

RACIOCÍNIO BASEADO EM CASOS: CONCEITOS E APLICAÇÕES

Thiago Arreguy Silva Vitorino

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE NA
UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
BELO HORIZONTE, BRASIL.
ABRIL DE 2009

Thiago Arreguy Silva Vitorino, 2009.

Agradecimentos

Agradeço Deus pela oportunidade para poder aprender mais uma vez.

Agradeço aos meus amigos pela força, paciência e momentos que passamos juntos.

Não posso me esquecer dos professores por todo conhecimento passado e a Gerdau Açominas que em todos os sentidos possibilitou a realização deste trabalho.

Finalmente aos meus pais e irmãos que sempre acreditaram nesta conquista e me deram o apoio necessário para que eu chegasse até aqui.

“Genialidade é um por cento inspiração e noventa e nove transpiração.”

Thomas A. Edison

Resumo

A presente dissertação discute os conceitos básicos sobre Raciocínio Baseado em Casos (RBC), bem como a sua aplicação em controle e detecção e diagnóstico de falhas em sistemas dinâmicos. O RBC surgiu a partir do modelo de solução de problemas da memória humana, inspirando assim a criação de programas para resolver problemas. A idéia básica do RBC é resolver um problema a partir do conhecimento de problemas passados, comparando-os com o novo problema, adaptando assim uma nova solução. Dentro deste contexto, este trabalho apresenta uma breve revisão de raciocínio baseado em casos, abordando o seu histórico, o ciclo de funcionamento e etapas para o seu desenvolvimento. Neste trabalho o RBC foi aplicado para resolver os seguintes problemas de engenharia: controle de regeneradores de um alto-forno e em detecção e diagnóstico de falhas em máquina de corrente contínua. Estes processos são modelados para que sistemas de RBC possam ser usados para resolver novos problemas baseados em operações passadas.

Abstract

This work presents applications of Case-Based Reasoning (CBR) in the areas of control and fault diagnosis for dynamic systems. What CBR uses to solve a problem is the knowledge that it has from old similar problems, comparing them to the new problem, possibly adapting its previous solutions and moving forward from there to get an acceptable solution to the new problem. Within this context, this work presents a review of CBR, addressing its history, life cycle and development steps. At next two industrial process applications are presented: combustion process control of a blast furnace steel and fault detection and diagnosis in a direct current motors. These processes are then modeled so that CBR systems can be used to solve new problems based on the knowledge of their previous processes operations.

Índice

Índice	3
Lista de Tabelas	5
Lista de Figuras	6
Resumo	1
Abstract.....	1
Agradecimentos.....	ii
1 Introdução.....	7
2 Raciocínio Baseado em Casos.....	15
2.1 Histórico	15
2.2 Domínio da Aplicação.....	17
2.3 Base de Casos	18
2.4 O Ciclo de Funcionamento de um Sistema RBC	19
2.5 Desenvolvimento de um Sistema de RBC.....	20
2.5.1 A Aquisição de Conhecimento.....	21
2.5.2 Representação de Casos.....	21
2.5.3 Indexação.....	22
2.5.4 Recuperação de Casos	23
2.5.5 Adaptação de Casos.....	23
2.6 Conclusão	24
3 Aplicação em Controle	26
3.1 Introdução.....	26
3.2 Controladores	27
3.2.1 Controlador PID	27
3.2.2 Controlador ONFC	27
3.2.3 Controlador RBC.....	28
3.3 O Processo de Combustão dos Regeneradores.....	31
3.4 Metodologia de Modelagem e Simulação	33
3.4.1 Modelagem	33
3.4.2 Simulação PID.....	36
3.4.1 Simulação ONFC.....	36
3.4.2 Simulação CTRBC	37

3.4.5 Resultados.....	39
4 Aplicação em Detecção e Diagnóstico de Falhas em Sistema Dinâmico.....	43
4.1 Introdução.....	43
4.2 Modelo do Sistema de Acionamento C.C.	43
4.3 Modelo da Máquina de C.C.....	45
4.4 Modelagem das Falhas para o Sistema de Acionamento C.C.....	47
4.4.1 Falhas em Atuadores	48
4.4.2 Falhas em Componentes da Planta	49
4.4.3 Falhas de Instrumentação	51
4.4.4 Modelo Geral das Falhas no Sistema de Acionamento C.C.....	51
4.4.5 Simulação do Sistema de Acionamento C.C. em Malha Aberta.....	53
4.4.6 Detecção e Diagnóstico de Falha com RBC.....	56
4.4.7 Resultados.....	58
5 Conclusão e Proposta de Continuidade	72
Referências	74

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Representação do Caso.

Tabela 2 - Resumo das falhas no sistema de acionamento C.C.

Tabela 3 - Parâmetros do motor C.C.

Tabela 4 - Número da falha e sua descrição.

Lista de Figuras

- Figura 1** - Ciclo de funcionamento de sistema RBC.
Figura 2 - Ciclo do RBC.
Figura 3 - Arquitetura de um sistema de controle com CTRBC.
Figura 4 - Duas fases de trabalho dos regeneradores.
Figura 5 - Diagrama de blocos do modelo de combustão.
Figura 6 - Temperatura do Domo.
Figura 7 - Temperatura da Chaminé.
Figura 8 - Vazão de Gás Misto.
Figura 9 - Vazão do Ar de Combustão.
Figura 10 - Pressão do Gás de Alto-Forno.
Figura 11 - Representação do sistema de acionamento C.C.
Figura 12 - Diagrama de blocos do sistema de acionamento C.C.
Figura 13 - Representação do sistema de acionamento C.C. para falhas nos atuadores.
Figura 14 - Representação do sistema de acionamento C.C. para os diversos tipos de falhas.
Figura 15 - Corrente do circuito de armadura para as falhas simuladas.
Figura 16 - Corrente do circuito de campo para as falhas simuladas.
Figura 17 - Velocidade mecânica de rotação para as falhas simuladas.
Figura 18 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 0 % nominal.
Figura 19 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 20 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 21 - Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 22.-.Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 23 - Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 24.-.Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 25 - Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 26 - Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 27 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 28 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 29 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 30 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 31 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 32 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 33 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 34 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 35 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 36 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 37 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 38 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 100% da nominal.
Figura 39 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 0% da nominal.
Figura 40 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 50% da nominal.
Figura 41 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

