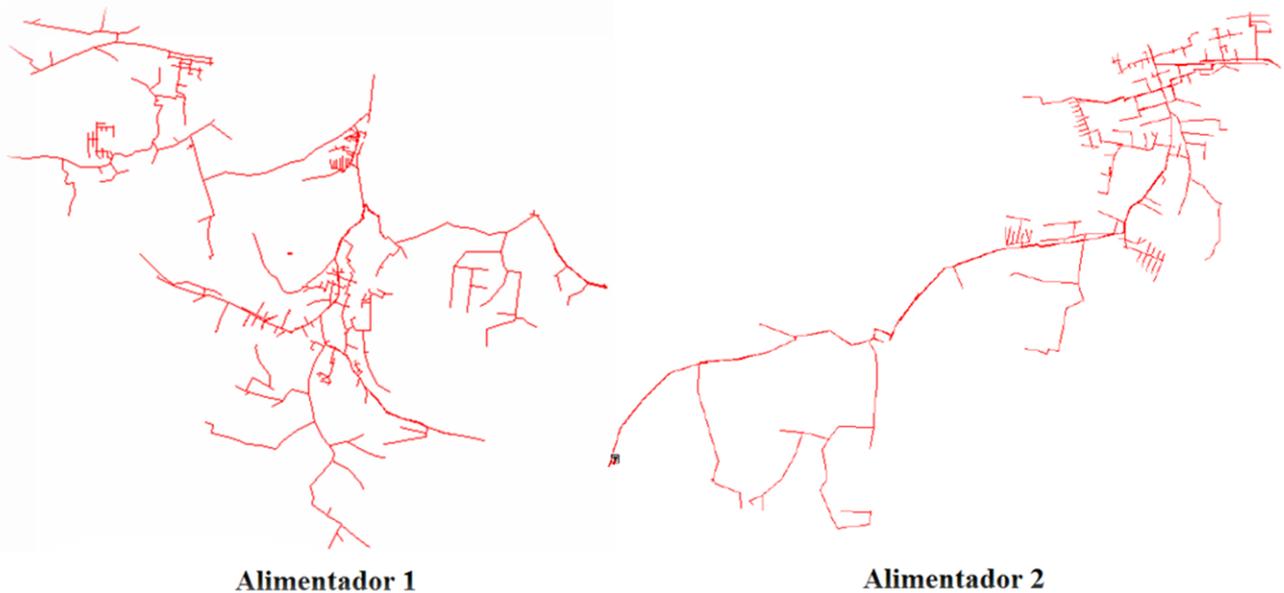
Redes Neurais Artificiais – RNA



Tensões RMS no Ponto Remoto

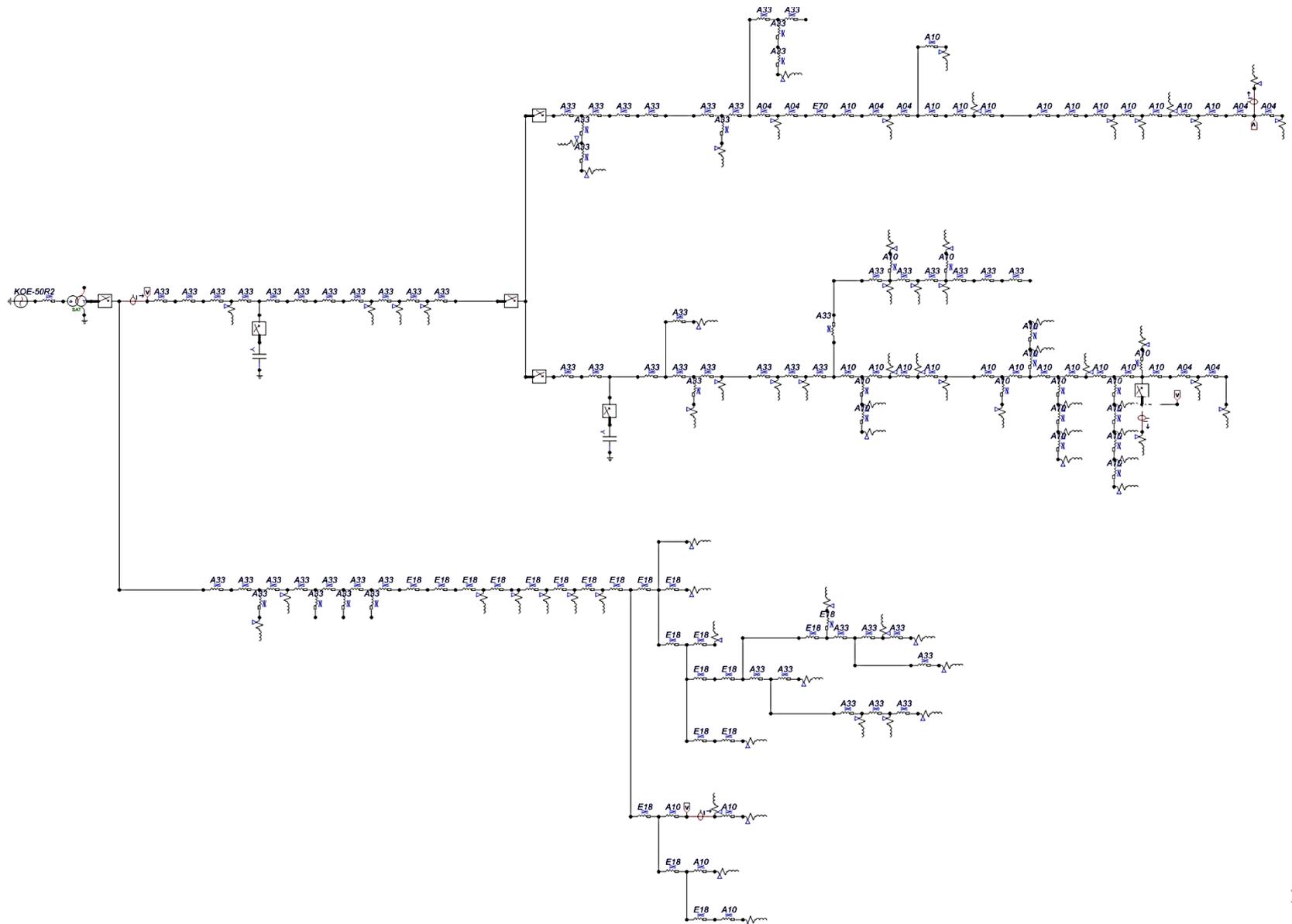
Sistema de Distribuição - SD

- Disposição geográfica dos alimentadores pertencentes à subestação da concessionária regional



