Defesa de Dissertação

Utilização de redes neurais artificiais para detecção e diagnóstico de falhas

Diogo Leite Rebouças

diogolr@dca.ufrn.br

Universidade Federal do Rio Grande do Norte Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação

21 de junho de 2011



Sumário



1 Introdução

Introdução da automação na indústria Sistemas de supervisão Proposta do trabalho

2 RNAs

Características Arquitetura e modelo neural

3 Detecção e diagnóstico de falhas

Conceitos e terminologias Dependabilidade Falhas, erros e avarias Classificações de falhas

Detecção e diagnóstico

4 Sistema proposto

Estudo de caso
Estrutura de funcionamento e limitações
Softwares desenvolvidos
Composição do sistema
Estruturas neurais

6 Resultados

Coleta dos dados Treinamento e validação das RNAs Melhores redes Resultados das simulações

- 6 Conclusões Perspectivas
- 7 Vídeo



- 1 Introdução
 Introdução da automação na indústria
 Sistemas de supervisão
 Proposta do trabalho
- Características

 Arquitetura e modelo neura
- 3 Detecção e diagnóstico de fall Conceitos e terminologias Dependabilidade Falhas, erros e avarias Classificações de falhas Detecção e diagnóstico

4 Sistema proposto

Estudo de caso Estrutura de funcionamento e limitaçõe Softwares desenvolvidos Composição do sistema

5 Resultados

Coleta dos dados
Treinamento e validação das RNA
Melhores redes
Resultados das simulações

- 6 ConclusõesPerspectivas
- 7 Vídeo



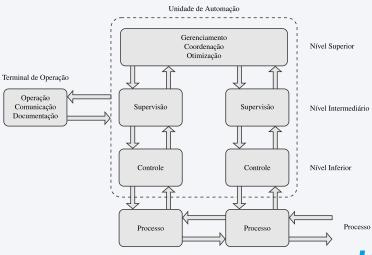
Com o surgimento dos CLPs e a popularização do controle automático, foco da indústria:

- Desempenho dos processos
- Qualidade dos produtos
- Independência de funcionamento da planta para com os operadores humanos

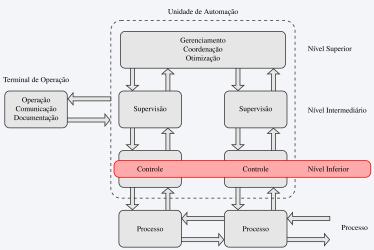
Evolução ⇒ processos divididos em várias camadas de finalidades específicas:

- Controle (Inferior)
- Supervisão (Intermediário)
- Logística/Gerenciamento (Superior)

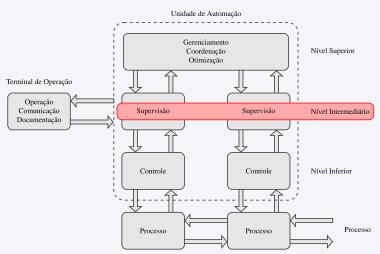




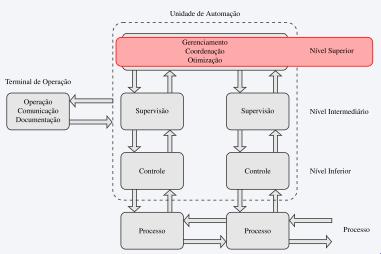














Aumento da eficiência das estratégias de controle (nível inferior):

Operadores s\(\tilde{a}\) retirados do processo

Contudo:

- Operadores n\u00e3o se limitam a controlar o processo e mudar refer\u00e9ncias
- Realizam atividade de supervisão (contato direto)

Maior eficiência (nível inferior) ⇒ Melhoramento das estratégias de supervisão (nível intermediário)



Surgimento dos primeiros sistemas de supervisão:

- Verificavam limites de determinadas variáveis
- Se o limite fosse ultrapassado ⇒ alarme para o operador
- Operador agia de maneira rápida para corrigir o problema