1 Introdução

O Raciocínio Baseado em Casos (RBC) estabeleceu-se nos últimos anos como uma das tecnologias mais populares para o desenvolvimento de sistemas baseados em conhecimento. RBC é uma abordagem para solução de problemas e aprendizado por meio da reutilização de casos anteriores já conhecidos. Neste contexto, o RBC pode funcionar inclusive como um modelo cognitivo para se entender alguns aspectos do pensamento e comportamento humanos, além de ser uma tecnologia extremamente simples de se usar para construir sistemas computacionais inteligentes e resolver problemas reais nas mais diversas áreas.

Um grande número de exemplos da vida diária pode ser utilizado para demonstrar como seres humanos utilizam casos conhecidos como uma forma de resolução de problemas de um modo extremamente natural, estas situações têm em comum o fato de que uma solução para um problema obtida no passado foi reutilizada para guiar a solução do problema na situação presente. RBC é a tecnologia de Inteligência Artificial (IA) inspirada neste modelo de cognição e comportamento humanos. A tecnologia de RBC pode ser vista de dois pontos de vista diferentes. Pode ser considerada como uma metodologia para modelar o raciocínio e o pensamento humanos e também como uma metodologia para construir sistemas computacionais inteligentes.

Sistemas de RBC tem se tornado uma metodologia computacional de resolução de problemas cada vez mais difundida, pois não requer uma modelagem explícita do domínio. Sua implementação é reduzida a identificar as características significantes que descrevem um caso. Grandes volumes de informação podem ser gerenciados com a aplicação de técnicas de banco de

dados. Podem aprender pela aquisição de conhecimento de novos casos, facilitando sua manutenção.

O entendimento da técnica de RBC está implícito em assumir alguns princípios da natureza do mundo:

- *Regularidade*: o mundo é na maioria das vezes regular, as ações executadas nas mesmas condições tendem a ter os mesmos, ou similares, resultados. Conseqüentemente, soluções para problemas similares são utilizáveis para o início da resolução de outro;
- *Tipicalidade*: os tipos de problemas tendem a se repetir; as razões para as experiências são provavelmente as mesmas para as futuras ocorrências;
- *Consistência*: Pequenas mudanças ocorridas no mundo requerem apenas pequenas mudanças na maneira como interpretamos o mundo, e conseqüentemente, pequenas mudanças nas soluções de novos problemas;
- *Facilidade de adaptação*: As coisas não se repetem exatamente da mesma maneira; as diferenças tendem a ser pequenas e pequenas diferenças são fáceis de se compensar.

Abaixo, segue uma revisão bibliográfica da literatura atual de RBC que envolve o seu uso em diversas aplicações e em sistema híbridos como, por exemplo: Algoritmos Genéticos (GA), Fuzzy Systems (FS) e Particle Swarm Optimization (PSO).

Abel (1996) faz uma introdução compreensiva dos sistemas de RBC dirigido principalmente ao publico de IA e Sistemas Especialistas, apresentando a definição de RBC, a evolução histórica que levou ao atual modelo de RBC, as técnicas utilizadas em sua construção, etapa de desenvolvimento e modelo de funcionamento desses sistemas.

Paulson (2004), ressalta aplicações de RBC com Treinamento Reforçado (RETCBR), que utiliza um feedback do usuário ou algum processo externo para aprender como determinar a similaridade dos casos. RETCBR expande o domínio no qual as técnicas de CBR podem ser aplicadas, porque ele requer conhecimento apenas para o caso de reconhecimento, e não para determinar a estratégia de indexação. Estas técnicas são freqüentemente aplicadas a problemas de interação homem-computador, tal como modelagem e filtragem colaborativa.

Jinsheng (2006) propõe uma nova estratégia de controle que utiliza RBC como máquina de raciocínio para obter decisões de controle, que se mostrou eficiente e de fácil implementação para o tipo de problema de controle em que foi aplicado, controle do processo de combustão de um alto-forno siderúrgico.

Zhao (2006), apresenta um método RBC fuzzy aplicado ao reconhecimento de padrões, para melhorar a eficácia na busca de casos similares de sucesso. De acordo com este método, todos os casos existentes na base de casos são fuzzy e podem ser associados a um padrão. Um novo algoritmo de grau de similaridade foi construído para lidar com dados normais e fuzzy, usando o método de reconhecimento de padrões, cuja validação foi confirmada no projeto de um produto elétrico.

Hullermeier (2007) propõe um método de obtenção de soluções candidatas na resolução de problemas de sistemas RBC. O método faz referência a uma inferência baseado em casos de confiança, utiliza o conhecido similaridade de perfis como um modelo formal de hipótese, isto é, a suposição que problemas similares têm soluções similares. A partir desta formalização derivam-se propriedades teóricas de esquemas de inferências correspondentes de maneira rigorosa. Em particular, mostra-se que, sobre condições técnicas moderadas, um conjunto de candidatos cobre a verdadeira solução com alta probabilidade. Conseqüentemente a abordagem suporta uma importante sub tarefa em RBC, isto

é, para gerar soluções potenciais para um novo problema alvo em uma maneira eficaz e por esta razão contribui para os fundamentos metódicos de RBC. Devido a esta generalização, pode ser empregado para diferentes tipos de execução de tarefas e pode ser facilmente integrado em sistemas de RBC existentes.