- **Alguns parâmetros para a modelagem computacional do sistema de distribuição:**
 - Equivalente do sistema;
 - Dados do transformador de potência da subestação;
 - Parâmetros dos condutores utilizados;
 - Dados das cargas alocadas no alimentador

Sistema de Distribuição - SD



Obtenção da Base de Treinamento

- **Simulação das Situações de Falta**

- Obter boa variedade de distâncias de faltas em relação ao ponto monitorado;
- Simuladas faltas fase A-terra;
- 20 pontos de faltas dispostos ao longo do sistema de distribuição foram selecionados.

- **Parâmetros variados para cada ponto de aplicação do defeito:**

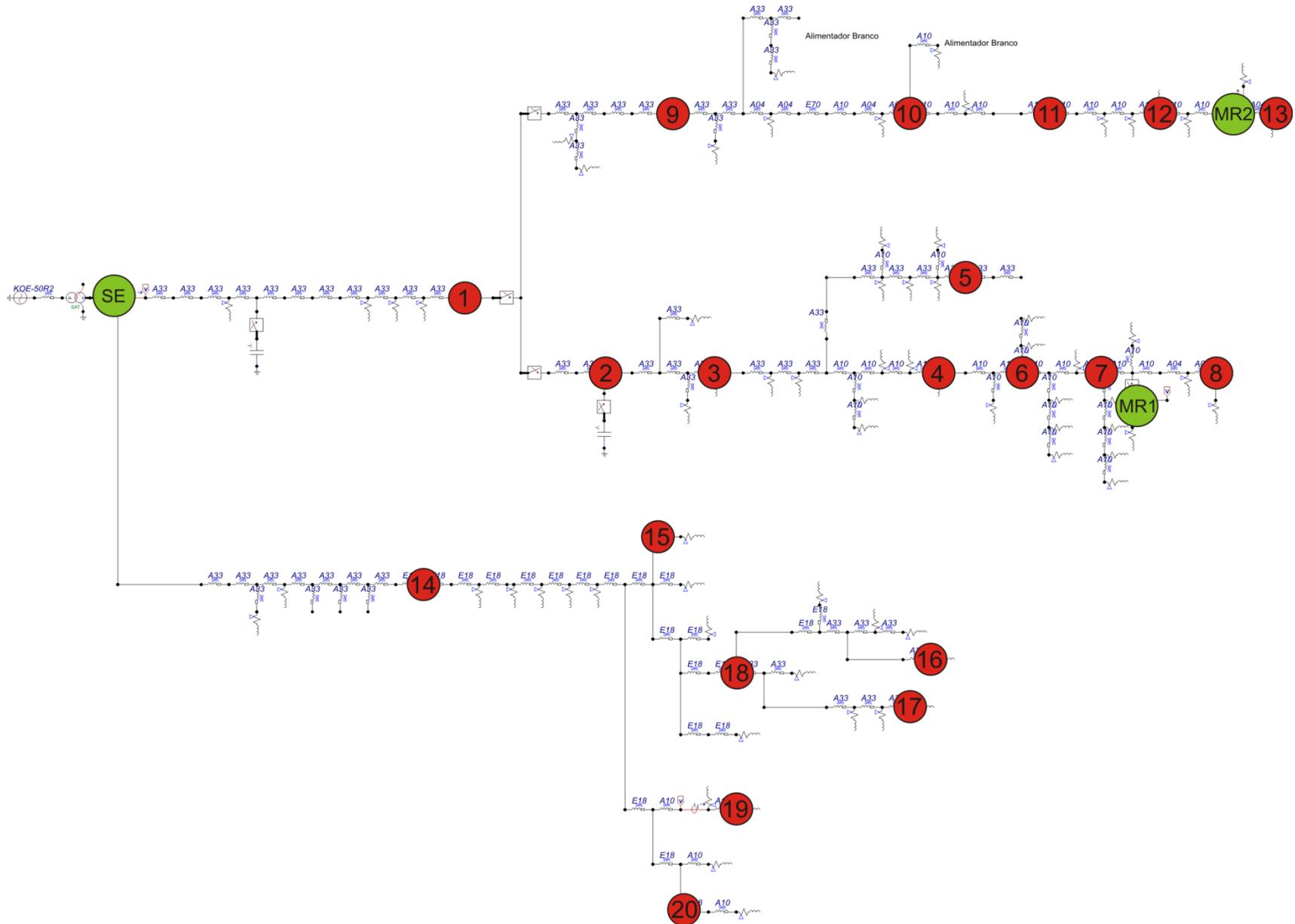
- Impedância: 0, 10, 20, 30 e 40 (Ω);

- Ângulo de falta: 0 e 90 ($^\circ$);

- Total de 10 casos para cada ponto;

- Total de casos simulados: $20 \times 10 = 200$ casos de faltas.