Em alguns casos ⇒ correção do problema de maneira automática

Entretanto as falhas/erros só eram detectados após um certo intervalo

 Impossibilidade de gerar um diagnóstico detalhado sobre o ocorrido



Novas estratégias passaram a ser desenvolvidas (diversas técnicas):

- Modelos matemáticos
- Modelos de sinais
- Métodos de identificação/estimação
- Técnicas de IA

Objetivo dessas estratégias:

 Desenvolver um sistema capaz de detectar e diagnosticar falhas em um processo de maneira rápida e eficiente



Sistema proposto:

- Baseado em Técnicas de IA (RNAs)
- Constituído por estruturas neurais simples ou compostas

Objetivos do sistema:

- Detectar e diagnosticar falhas em um processo
- Gerar sinais que possam ser pós-processados (notificação, geração de alarmes)
- Estudo de caso: Sistema de tanques acoplados



Sumário

2 RNAs

Características Arquitetura e modelo neural



Características



Opção por RNAs:

- · Capacidade de generalização
- Adaptabilidade
- Incorporação das não-linearidades do processo

RNAs utilizadas para:

- Detecção
- Diagnóstico
- Identificação do modelo



Arquitetura e modelo neural

Arquitetura: Rede PMC, completamente conectada

Treinamento: Levenberg-Marquardt (LMA) – Matlab®

- Método Quase-Newton
- Rápida convergência

Modelo Neural: NNARX

$$y(t-1) \xrightarrow{\vdots} y(t-n) \xrightarrow{\vdots} RNA$$

$$u(t-d) \xrightarrow{\vdots} u(t-d-m) \xrightarrow{\vdots}$$

Critério de parada: EMQ



1 Introdução

Introdução da automação na indústria Sistemas de supervisão Proposta do trabalho

2 RNAs

Características Arquitetura e modelo neural

3 Detecção e diagnóstico de falhas

Conceitos e terminologias Dependabilidade

Falhas, erros e avarias

Classificações de falhas

Detecção e diagnóstico

4 Sistema proposto

Estudo de caso
Estrutura de funcionamento e limitaçõe
Softwares desenvolvidos

Resultados

Coleta dos dados Treinamento e validação das RNA Melhores redes Resultados das simulações

6 Conclusões

Perspectivas

Vídeo



Conceitos e terminologias

Necessidades de otimização dos processos (qualidade, tempo de produção, custo):

 Evidenciaram a importância dos sistemas de Detecção e Diagnóstico de Falhas (DDFs)

Dentre os diversos conceitos envolvidos nos sistemas de DDF:

- Falha
- Erro
- Avaria
- Dependabilidade

Existem muitas divergências relacionadas a definição desses termos



Dependabilidade



Sistemas computacionais podem ser caracterizados:

- Funcionalidade
- Usabilidade
- Desempenho
- Custo
- Dependabilidade (tradução literal de dependability)

Definição

Dependabilidade: Capacidade de um sistema prestar um serviço que possa ser, justificadamente, confiável.



Disponibilidade Confiabilidade Proteção Atributos (Confidencialidade Integridade Manutenção Segurança Dependabilidade Ameaças Avaria (failure) Erro (error) Falha (fault) Meios Prevenção
Tolerância
Supressão
Previsão

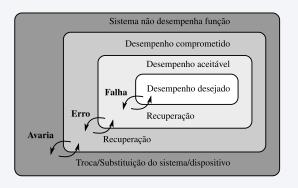


Falhas, erros e avarias são conceitos que não devem ser confundidos

- Avaria (failure): utilizado para indicar que houve um desvio do comportamento do sistema, o que o torna incapaz de fornecer o serviço para o qual foi designado
- Erro (error): é relacionado com o estado do sistema e pode levar a uma avaria (sequência de passos)
- Falha (fault): é dita a causa dos erros, ou seja, está associada à noção de defeitos