Wei-Fan (2007) propõe um plano de estudo para avaliar a eficiência de uma abordagem de instrução inovadora (RBC) para um curso introdutório de programação na universidade do estado da Pensilvânia. Dividiram-se os estudantes em dois grupos: um grupo tradicional como grupo de controle; e um grupo experimental utilizando a abordagem de RBC. Após os estudantes aprenderem nos dois ambientes de aprendizagem, um criterioso pós-teste foi conduzido para coletar os dados quantitativos e fazer uma análise multivariável de variância para analisar as diferenças entre os dois grupos e validar o uso do RBC. O estudo indicou que o grupo com a abordagem do RBC teve um desempenho significativamente melhor no pós-teste do que o grupo de controle.

Lai (2007) apresenta um método de otimização híbrido de um sistema de RBC usando Algoritmos Genéticos (GA) aplicado ao projeto de um produto. RBC e GA combinam com um algoritmo para simulação de associação de similaridade direta de acordo com os modelos do pensamento humano. Resultados experimentais mostram que o novo modelo híbrido tem desempenho melhor que as abordagens convencionais para projetos criativos.

Junming (2008) aplica RBC na resolução de conflitos em projeto colaborativo, que é uma importante técnica de projetos modernos. É proposto um sistema RBC fuzzy, baseado nas características dos atributos e seus pesos relativos determinados por uma técnica fuzzy. Um mecanismo de obtenção foi desenvolvido para obter os casos em resolução de conflitos que tendem a aumentar a complexidade das funções da base de dados. A teoria e métodos RBC fuzzy são aplicados para definir os casos. A similaridade dos casos é obtida por indexação, calculando o peso e a desfuzzyficação dos casos, então a consistência

do caso é medida para manter o resultado correto. A utilização da metodologia é demonstrada num estudo de caso para a resolução de conflitos.

Chunguang (2008) implementa um framework de um sistema RBC e Sistemas Imunes Artificiais (SIA), para suprir a performance de um sistema de recomendação de comercio eletrônico (ECSR). Os mecanismos principiante de SIA é analisado em um subsistema de aprendizagem de ECSR, que implementa ciclos tal como a identificação de um antígeno, geração inicial da população de anticorpos, calculo de afinidade, seleção de clones, renovação da população e outros são estudados. As técnicas chaves de RBC para subsistemas de raciocínio de ECSR tal como representação do caso, obtenção do caso, adaptação e manutenção são introduzidos. O ECSR é testado com informação de dados históricos de algum website e os resultados demonstram que ambas as recomendações, precisão, velocidade de resposta de raciocínio são garantidos.

Garrido (2008) utiliza sistemas RBC para suprir as necessidades de processo de decisão, gerenciamento do conhecimento através organizações interativas. Ontologia é um meio para facilitar o compartilhamento e reuso de corpos de conhecimento através de organizações e aplicações que tem por base uma semântica bem definida e precisa para conceitos e termos. Este trabalho apresenta uma proposta inovadora de reuso do conhecimento, durante as atividades de decisão por meio dos conceitos do gerenciamento de informações, RBC e pesquisas em ontologia. Esta abordagem cega apresenta um caso antológico para sistemas RBC como suporte teórico e empírico para compartilhamento de conhecimento. Uma caracterização formal de um caso é obtida por meio de uma descrição de casos particulares, e suas inter-relações com os casos armazenados em diferentes repositórios de casos. Propõe uma arquitetura para RBC distribuído baseado em multiagentes.

Chunhua (2008) propõe uma abordagem de modelagem predição inteligente integrada com RBC e com Particle Swarm Optimization (PSO)

adaptativa para a predição do índice de permeabilidade do processo de fusão no imperial smelting furnace (ISF), para lidar com as dificuldades em descrever o processo com precisão de modelos matemáticos e incerteza da informação. A base de casos foi construída diretamente a partir de dados de produção. Os casos mais similares ao caso alvo são obtidos da base de casos, cuja medida de similaridade é maior que um valor limite pré-especificado. O resultado do modelo de predição é obtido pelo reuso das soluções dos casos em uma média ponderada. O algoritmo dos k-vizinhos mais próximos ponderado (K-NN) foi usado para obtenção do caso, onde o número de vizinhos mais próximos e o vetor de pesos das características são otimizados on-line usando um PSO adaptativo para prover a precisão de obtenção do RBC. Os resultados experimentais dos dados de produção do campo industrial mostraram que o modelo híbrido de RBC utilizado é melhor que o RBC padrão.

Chunli 2008 propõe um framework de gerenciamento do conhecimento do produto, com o intuito de satisfazer as necessidades para aquisição e reuso do conhecimento do produto durante os processos de desenvolvimento de um produto moderno. Este contém cinco componentes principais: repositório do projeto, redução do conhecimento, sistema de RBC e máquina de aprendizado. Repositório do projeto é responsável por organizar vários tipos de conhecimento de diferentes fontes de dados para construir um modelo de conhecimento orientado ao assunto e multidimensional. Técnicas de redução do conhecimento reduzem e obtêm casos similares, que provem a eficiência do sistema de RBC. A máquina de aprendizado pode capturar novos conhecimentos para complementar o repositório de projeto. A abordagem proposta é demonstrada através de uma aplicação real.