Obtenção da Base de Treinamento



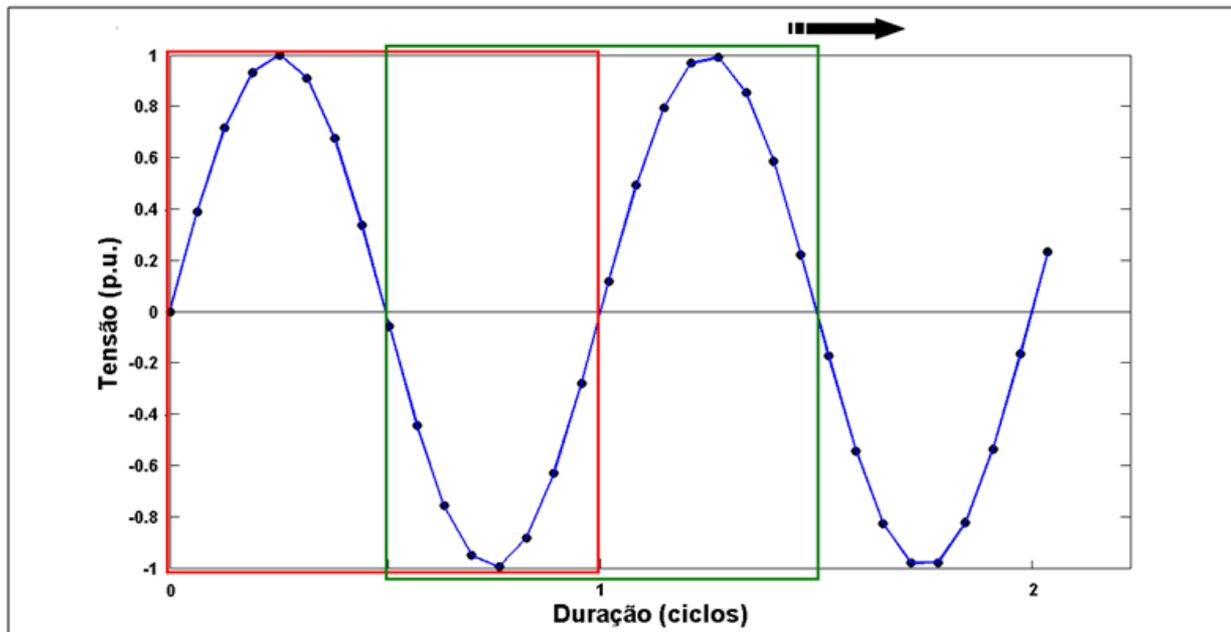
Obtenção da Base de Treinamento

- **Padrão de ativação das RNA (padrões de entrada)**

- 1 caso de falta → 9 ciclos dos sinais medidos na subestação;
- Selecionados 3 ciclos precedentes e 6 ciclos subsequentes ao instante de início de cada falta;

- **Pré processamento:**

- Janela deslizante de 1 ciclo, com deslocamento de $\frac{1}{2}$ ciclo;
- A cada passo da janela → cálculo do valor eficaz (*RMS*);



Exemplo

- Freq. Fundamental: 60Hz
- 16 amostras/ciclo
- Sinal: 2 ciclos
- Total: 3 valores RMS

Obtenção da Base de Treinamento

- **Padrões de entrada**

1 caso de falta = 9 ciclos = 17 valores RMS

200 casos = $200 \times 17 = 3.400$ valores de entrada para cada RNA

- **Padrões de saída**

- As saídas associadas a cada entrada foram obtidas da mesma forma, porém, medindo-se o valor eficaz da tensão no(s) ponto(s) remoto(s).

70% para o treinamento → 2.380 pares de vetores entrada /saída

30% para validação → 1.020 pares de vetores entrada /saída

Treinamento e Definição da Topologia

- **Realizado em duas Etapas:**
 - **Etapa 1:** Treinamento com o algoritmo *Backpropagation*
 - **Etapa 2:** Treinamento com o algoritmo *Levenberg-Marquardt*

Etapa 1: *Backpropagation*

- Treinamento da rede da fase A, aumento gradativo do número de neurônios nas camadas ocultas;
- Análise do desempenho (Validação Cruzada):
 - Erro entre a saída desejada, no ponto remoto MR1, e a resposta fornecida pela RNA (**conjunto de teste**)

Treinamento e Definição da Topologia

- **Critério de parada:** Erro Médio Quadrático = 10^{-6} e/ou Máximo de 6.000 épocas.

15



40

Topologia 6-10-5-1					
Ensaio	erro<0,005p.u. (%)	0,005≤ erro <0,015p.u. (%)	0,015≤ erro ≤0,025p.u. (%)	erro ≤0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	3,73	8,63	9,41	21,76	0,346
2	10,1	46,57	6,96	63,63	0,31
3	31,47	4,02	8,14	43,63	0,314
4	32,94	9,8	20,59	63,33	0,257
5	40,39	9,71	15,29	65,39	0,372
Médias	23,73	15,75	12,08	51,55	0,32

Fase A

Topologia 6-25-15-1					
Ensaio	erro<0,005p.u. (%)	0,005≤ erro <0,015p.u. (%)	0,015≤ erro ≤0,025p.u. (%)	erro ≤0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	44,41	16,96	11,86	73,24	0,315
2	36,08	16,86	14,31	67,25	0,62
3	35,59	18,92	14,8	69,31	0,401
4	36,86	22,65	13,53	73,04	0,888
5	43,43	14,61	14,9	72,94	0,231
Médias	39,27	18	13,88	71,16	0,491

Fase A

- **Critério de parada:** Erro Médio Quadrático = 10^{-6} e/ou Máximo de **20.000 épocas.**

Topologia 6-25-15-1					
Ensaio	erro<0,005p.u. (%)	0,005≤ erro <0,015p.u. (%)	0,015≤ erro ≤0,025p.u. (%)	erro ≤0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	41,57	13,24	17,35	72,16	0,447
2	43,04	22,84	7,06	72,94	0,611
3	42,35	19,8	11,67	73,82	0,218
4	47,55	17,94	10,1	75,59	0,578
5	34,9	24,12	16,47	75,49	0,666
Médias	41,88	19,59	12,53	74	0,504