Mapa de conceitos:



$$\dots \implies \mathsf{Falha} \ \longrightarrow \ \mathsf{Erro} \ \longrightarrow \ \mathsf{Avaria} \ \Longrightarrow \ \mathsf{Falha} \ \longrightarrow \ \dots$$



Falhas podem ser classificadas sobre diversos aspectos

Classificação quanto ao tempo:

- Abrupta
- Incipiente
- Intermitente





Podem agir em diversas partes do sistema

Exemplos de falhas (sistema genérico):

| Sensores | Atuadores | Estrutura |
|-----------------------|-----------------------|-------------------------------------|
| Erro de leitura | Erro de escrita | Erro de transmissão |
| Descalibramento | Erro de leitura | Perda de comunicação |
| Sensibilidade à ruído | Sensibilidade à ruído | Sensibilidade a ruído (transmissor) |
| Queima | Queima | Queima (transmissor) |
| - | Atraso de transporte | Atraso de propagação de sinais |



Detecção e diagnóstico

Objetivos de um sistema de DDF:

- Detectar e Diagnosticar falhas
- Sugerir medidas corretivas ao operador ⇒ Garantir continuidade da operação do processo

Na realidade, DDF subdividido em 4 etapas:





Detecção e diagnóstico

O sistema proposto neste trabalho abrange as 3 primeiras etapas:

- Detectar: determinar se ocorreu ou n\u00e3o uma falha
- Identificar: selecionar variáveis importantes para o diagnóstico
- Diagnosticar: definir que falha ocorreu e fornecer o maior número de detalhes possíveis
 - Localização
 - Momento de detecção
 - Intensidade
 - ...



Existem diversas técnicas para detecção e diagnóstico

- Detecção:
 - Verificação de limites
 - Equações de paridade
 - · Observadores/Estimadores de estado
- Diagnóstico:
 - Classificação estatística
 - Reconhecimento de padrões
 - Métodos de aproximação

Dentre as várias técnicas \Rightarrow RNAs (detecção e diagnóstico)

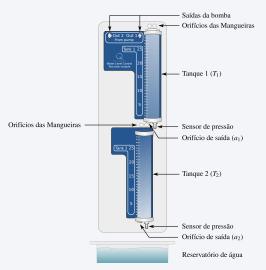


4 Sistema proposto

Estudo de caso Estrutura de funcionamento e limitações Softwares desenvolvidos Composição do sistema Estruturas neurais



Sistemas de tanques acoplados da Quanser®





Sistema original:

- Estrutura em acrílico
- Dois tanques
- Dois sensores de pressão
- Uma bomba de sucção bidirecional
- Mangueiras
- Orifícios (Entrada/Saída)

Manual do fabricante ⇒ Sugere três configurações

- Controlar L₁ (alimentação direta em T₁)
- Controlar L₂ (alimentação indireta em T₁)
- Controlar L₂ (alimentação em T₁ e T₂)

Todas as três configurações ⇒ Sistema SISO



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A}V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMO



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A} V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A} \sqrt{2g} \right] \sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A} \sqrt{2g} \right] \sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A} \sqrt{2g} \right] \sqrt{L_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMC



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A}V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMC



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A}V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMO



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A}V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMO



$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A}V_{p} - \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}}$$

$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A}\sqrt{2g}\right]\sqrt{L_{2}}$$

- · Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMO



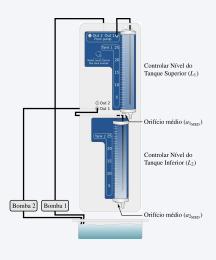
$$\dot{L}_{1} = \frac{K_{m}}{A} V_{\rho_{1}} - \left[\frac{a_{1}}{A} \sqrt{2g}\right] \sqrt{L_{1}}$$

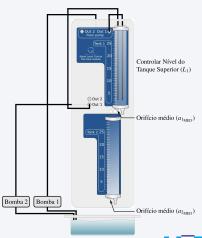
$$\dot{L}_{2} = \left[\frac{a_{1}}{A} \sqrt{2g}\right] \sqrt{L_{1}} - \left[\frac{a_{2}}{A} \sqrt{2g}\right] \sqrt{L_{2}} + \frac{K_{m}}{A} V_{\rho_{2}}$$