Wang (2008) estuda a confiabilidade de sistemas de RBC, especialmente no primeiro nível, ou seja, fatores que afetam a confiabilidade de um sistema de RBC, especialmente a propriedade que "problemas similares tem soluções similares". Aborda-se a confiabilidade de uma solução sugerida individual e

técnicas existentes que podem ser empregadas para estimar a confiabilidade de uma solução simples. Estas idéias são ilustradas com alguns experimentos e seus resultados. Mostra-se que se um caso da biblioteca tem alta compatibilidade, então um resultado satisfatório pode ser esperado e a confiabilidade de um sistema de RBC num nível específico pode ser calculada identificando as soluções de confiança.

Ignat-Coman (2008) emprega RBC em sistemas de diagnóstico e detecção de falhas. Sugere-se uma nova abordagem, baseada em RBC, para detecção de falhas de pontes de concreto reforçado em áreas poluídas. A inspeção e diagnóstico da ponte são normalmente feitos por engenheiros civis por meio de inspeções visuais, ações que envolvem julgamentos subjetivos e incertezas. O diagnóstico inteligente em pontes foi feito baseado em modelos de abordagens como modelos fuzzy e modelos de redes neurais.

Dong (2008) apresenta uma abordagem de revisão em sistemas CBR, que é um passo difícil e crucial, baseado na diferença de caracteres. O processo de revisão sugerido é apresentado em um exemplo de sistema especialista de diagnóstico de falhas de aeronaves.

Na pesquisa bibliográfica feita neste trabalho, identificou-se a utilização de RBC para a Detecção e Diagnósticos de Falhas (DDF) apenas em dois trabalhos, Dong (2008) e Ignat-Coman (2008). Existem diversas referências na literatura, do uso de sistemas *fuzzy* para este propósito, como em Caminhas (1997).

Este trabalho é estruturado da seguinte maneira. A seção 2 é uma revisão de RBC, contendo o seu histórico, ciclo de funcionamento e etapas de desenvolvimento de um sistema deste tipo. A seção 3 apresenta uma descrição sobre a modelagem e controle do processo de combustão de um alto-forno siderúrgico e implementação de controlador cuja máquina de inferência é o raciocínio baseado em casos e sua comparação com outros controladores. Na

seção 4 mostra-se um modelo de falhas construído para uma máquina de corrente contínua - Caminhas (1997) - e o uso de raciocínio baseado em casos para a detecção e diagnóstico de falhas. A seção 6 encerra com a conclusão e propostas de continuidade deste trabalho.

2 Raciocínio Baseado em Casos

Nos últimos anos, o Raciocínio Baseado em Casos (RBC) surgiu como uma técnica poderosa para solução automática de problemas. RBC é aplicável de forma simples e direta a um amplo espectro de tarefas, todas tipicamente relacionadas à Inteligência Artificial (IA).

A idéia básica do enfoque de RBC é resolver um novo problema lembrando uma situação anterior similar e, então, reutilizando informação e conhecimento daquela situação.

A definição clássica de um sistema RBC foi elaborada por Reisbeck e Schank (1989): *“Um sistema RBC resolve problemas, adaptando soluções que foram utilizadas para resolver problemas anteriores”*.

Dentre as características do funcionamento de um sistema RBC estão:

- A extração do conhecimento a partir de casos ou experiências com que o próprio sistema se depara.
- A identificação das características mais significantes dos casos apresentados a fim de devolver uma melhor solução (resposta).
- O armazenamento do caso e sua respectiva solução.

A qualidade de um sistema RBC depende de sua experiência, ou seja, depende do número de casos relevantes que farão parte da base de casos.

2.1 Histórico

As raízes filosóficas da teoria de RBC se espalham por diversos trabalhos de pesquisadores no campo da psicologia ou ciência da computação, mas sem duvidas o trabalho do grupo de Roger Schank em 1980, na Universidade de Yale, onde iniciaram-se os primeiros estudos sobre as técnicas baseadas em RBC, que teve como fruto o modelo de memória dinâmica de Schank. Este modelo é embasado na idéia de que não é possível separar a experiência, compreensão, memória e aprendizado, propôs o conceito de pacotes de organização de memória que utilizam a lembrança de experiências passadas associadas a estereótipos de situações para a solução de problemas e aprendizado.

Em 1983, Janet Kolodner desenvolveu o primeiro sistema RBC (Cyrus), baseado neste modelo de memória dinâmica, servindo de base para outros sistemas RBC.

Em 1986, na universidade de Texas, foi desenvolvido um trabalho que utiliza recursos de classificação heurística e aprendizado de máquina para unificar em um modelo de conhecimento genérico do domínio e o conhecimento específico de casos. Modelos como este tem forte influencia sobre os sistemas RBC, pois o conhecimento sobre o domínio pode melhorar a qualidade do raciocínio e encurtar o caminho de busca da solução ou mesmo preencher lacunas do espaço do problema que os casos naturalmente não cobririam.

Os conceitos e frutos destes trabalhos evoluíram rapidamente para inúmeras aplicações de sistemas baseado em casos, especialmente nos domínios do Direito, Medicina e Engenharia. As aplicações normalmente buscam resolver problemas de classificação, projeto, diagnostico ou planejamento, especialmente em domínios onde naturalmente o especialista utiliza casos anteriores como base para a solução do problema.

Atualmente, diversos centros de pesquisas e universidades do mundo todo reúnem esforços para a ampliação dos recursos de RBC, que apareceram nas

primeiras ferramentas. Na prática, pelas características do domínio no qual são aplicados, RBC tem fornecido resultados ainda insatisfatórios. Os problemas ocorrem geralmente pelo número de casos serem insuficientes ou inadequados para refletir a solução dos problemas, ou a recuperação utilizando o algoritmo de vizinhança, fornece soluções triviais, ou ainda estas soluções são pobremente adaptadas para o problema apresentado.