Fase A

Treinamento e Definição da Topologia

Fase B

Topologia 6-25-15-1					
Ensaio	erro<0,005p.u. (%)	0,005≤ erro <0,015p.u. (%)	0,015≤ erro ≤0,025p.u. (%)	erro ≤0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	42,75	24,22	9,9	76,86	0,184
2	45,39	20,98	14,8	81,18	0,284
3	47,55	13,24	15,39	76,18	0,264
4	40,39	25,88	14,8	81,08	0,195
5	45,69	17,45	13,73	76,86	0,239
Médias	44,35	20,35	13,73	78,43	0,230

Fase C

Topologia 6-25-15-1					
Ensaio	erro<0,005p.u. (%)	0,005≤ erro <0,015p.u. (%)	0,015≤ erro ≤0,025p.u. (%)	erro ≤0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	51,47	24,51	10,49	86,47	0,240
2	57,84	18,92	9,51	86,27	0,174
3	46,47	26,76	11,47	84,71	0,2
4	47,16	26,18	13,14	86,47	0,278
5	60,29	18,33	9,51	88,14	0,163
Médias	52,65	22,94	10,82	86,41	0,211

Os resultados do treinamento *Backpropagation* levaram ao estudo dos efeitos do algoritmo de *Levenberg-Marquardt*

Treinamento e Definição da Topologia

Etapa 2: Treinamento com o algoritmo *Levenberg-Marquardt*

Critério de parada: Erro Médio Quadrático = 10^{-6} e/ou Máximo de 800 épocas.

Fase A

Topologia 6-10-5-1					
Ensaio	erro < 0,005p.u. (%)	0,005 ≤ erro < 0,015p.u. (%)	0,015 ≤ erro ≤ 0,025p.u. (%)	erro ≤ 0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	70,2	18,43	5,88	94,51	3,696
2	70,29	18,63	5,98	94,9	0,336
3	69,61	18,82	5,29	93,73	0,621
4	69,41	20,2	3,53	93,14	0,974
5	73,53	11,37	8,53	93,43	0,362
Médias	70,61	17,49	5,84	93,94	1,198

15



Fase A

Topologia 6-25-20-1					
Ensaio	erro < 0,005p.u. (%)	0,005 ≤ erro < 0,015p.u. (%)	0,015 ≤ erro ≤ 0,025p.u. (%)	erro ≤ 0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	80,1	12,16	1,76	94,02	0,556
2	80,98	9,22	3,43	93,63	4,582
3	77,84	9,8	5,2	92,84	1,499
4	82,45	8,82	2,16	93,43	0,759
5	81,18	9,12	3,73	94,02	0,585
Médias	81,81	8,97	2,94	93,73	0,672

40

Treinamento e Definição da Topologia

- Treinamento para as Fase *B* e *C*

Fase *B*

Topologia 6-25-20-1					
Ensaio	erro < 0,005p.u. (%)	0,005 ≤ erro < 0,015p.u. (%)	0,015 ≤ erro ≤ 0,025p.u. (%)	erro ≤ 0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	86,67	6,37	3,33	96,37	4,83
2	79,31	9,9	6,37	95,59	0,667
3	81,67	9,02	6,08	96,76	1,192
4	81,86	12,65	2,35	96,86	0,652
5	82,65	9,41	3,24	95,29	1,026
Médias	82,43	9,47	4,27	96,18	1,673

Fase *C*

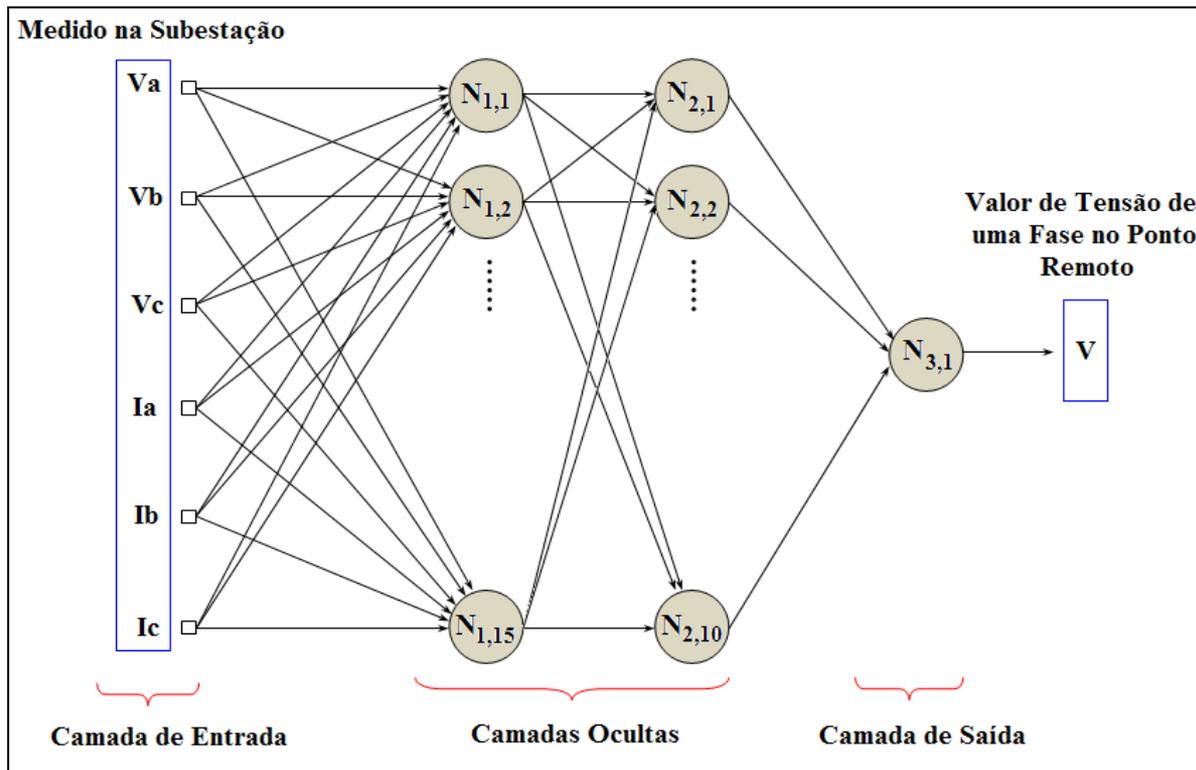
Topologia 6-25-20-1					
Ensaio	erro < 0,005p.u. (%)	0,005 ≤ erro < 0,015p.u. (%)	0,015 ≤ erro ≤ 0,025p.u. (%)	erro ≤ 0,025p.u. (%)	Magnitude do maior erro (p.u.)
1	88,33	5,59	1,18	95,1	0,364
2	87,65	8,14	1,57	97,35	0,58
3	88,33	5,59	1,18	95,1	0,364
4	88,14	7,94	1,27	97,35	0,476
5	87,94	7,55	2,55	98,04	0,704
Médias	88,08	6,96	1,55	96,59	0,497