- Introdução de uma nova bomba
- Possibilidade de controlar L₁ e L₂ simultaneamente
- Sistema SISO ⇒ Sistema MIMO



Novas configurações:

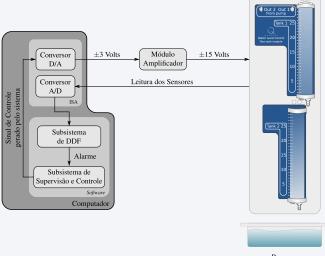






Estrutura de funcionamento e limitações

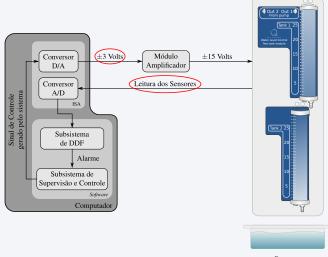
Estrutura de funcionamento:





Estrutura de funcionamento e limitações

Estrutura de funcionamento:





Necessidade da simulação do modelo ⇒ Incitar falhas na planta real = Prejuízos

EDOs do modelo simuladas com Runge-Kutta 4ª ordem

Falhas simuladas através de modificações dos parâmetros na simulação

Grupos de falhas selecionadas:

| Grupo | Tipo de falha | Sigla |
|-------|---------------------|-------|
| 0 | Não há falhas | SF |
| 1 | Falha do sensor | FSe |
| 2 | Falha do atuador | FA |
| 3 | Falha estrutural ou | FSi |
| | Falha do sistema | 131 |



Classificação das falhas:

| Grupo | Classe | Denominação | Variante | Sigla |
|-------|--------|----------------------------|------------------------------|----------|
| 1 | 1 | Descalibramento | Ganho | FSeDG |
| 1 | 1 | Descalibramento | Nível DC (offset) | FSeDO |
| 1 | 2 | Sensibilidade | Ruído | FSeSR |
| 1 | 3 | Queima | - | FSeQ |
| 2 | 1 | Descalibramento | Ganho | FADG |
| 2 | 1 | Descalibramento | Nível DC (offset) | FADO |
| 2 | 2 | Sensibilidade | Ruído | FASR |
| 2 | 3 | Variação | Constante da bomba (K_m) | FAVK |
| 2 | 4 | Queima | _ | FAQ |
| 3 | 3 | Vazamento | Tanque | FSiVzT |
| 3 | 2 | Variação Orifício de saída | | FSiVrOS |
| 3 | 2 | Variação | Ganho do módulo de potência | FSiVrGMP |
| 3 | 1 | Entupimento | Orifício de saída | FSiEOS |



Sistema desenvolvido para as simulações (Qt/C++)

- Configuração através de arquivo de texto simples
- Simulação em tempo real ou Simulação rápida
- Implementação de controladores P/PI/PD/PID/PI-D
- Comunicação com a planta real (Sockets TCP/IP)
- Exportação de dados (Sinais de controle, ações de controle e saídas dos sensores)
- Exportação de imagens (Diversos formatos)



Detecção e diagnóstico

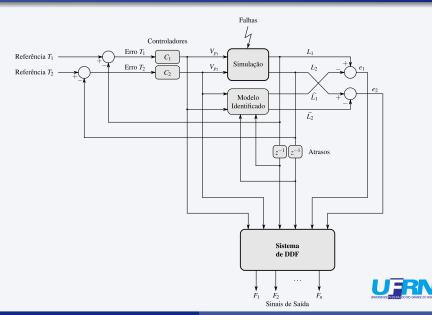
Sistema desenvolvido para a detecção e o diagnóstico (Qt/C++)