2.2 Domínio da Aplicação

O domínio de aplicação de um sistema de RBC é a área na qual o sistema é aplicado, por exemplo, medicina, arquitetura, administração, finanças ou engenharia mecânica. Cada domínio possui suas características próprias, que influenciam fortemente a escolha da forma de representação de conhecimento a ser utilizada e está fortemente ligada ao tipo de tarefa a ser executada pelo sistema.

A tarefa de um sistema de RBC descreve o tipo de ação para a qual o sistema será utilizado, como, por exemplo, diagnóstico, configuração, planejamento, etc. Isto determinará o tipo de problemas e de soluções, bem como a natureza das atividades a serem desenvolvidas pelo solucionador de problemas baseado em casos. Tarefas podem ser classificadas em tarefas sintéticas e tarefas analíticas.

Tarefas analíticas cobrem uma ampla faixa de aplicações que compartilham determinadas características. Geralmente um novo caso é comparado àqueles da base de casos para determinar a qual tipo, categoria ou classe pertence. A solução associada ao caso mais similar dentro da classe correspondente é então apresentada. Tarefas analíticas de sistemas de RBC típicas são: Classificação, Diagnóstico, Suporte à decisão e Tutoriais. Tarefas de síntese, por outro lado, tentam criar uma nova solução por meio da combinação de partes de soluções

prévias. Exemplos de tarefas sintéticas são: Configuração, Planejamento e Projeto. Na prática, a maioria dos sistemas comerciais de RBC disponíveis suporta somente tarefas analíticas e é dedicada primordialmente à recuperação de casos.

A classificação é dos domínios existentes que mais se aproxima das tarefas abordadas neste trabalho. O objetivo da tarefa de classificação é classificar uma nova situação ou problema em um contexto específico. Em aplicações de classificação, um problema é descrito por meio de um conjunto de sintomas ou observações e da solução para o problema; assim, o resultado da classificação é a seleção de uma ou mais classes ou categorias nas quais o problema poderia ser classificado.

Em sistemas de classificação baseados em casos, um caso representa, portanto, uma descrição de problema e sua classificação. Uma forma pela qual um classificador baseado em casos trabalha é perguntando se o novo conceito ou problema é suficientemente similar a outro do qual se sabe que possui uma determinada classificação. O sistema de RBC tenta, então, adivinhar a categoria à qual o novo problema pertence avaliando a similaridade do novo caso em relação às armazenadas na base de casos.

2.3 Base de Casos

Para que os casos estejam à disposição para serem reutilizados, eles são organizados e armazenados em uma base de casos (BC), que é um conjunto de casos apropriadamente organizados. Geralmente, uma base de casos contém experiências positivas descrevendo estratégias de solução que contribuíram com sucesso para resolver o problema descrito, de forma que possam ser reutilizadas. Experiências negativas, expressando tentativas frustradas de solução de um problema podem também ser armazenadas, com o objetivo de indicar problemas potenciais e prevenir a repetição de erros passados.

2.4 O Ciclo de Funcionamento de um Sistema RBC

O ciclo de funcionamento de um sistema de RBC é composto por quatro etapas de execução, conhecida como 4R's, conforme definido por Aamodt & Plaza (1994), explicados abaixo e ilustrado pela Figura 1.

- **Recuperação:** a partir da apresentação ao sistema de um novo problema é feita a recuperação na base de casos daquele mais parecido com o problema em questão. Isto é feito a partir da identificação das características mais significantes em comum entre os casos;
- **Reuso:** a partir do caso recuperado é feita a reutilização da solução associada àquele caso. Geralmente a solução do caso recuperado é transferida ao novo problema diretamente como sua solução;
- **Revisão:** é feita quando a solução não pode ser aplicada diretamente ao novo problema. O sistema avalia as diferenças entre os problemas (o novo e o recuperado), quais as partes do caso recuperado são semelhantes ao novo caso e podem ser transferidas adaptando assim a solução do caso recuperado da base à solução do novo caso;
- **Retenção:** é o processo de armazenar o novo caso e sua respectiva solução para futuras recuperações. O sistema irá decidir qual informação armazenar e de que forma;

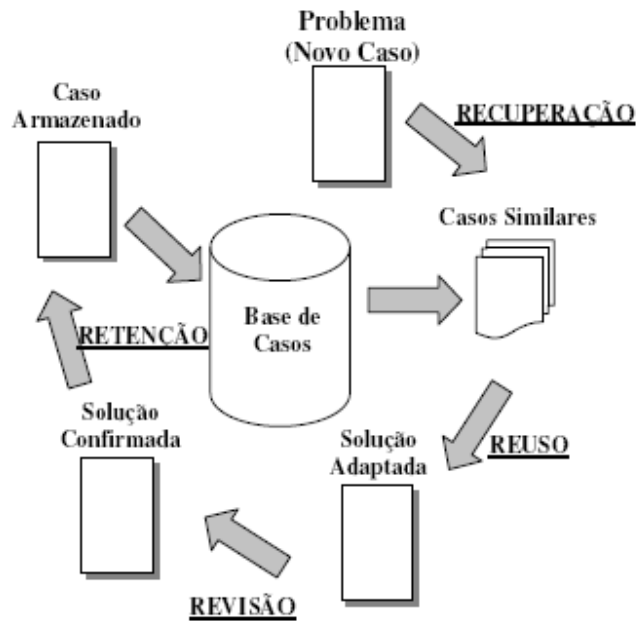


Figura 1 - Ciclo de funcionamento de sistema RBC.