Treinamento e Definição da Topologia

- Escolha da topologia para as 3 fases

Arquitetura da RNA	Fase A $e \leq 0,025pu$ (%)	Fase B $e \leq 0,025pu$ (%)	Fase C $e \leq 0,025pu$ (%)
(6-15-10-1)	93,76	96,8	96,16
(6-25-20-1)	93,72	96,18	96,59

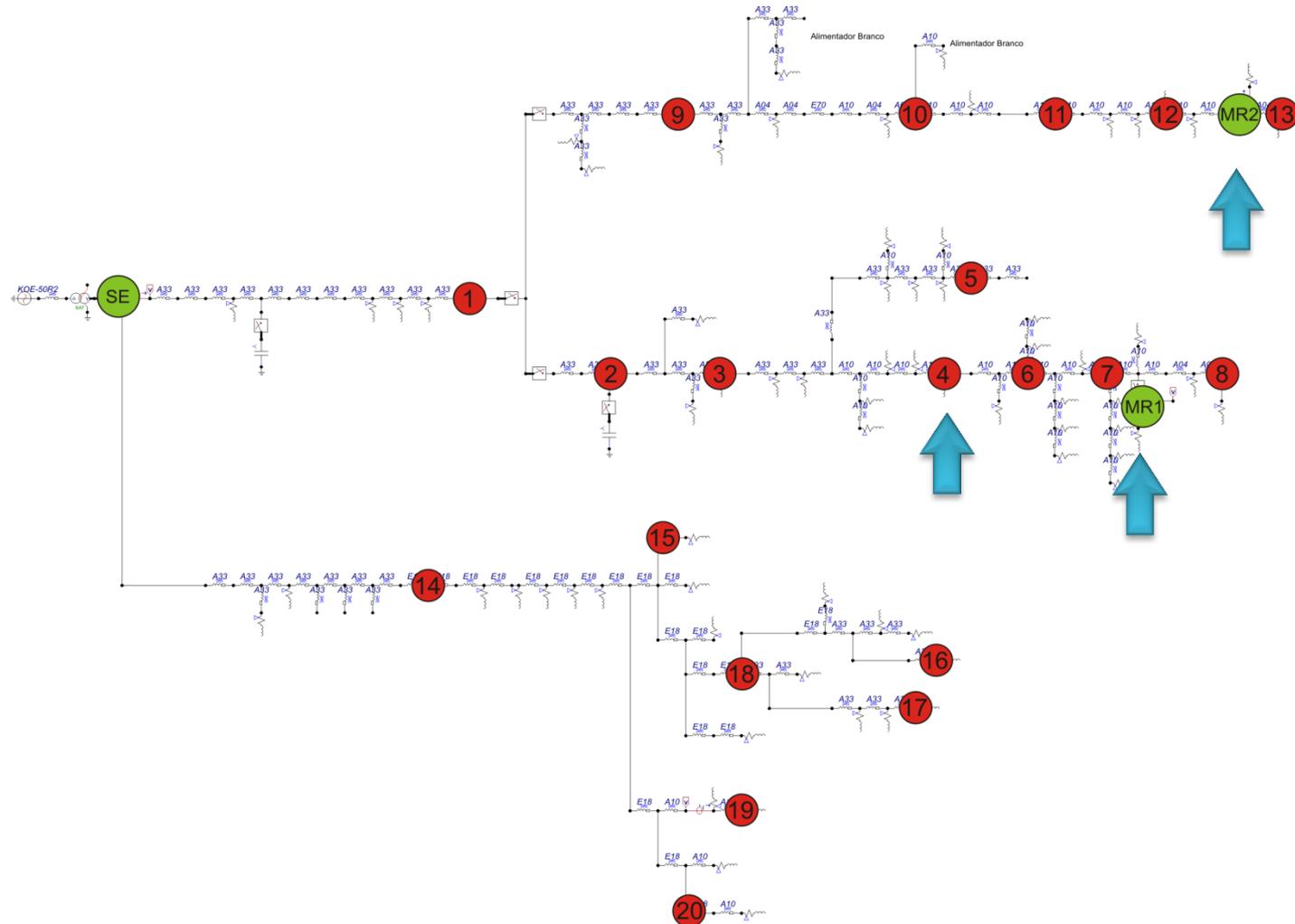
Optou-se pela topologia 6 – 15 – 10 – 1 →
Menor esforço computacional!