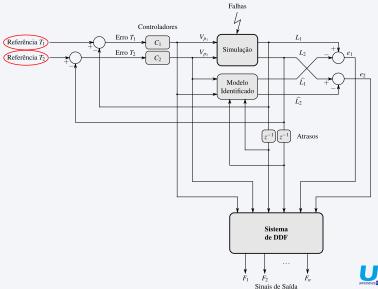
- Configuração através de arquivos XML
- Diferentes módulos detecção/diagnóstico (RNAs, estatísticos, Fuzzy . . .)
- Módulos desenvolvidos sobre interface padronizada (Classe abstrata)
- Cadastramento/Edição/Remoção de falhas
- Exportação de imagens (Diversos formatos)

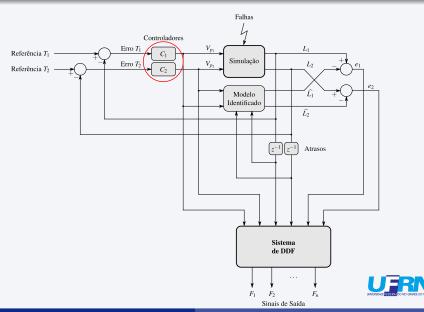
Módulo de RNAs:

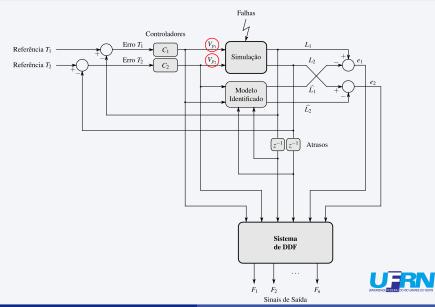
- Desenvolvido em C++ (Biblioteca Flood)
- Permite que as redes treinadas pelo Matlab[®] sejam carregadas de maneira simples

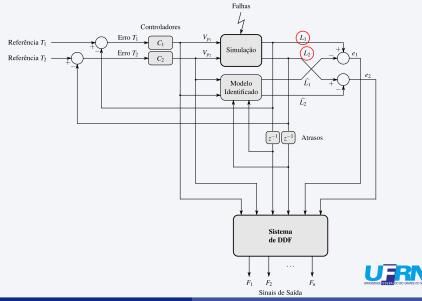


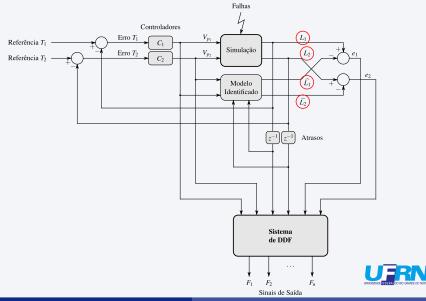


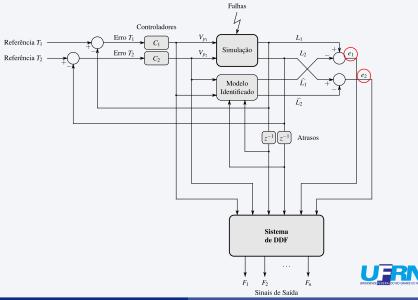


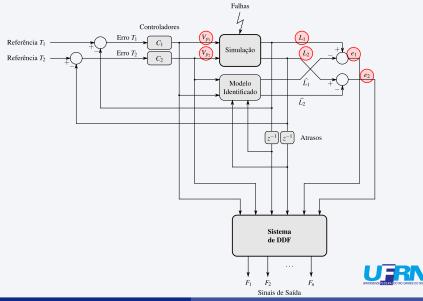


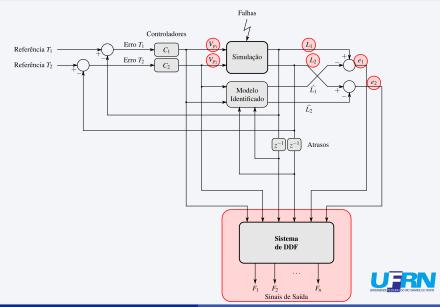








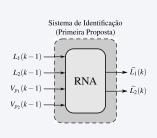


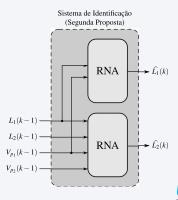


Estruturas neurais – Identificação

Duas propostas de identificação do modelo:

- Identificação global (uma RNA para T_1 e T_2)
- Identificação individual (uma RNA para cada tanque)



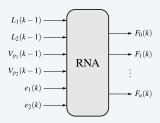




Duas propostas de detecção:

- RNA única (todas as falhas)
- Conjunto de especialistas (uma RNA para cada falha)

Primeira proposta:

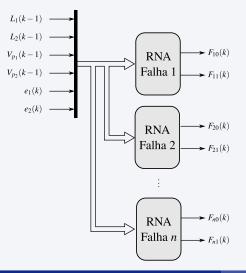


Saída \Rightarrow Palayra binária de *n* bits



Estruturas neurais – Detecção

Segunda proposta:



Saída \Rightarrow 2 bits

- Sem falha
- Falha T₁
- Falha T₂
- Falha T₁ + T₂



Sumário



5 Resultados

Coleta dos dados Treinamento e validação das RNAs Melhores redes Resultados das simulações



Após ter selecionado as falhas e as estruturas neurais:

- Excitação da planta com sinais PRBS dentro de um range especificado
 - Referências: 0 a 30 cm
 - Ruído: +2%
 - $K'_m = \pm 20\% K_m$
 - •
- Testes realizados:
 - Simulação do sistema sem falhas ⇒ identificação do modelo
 - Simulação com falhas ⇒ propostas de detecção



Treinamento e validação das RNAs

Treinamento:

- Identificação: 10 minutos (6000 amostras)
- Detecção: 20 minutos (12000 amostras)

Número de redes treinadas:

| Proposta | Ordem | dem Neurônios na Número de camada oculta redes treinad | | Total | | | |
|---------------|-------|--|-------------|-------|--|--|--|
| Identificação | | | | | | | |
| | 2 | 6, 8 e 10 | | | | | |
| 1 | 3 | 8, 12 e 16 | 6 | 54 | | | |
| | 4 | 10, 16 e 22 | | | | | |
| | 2 | 2/6, 4/8 e 6/10 | | | | | |
| 2 | 3 | 4/8, 6/12 e 8/16 | 6 | 108 | | | |
| | 4 | 6/10, 8/16 e 10/22 | | | | | |
| Detecção | | | | | | | |
| 1 | _ | | | - | | | |
| | 2 | 8/12/16 | | | | | |
| 2 | 3 | 14/18/22 | 6/falha | 702 | | | |
| | 4 | 20/24/28 | | | | | |
| | | | Total neral | 864 | | | |



RNAs de Identificação:

- 3 validações
- Média dos EMQs em L₁ e L₂
- Critério de seleção EMQ = EMQ L₁ + EMQ L₂

| Proposta | Ordem | NCO* | Treinamento | EMQ L ₁ | EMQ L ₂ | EMQ |
|----------|-------|---------|-------------|--------------------|--------------------|---------|
| | 2 | 8 | 2 | 4,39e-7 | 3,29e-6 | 3,73e-6 |
| 1 | 3 | 12 | 5 | 1,38e-5 | 1,46e-5 | 2,84e-5 |
| | 4 | 22 | 4 | 1,40e-6 | 2,60e-6 | 4,01e-6 |
| | 2 | 2-6 | 2 | 5,06e-6 | 7,26e-6 | 1,23e-5 |
| 2 | 3 | 6 – 12 | 1 | 5,48e-6 | 1,81e-7 | 5,66e-6 |
| | 4 | 10 – 22 | 3 | 5,12e-6 | 9,46e-6 | 1,45e-5 |

^{*} Número de neurônios na camada oculta.