2.5 Desenvolvimento de um Sistema de RBC

Uma vez que existe disponível uma base de dados para ser investigada, é possível investigá-la para extrair conhecimento a ser aplicado na tomada de novas decisões. A construção de um sistema de RBC a partir de uma base de dados passa pela definição de técnicas e formas de implementação de cada um dos componentes do sistema. Conforme Wangenheim (2003), as etapas mais importantes do processo de desenvolvimento de um sistema RBC são:

- Aquisição de Conhecimento;
- Representação de Caso;
- Indexação;
- Recuperação de Casos;
- Adaptação de Casos.

2.5.1 A Aquisição de Conhecimento

A aquisição de conhecimento é uma etapa muito importante no desenvolvimento do sistema de RBC. Conforme Kolodner (1993) ela é considerada o componente crítico no desenvolvimento de sistemas de RBC. Consiste na seleção de casos que irão formar uma base de informações (um sistema de banco de dados – uma base de casos) que contenha implicitamente o conhecimento necessário na solução de problemas;

2.5.2 Representação de Casos

A representação do conhecimento é um aspecto essencial do RBC. A forma principal de representação de conhecimento em um sistema de RBC são os casos. Um caso é uma peça de conhecimento contextualizado que registra um episódio em que um problema ou situação problemática foi total ou parcialmente resolvido, em uma experiência real (Kolodner, 1993). Um caso representa um conhecimento específico, relacionado a uma situação em um determinado contexto. Os casos podem ser de diferentes formas e tamanhos, porém todos tem em comum o fato de representarem um experiência real registrada em todas as suas características relevantes ou não.

Mais especificamente, um caso é a definição de que atributos da informação são relevantes e podem ser utilizados para a solução do problema. Representa tipicamente a descrição de uma situação (problema) conjuntamente com as experiências adquiridas (solução) durante a sua resolução e uma conclusão. Desta forma um caso é formado por três componentes:

- *A descrição do problema que foi resolvido:* a descrição dos aspectos relevantes do problema que caracterizam uma situação particular a ser resolvida;

- *A descrição da solução*: a solução utilizada para o problema específico na sua descrição;
- *Conclusão*: a avaliação da solução utilizada para determinado problema.

2.5.3 Indexação

Sistemas baseados em casos derivam o seu poder da sua habilidade para recuperar casos relevantes de uma biblioteca de casos de maneira eficiente. O fundamental para atingir este objetivo é saber como essa biblioteca deve ser indexada de maneira que o processo de recuperação seja mais preciso e eficiente. A partir da descrição do problema, os índices devem apontar quais características do caso devem ser comparadas, determinando assim o caso que pode ser útil para se chegar a uma solução. Isto implica em inserir índices nos casos no momento de sua inclusão na base de casos, para que mais tarde eles possam ser recuperados, organizar os casos de maneira que facilite a busca e recuperação e definir algoritmos de recuperação mais eficientes.

Outra tarefa destinada a indexação é a de atribuir pesos às características dos casos, para que seja possível alcançar a recuperação de casos através da utilização do chamado algoritmo de vizinhança (*Nearest Neighbor*, Michie 1994). Esta técnica consiste em definir pesos para as características mais importantes. As características mais importantes normalmente são aquelas que possuem o maior número de ocorrências.

Em suma, indexação é a definição de índices para os casos, para que seja possível a sua recuperação quando necessário. Deve-se decidir o que armazenar em um novo caso, encontrando uma estrutura apropriada para a descrição dos conteúdos dos casos e decidir como a base de casos deve ser armazenada

2.5.4 Recuperação de Casos

O processo de recuperação de casos (Riesbeck, 1999) inicia com uma descrição de problema e finaliza quando um melhor caso for encontrado. O sistema procura na base de casos, o caso mais similar com o novo problema.

Para julgar qual o caso armazenado na base é similar ou igual ao novo problema, é preciso medir a similaridade (semelhança) entre eles, ou seja, realizar uma indexação dos casos. Desta forma a definição dos métodos de recuperação de casos está fortemente conectada a verificação da similaridade entre os casos contidos na base e os novos problemas.

2.5.5 Adaptação de Casos

A etapa de adaptação de casos prevê utilizar os casos recuperados na solução do novo problema. Situações passadas, representadas como casos, dificilmente serão idênticas às do problema atual. Sistemas de RBC avançados têm mecanismos e conhecimento para adaptar os casos recuperados e verificar se eles satisfazem às características da situação presente.

Existem dois tipos de adaptação em RBC: adaptação estrutural, na qual as regras de adaptação são aplicadas sobre a solução armazenada junto aos casos; adaptação derivacional reusa os algoritmos, métodos ou regras que geraram a solução que consta no banco de casos para gerar uma nova solução para o problema corrente.

Existem várias técnicas de adaptação de casos, que combinam os dois tipos de adaptação, estrutural e derivacional:

- adaptação nula;

- ajuste por parâmetros;
- abstração e reespecialização;
- adaptação baseada em crítica;
- reinstanciação;
- substituição derivacional;
- reparo guiado por modelo;
- substituição baseada em casos.

A maioria dos sistemas é utilizada a adaptação nula, pois a solução é utilizada diretamente na solução do novo problema, ou seja, reuso do caso.

2.6 Conclusão

O uso da metodologia de RBC e sua aplicação em ambientes de aprendizagem são embasados por uma ampla teoria cognitiva: o processo de lembrar, como fenômeno na resolução de problemas. O processo de reutilizar episódios passados corresponde a uma forma freqüente e poderosa do raciocínio humano.