Treinamento e Definição da Topologia

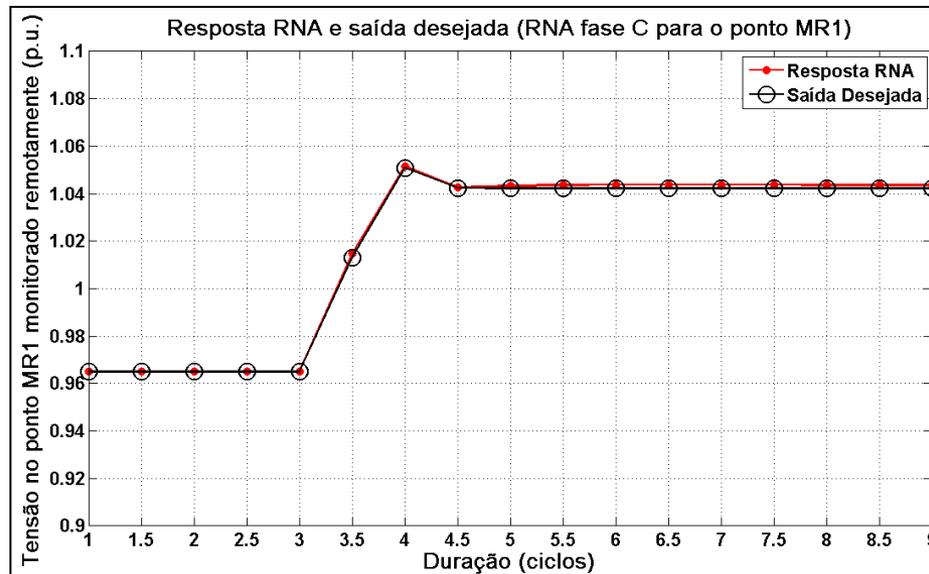
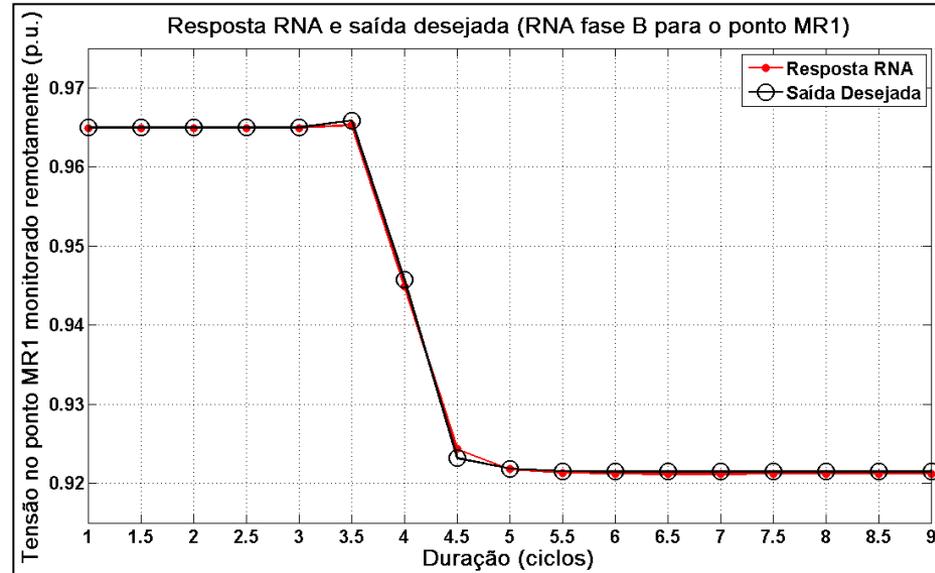
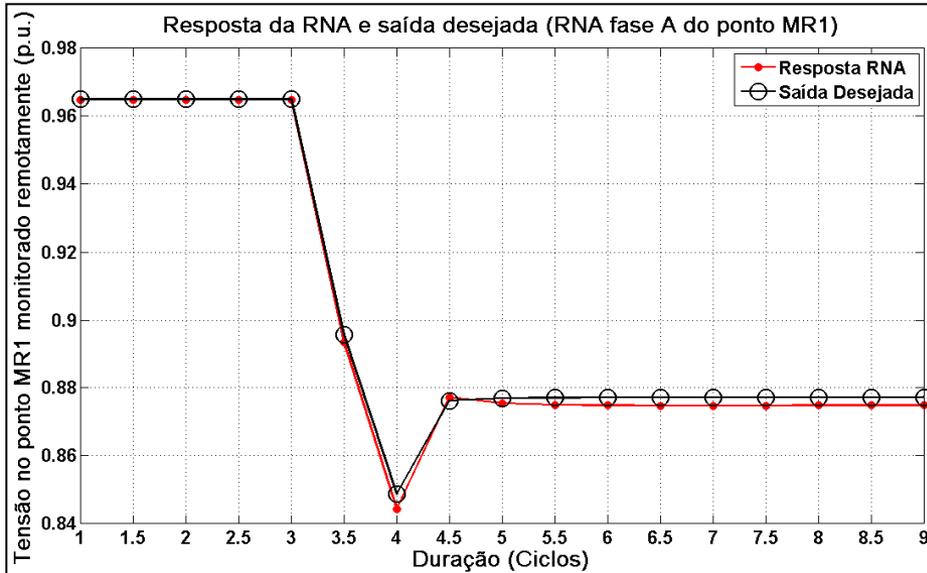
□ Análise de um caso de falta simulada

- Falta em **4**, com impedância de 30Ω , e ângulo de incidência de falta de 90° ;
- Pontos observados no sistema: **MR1** e **MR2**;