RNAs de detecção:

- Selecionadas de modo semelhante: 3 validações
- Critérios de seleção
 - Número de erros de tipo I e tipo II (falsos positivos/negativos)
 - Porcentagem total de erros sobre as 3 validações



Melhores redes



| Falha | Ordem | NCO | Trein. | Acertos | Erros de tipo I | Erros de tipo II | Total de erros |
|----------|-------|-----|--------|----------|--------------------|---------------------|----------------|
| FSeDG | 4 | 28 | 2 | 23491,33 | 203,33 | 305,33 | 2,12% |
| FSeDO | 4 | 28 | 5 | 23890,33 | 8,66 | 101 | 0,46% |
| FSeSR | 4 | 20 | 3 | 23317 | 324,66 | 358,33 | 2,84% |
| FSeQ | 4 | 20 | 4 | 23994 | 0,66 | 5,33 | 0,02% |
| FADG | 2 | 8 | 3 | 20710,33 | 1626,66 | 1663 | 13,7% |
| FADO | 4 | 28 | 3 | 23075,33 | 635,66 | 289 | 3,85% |
| FASR | 2 | 8 | 6 | 14153,33 | 3407 | 6439,66 | 41,03% |
| FAVK | 2 | 8 | 5 | 20764,66 | 1551,33 | 1684 | 13,48% |
| FAQ | 4 | 28 | 6 | 23980 | 2,33 | 17,66 | 0,083% |
| FSiVzT | 4 | 24 | 1 | 23774,33 | 74 | 151,66 | 0,94% |
| FSiVrOS | 2 | 8 | 3 | 22465,33 | 437 | 1097,66 | 6,39% |
| FSiVrGMP | 4 | 20 | 2 | 20905,66 | 1979,66 | 1114,66 | 12,89% |
| FSiEOS | 2 | 12 | 4 | 23995,66 | 1 | 3,33 | 0,018% |



Melhores redes

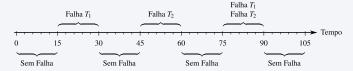
| Falha | Ordem | NCO | Trein. | Acertos | Erros de tipo I | Erros de tipo II | Total de erros |
|----------|-------|-----|--------|----------|--------------------|---------------------|----------------|
| FSeDG | 4 | 28 | 2 | 23491,33 | 203,33 | 305,33 | 2,12% |
| FSeDO | 4 | 28 | 5 | 23890,33 | 8,66 | 101 | 0,46% |
| FSeSR | 4 | 20 | 3 | 23317 | 324,66 | 358,33 | 2,84% |
| FSeQ | 4 | 20 | 4 | 23994 | 0,66 | 5,33 | 0,02% |
| FADG | 2 | 8 | 3 | 20710,33 | 1626,66 | 1663 | 13,7% |
| FADO | 4 | 28 | 3 | 23075,33 | 635,66 | 289 | 3,85% |
| FASR | 2 | 8 | 6 | 14153,33 | 3407 | 6439,66 | 41,03% |
| FAVK | 2 | 8 | 5 | 20764,66 | 1551,33 | 1684 | 13,48% |
| FAQ | 4 | 28 | 6 | 23980 | 2,33 | 17,66 | 0,083% |
| FSiVzT | 4 | 24 | 1 | 23774,33 | 74 | 151,66 | 0,94% |
| FSiVrOS | 2 | 8 | 3 | 22465,33 | 437 | 1097,66 | 6,39% |
| FSiVrGMP | 4 | 20 | 2 | 20905,66 | 1979,66 | 1114,66 | 12,89% |
| FSiEOS | 2 | 12 | 4 | 23995,66 | 1 | 3,33 | 0,018% |



Resultados das simulações

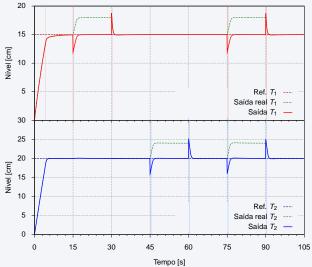
Simulação final:

- Utilização das melhores redes de identificação e detecção
- Cada falha ⇒ 1 minuto e 45 segundos





Simulação da FSeDG com o ganho reduzido a 80% do valor original:





Detecção da falha somente no instante de ativação da falha

Compensação do controlador (com erro de 20%) \Rightarrow 24cm \equiv 30cm

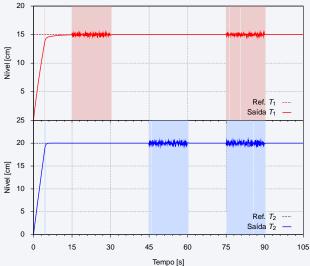
Comportamento semelhante na FSeDO e na FSiVzT

Possibilidade de utilização de flags para correção do problema



Resultados das simulações

Simulação da FSeSR com ruído de distribuição uniforme ($\pm 2\%$):





Resultados das simulações

Bons resultados ⇒ poucos erros

Todas as demais falhas se comportaram de maneira semelhante ⇒ facilmente detectadas ⇒ Exceções FASR e FSiVrGMP

FASR:

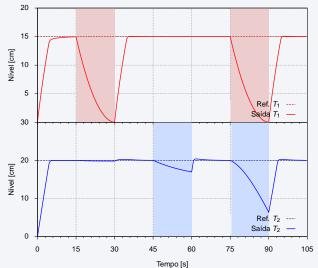
- Resultados T₁ √
- Resultados T₂ X

FSiVrGMP:

Não consegue identificar falha somente em T₁ (intervalo 15-30s)

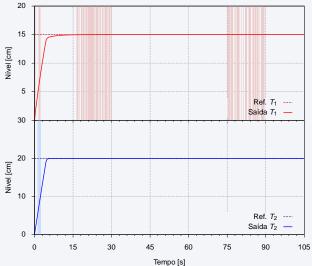


Simulação da FAQ (Ganho = 0):





Simulação da FASR com ruído de distribuição uniforme ($\pm 2\%$):

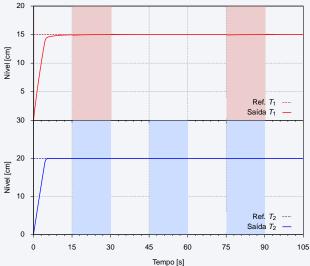




Resultados das simulações



Simulação da FSiVrGMP com o ganho reduzido a 90% do valor original:





Sumário

6 Conclusões Perspectivas



Proposta do trabalho: fornecer um sistema de DDF para um sistema de tanques acoplados

- Das 13 falhas testadas, 8 foram identificadas com facilidade
- 3 tiveram desempenho satisfatório (correção do problema com flags)
- Outros 2 casos o sistema n\u00e3o conseguiu detectar corretamente

Desempenho geral satisfatório: detecção correta de 85% das falhas propostas

Utilização de RNAs (PMC, NNARX) mostrou-se eficiente



Perspectivas de trabalhos futuros:

- Implementação de novos módulos de detecção/diagnóstico:
 - Fuzzy
 - Estatísticos
- Permitir a simulação de novos modelos
 - Utilizando o RK4
 - Integrando o sistema com o Matlab[®]
- Acoplar o sistema a um Sistema de Controle Tolerante a Falhas (SCTF) – Não é o escopo deste trabalho
 - Reconfiguração dos controladores ou mudança das estratégias de controle, permitindo que o sistema continue operando mesmo na presença de falhas



1 Introdução

Introdução da automação na indústria Sistemas de supervisão Proposta do trabalho

2 RNAs

Características Arquitetura e modelo neural

3 Detecção e diagnóstico de falhas

Conceitos e terminologias Dependabilidade Falhas, erros e avarias Classificações de falhas Detecção e diagnóstico

4 Sistema proposto

Estudo de caso Estrutura de funcionamento e limitaçõe: Softwares desenvolvidos Composição do sistema

6 Resultados

Coleta dos dados Treinamento e validação das RNAs Melhores redes Resultados das simulações

6 Conclusões

Perspectivas

7 Vídeo



Vídeo

Vídeo do sistema desenvolvido



Dúvidas

Dúvidas?