As principais características do uso de RBC como suporte a implementação de ambientes de aprendizagem são:

- não requer uma modelagem explícita do domínio;
- sua implementação é reduzida a identificar as características significantes que descrevem um caso;
- grandes volumes de informação podem ser gerenciados;
- a atualização do conhecimento pode ser feita automaticamente, na medida que as experiências são utilizadas, assim o sistema pode crescer e incrementar sua robustez e eficiência;

- as justificativas são sempre consistentes com as soluções por serem as próprias experiências, representando mais um aspecto de proximidade ao comportamento humano do paradigma;
- não é necessário que o sistema entenda o processo RBC de forma com que os usuários sejam os executores do ciclo, com o auxílio de uma ferramenta computacional adequada.

RBC deve ser aplicado quando:

- Especialistas falam sobre o seu domínio dando exemplos;
- Experiência tem o mesmo valor que conhecimento em livros;
- Problemas não são completamente entendidos (modelos ruins, pouca disponibilidade de conhecimento do domínio);
- Existem muitas exceções para as regras;
- Consideração de conhecimento incompleto;
- Conhecimento idêntico a situação atual não existe.

A utilização dessa técnica fica limitada apenas ao acesso às bases de dados completas, corretas e confiáveis que contenham entre as informações armazenadas, a descrição completa de problemas e das soluções que foram aplicadas em algum momento, pois esta é a matéria prima inicial e básica para a construção de sistemas baseados em casos.

3 Aplicação em Controle

3.1 Introdução

Um alto-forno siderúrgico é equipamento industrial utilizado para produzir ferro gusa a partir de óxido de ferro, coque e fluxo de calor. A principal fonte de calor deste processo é o calor sensível vindo do ar pré-aquecido nos regeneradores, conhecido como ar de ventilação. Para garantir a eficiência de operação do alto-forno, a vazão e a temperatura do ar de ventilação devem ser mantidas. Infelizmente, esse objetivo não é fácil de ser atingido, pois o processo que envolve os regeneradores possui características de atraso de tempo, variante no tempo e não linearidade.

Estratégias de controle tradicionais tal como PID não obtém sucesso no controle de combustão do regenerador, porque não existe modelo matemático preciso que descreve as características deste processo, apesar de se encontrar alguns modelos na literatura [Muske, 1998]. Entretanto alguns grupos de pesquisas têm proposto estratégias de controles avançadas como solução para resolver o problema de combustão do regenerador, tais como controle fuzzy [Zhuwu, 2002] e sistema especialista para controle [Zhaojun, 2002]. Mas a natureza destes controles inteligentes é baseada em regras, cujo obstáculo é obter o conhecimento do especialista, que é a base para a viabilidade destas estratégias de controle.

Uma nova estratégia de controle proposta [Jinsheng, 2006], que utiliza RBC (Raciocínio Baseado em Casos) como máquina de raciocínio para obter decisões de controle, mostrou-se eficiente e de fácil implementação para este tipo de problema de controle. Assim construiu-se um simulador do processo de controle de combustão dos regeneradores, no qual rede fuzzy foi utilizada para modelar o

processo, que foi testado com três controladores diferentes: um controlador clássico PID, um controlador fuzzy ONFC [Gouvea, 2005] e o controlador baseado em casos CTRBC [Jinsheng, 2006].

3.2 Controladores

3.2.1 Controlador PID

A equação de um controlador PID clássico é dada pela Equação 3.1 [Astrom, 1995], na qual K é a constante proporcional, T_i o tempo integrativo e T_d o tempo derivativo. Estes parâmetros podem ser projetados por métodos de sintonia, mas para isso é necessário um modelo matemático preciso da planta. Para a discretização da Equação 3.1 pode-se utilizar a aproximação de Tustin [Chen, 1999], também conhecida como transformação bilinear, que é equivalente a uma integração numérica, conhecida como método dos trapézios.

$$u(t) = K(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt}) \quad 3.1$$

3.2.2 Controlador ONFC

O On-line Neurofuzzy Controller (ONFC) é um controlador inteligente (adaptativo), que tem como base o neurônio nebuloso NFN (Neo Fuzzy Neuron) [Yamakawa, 1992] e [Jang, 1997]. O processo de aprendizado do NFN consiste no ajuste dos seus parâmetros livres, sendo mantidos fixos os parâmetros das funções de pertinência de cada entrada. Considerando funções de pertinências complementares, os valores das funções de pertinência são diferentes de zero para, no máximo, duas funções vizinhas. Isto equivale a dizer que, para cada valor da variável de entrada e_i , ativa no máximo duas regras. Como as funções de pertinência são complementares, a soma de duas funções sucessivas é sempre igual a unidade. Portanto, tem-se a expressão dada pela Equação 3.2. O ajuste

dos pesos desta estrutura tem como base o método do gradiente, sendo este processo representado pela Equação 3.3, no qual α é o passo deste algoritmo, determinante para sua convergência.

$$f_i(e_i) = u_1(e_i)w_1 + u_2(e_i)w_2 \quad 3.2$$

$$w_i^k = w_i^{k+1} + \alpha e u_i \quad i = 1, 2 \quad 3.3$$

Uma importante característica apresentada por este controlador é a simplicidade de sua estrutura, composta apenas por uma entrada e uma saída, associadas por duas regras nebulosas. Nesta estrutura neuro-fuzzy, duas funções de pertinência estão ativas em todo o processo de controle, desde que a entrada da mesma (o erro no caso) não ultrapasse o limite mínimo e máximo definidos para o domínio desta. Fora destes limites, apenas uma função permanece ativa, isto é, terá um valor não nulo. Em relação às correções dos pesos do controlador, é importante destacar que a cada interação os valores de w_1 e w_2 são reajustados, com o objetivo de minimizar o erro do sistema de controle.