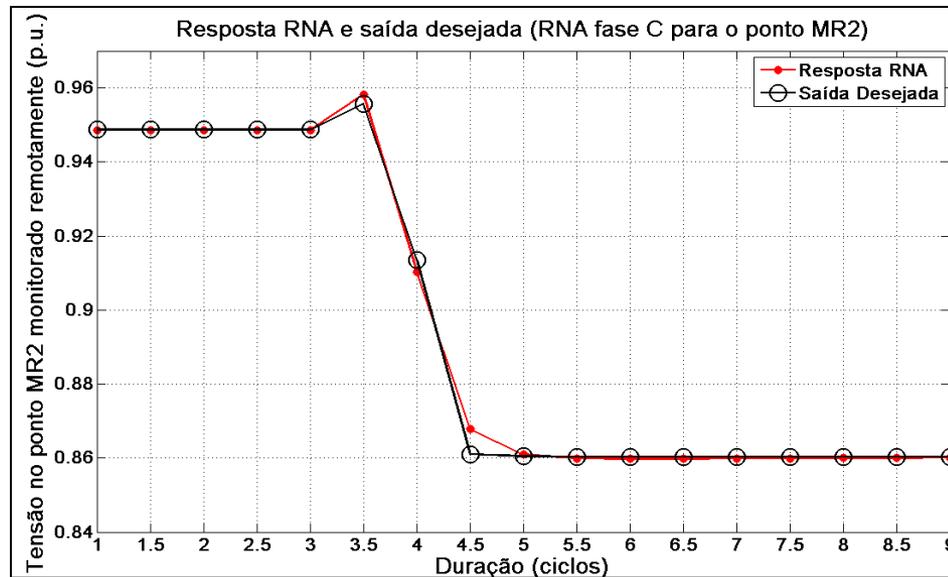
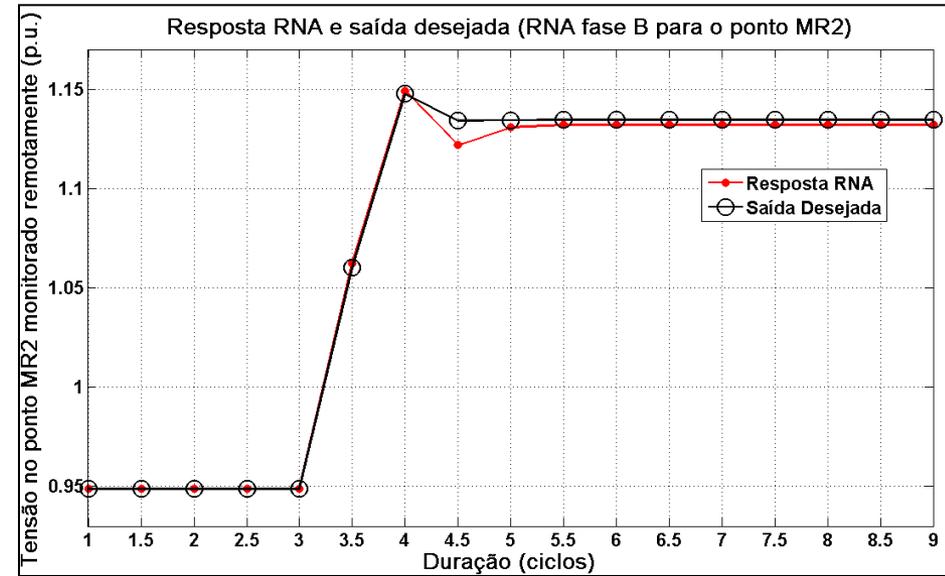
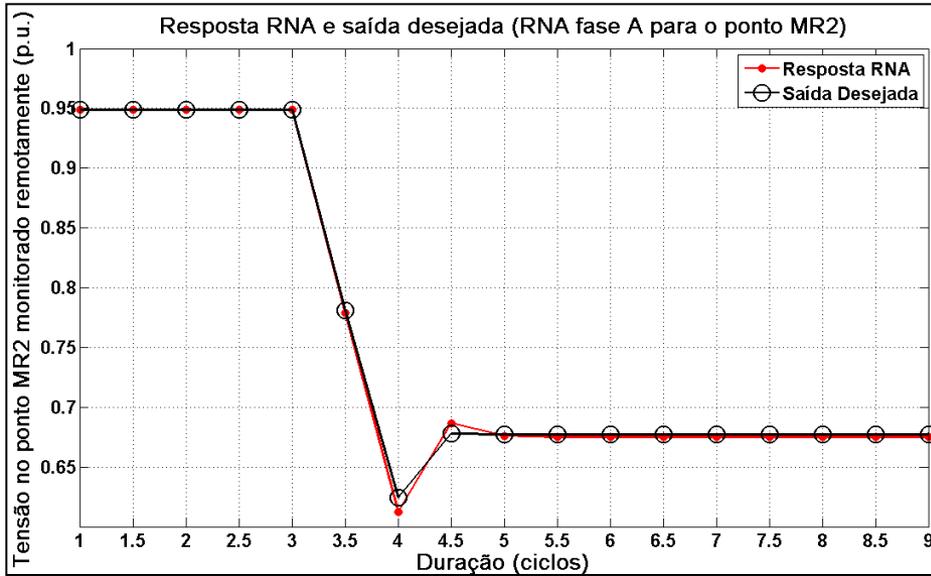
Resultados

MR1 V?



Resultados

MR2 V?



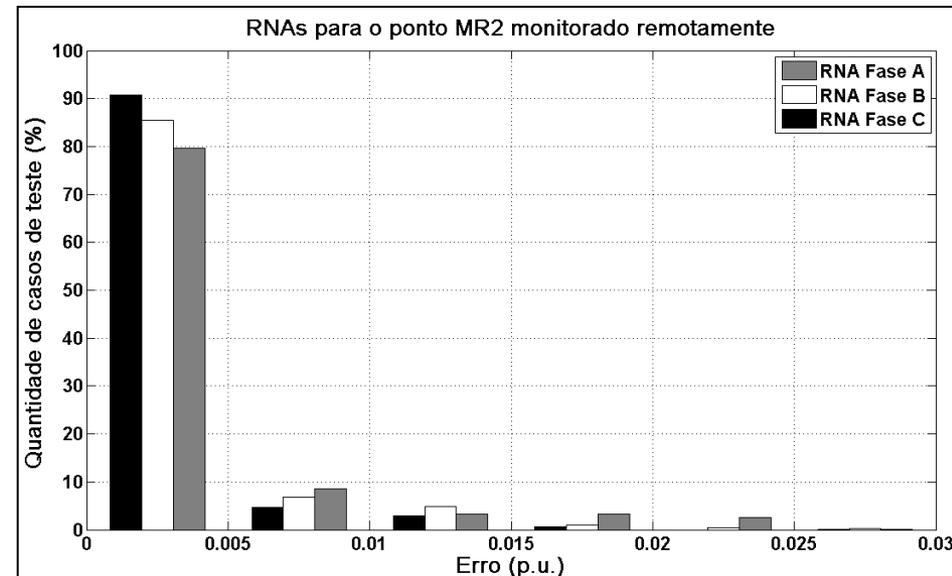
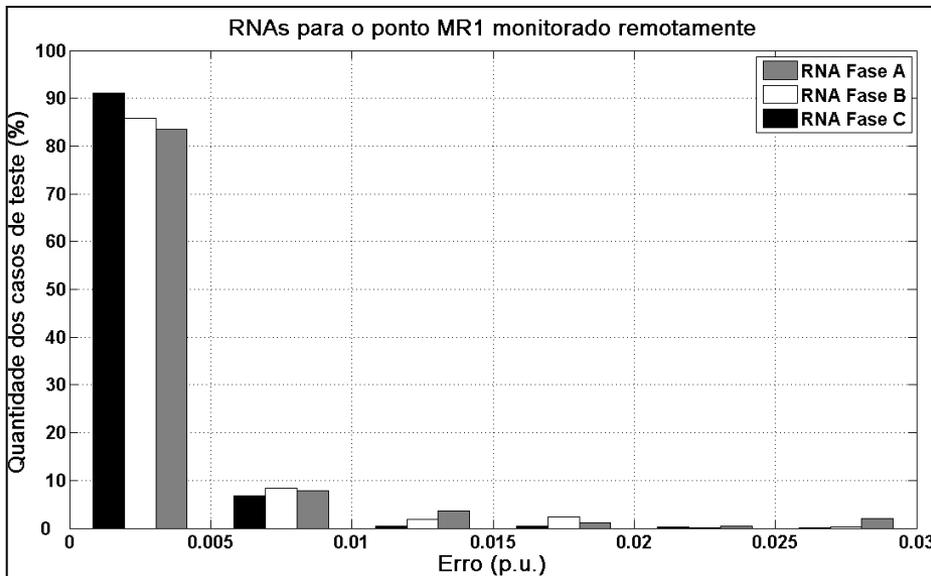
Resultados

- Análise dos Histogramas de erros

- MR1 (<math><0,03\text{p.u.}</math>)
 - Fase A: 98,73%
 - Fase B: 98,82%
 - Fase C: 99,22%

- MR2 (<math><0,03\text{p.u.}</math>)
 - Fase A : 97,35%
 - Fase B : 98,73%
 - Fase C : 99,02%

- Fato Importante!
 - *80% a 90% dos casos de teste situam-se na faixa de erro inferior a 0,005p.u.*



Conclusões

- Elevado índice de acerto das RNA:
 - Em geral, mais de 98% dos casos de teste permaneceram com erros inferiores e/ou iguais a 0,03p.u. (3%), fornecendo indícios da alta fidelidade das medidas fornecidas pelas RNA;
- Logo, foi possível apresentar um método alternativo para se monitorar remotamente as tensões em pontos de interesse do SD a partir de dados coletados na SE;
- Os resultados revelam que as RNA aprenderam o comportamento do SD de maneira a generalizar respostas (tensões trifásicas monitoradas);
- Apresenta-se como uma técnica complementar que pode ser utilizada juntamente com medidores físicos de QEE;

Publicações e Continuação da Pesquisa.

- Divulgação dos primeiros resultados
 - BOTTURA, F. B. Um método alternativo e inteligente para o monitoramento remoto das variações de tensão de curta duração em um sistema de distribuição de energia elétrica. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Elétrica) – EESC, USP. São Carlos, 2010.
 - BOTTURA, F. B. ; BRANCO, H. M. G. C. ; OLESKOVICZ, M. . Avaliação e Monitoramento das Variações de Tensão ao Longo de um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica Empregando Redes Neurais Artificiais. In: IX Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - CBQEE, 2011, Cuiabá - MT. IX Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - CBQEE, 2011.
- TCC – Fabrício Silva Pires de Camargo (2012)
 - Generalização de uma topologia de RNA para quaisquer pontos MR;
 - Sistematização da metodologia para ser aplicada em qualquer SD.
 - CAMARGO, F. S. P. Uma estimação alternativa, remota e continuada das variações de tensão em um sistema de distribuição utilizando redes neurais artificiais. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Elétrica) – EESC, USP. São Carlos, 2012.
 - BOTTURA, F. B. ; CAMARGO, F. S. P. ; OLESKOVICZ, M. ; SANTOS, R. C. . Monitoramento remoto do perfil da tensão eficaz em cargas dispostas em um sistema de distribuição utilizando redes neurais artificiais. In: X Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - X CBQEE, 2013, Araxá. X Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - X CBQEE, 2013.

Publicações e Continuação da Pesquisa.

- TCC – Daniel Ferreira Lima (2014)
 - Atualização do banco de dados para os 11 tipos de faltas;
 - Aplicação da metodologia sistematizada por Camargo (2012);
 - Definição de uma nova topologia de RNA para atender os novos casos de falta;
 - Estudo preliminar da influência das posições de faltas simuladas
 - Mais recentemente novos resultados sobre o treinamento e formação do banco de dados.
 - Em submissão ao IEEE Power & Energy Society General Meeting 2016, Boston, EUA.
- LIMA, D. F.; O monitoramento remoto da tensão trifásica frente às situações de curto-circuito em um sistema de distribuição via redes neurais artificiais. Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Elétrica) – EESC, USP. São Carlos, 2014.
- LIMA, D. F. ; BOTTURA, F. B. ; OLESKOVICZ, M. . Redes PMC aplicadas ao monitoramento remoto da tensão trifásica frente às situações de curtos-circuitos em um sistema de distribuição. In: XI Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - CBQEE, 2015, Campina Grande. XI Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica - CBQEE, 2015.

Um Método Alternativo e Inteligente para o Monitoramento Remoto das Variações de Tensão de Curta Duração em um Sistema de Distribuição de Energia

Obrigado pela Atenção!

Fernando B. Bottura

[fernando.bottura@usp.br]