3.2.3 Controlador RBC

O Raciocínio Baseado em Casos (RBC) é uma poderosa metodologia, cujo potencial pode ser verificado em diferentes aplicações industriais [Aamodt, 1996] e [Bergmann, 1999], que compara o problema presente com um anterior e aplica uma solução do passado ao problema presente. Em outras palavras, pode-se reutilizar a técnica de resolução de problemas que foi usada no passado e aplicá-la a um problema presente. Um ciclo típico do RBC é mostrado na Figura 2.

Um Controlador em Tempo Real Baseado em Casos (CTRBC) é definido como um controle em tempo real que emprega a metodologia de raciocínio

baseado em casos para tomar decisões de controle. A arquitetura é muito similar a de um controlador especialista. A principal diferença entre eles está no método de raciocínio. Decisões de controle no CTRBC são tomadas com base no RBC e decisões de controle de sistemas especialistas são baseadas em raciocínio baseado em regras. Uma arquitetura típica de um sistema de controle usando CTRBC é ilustrada na Figura 3.

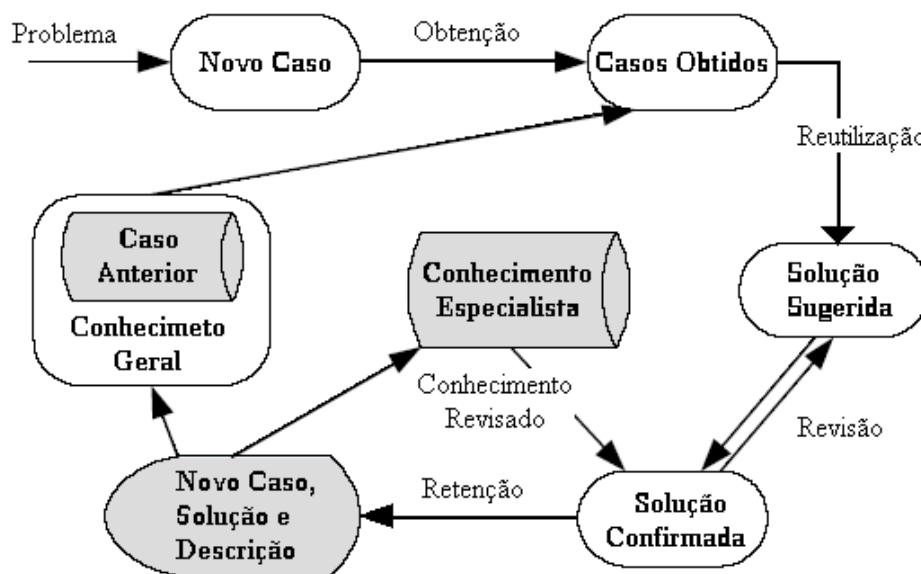


Figura 2 - Ciclo do RBC.

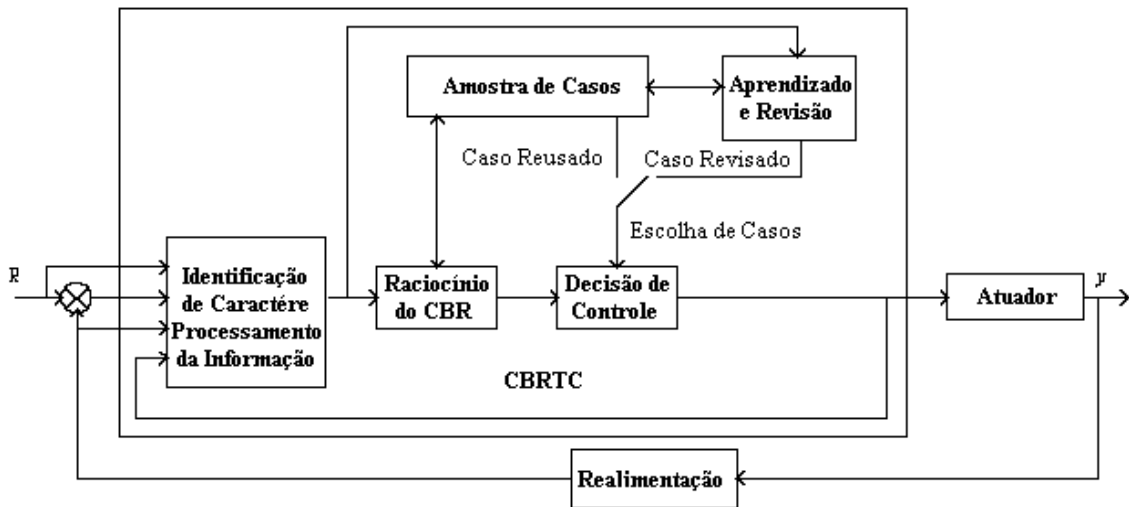


Figura 3 - Arquitetura de um sistema de controle com CTRBC.

O conjunto de características obtidas após a identificação de caractere e processamento da informação baseados na medida dos parâmetros do processo é chamada de nova consulta (ou descrição do problema). Esta nova consulta é então submetida ao algoritmo do RBC, que é a parte básica do CTRBC.

A decisão de controle feita pelo CTRBC tem dois resultados possíveis:

- se o algoritmo do RBC encontra um caso armazenado similar a nova consulta do caso amostrado, então a descrição da solução correspondente do caso similar, isto é, a decisão de controle em outras palavras, é reutilizada, resultando na descrição do efeito e na saída do atuador;
- se o algoritmo do RBC não encontra caso similar na base de casos, as funções de aprendizado de revisão serão executadas. Elas geralmente fazem uma tentativa de solução a este novo problema, que corresponde a menor unidade de ajuste do atuador.

Após a atuação desta tentativa de decisão de controle, o ajuste do resultado será medido e avaliado, logo uma nova amostra de caso com todos os três elementos básicos, <problema, solução, efeito>, serão formados e adicionados a amostra de base de casos.

3.3 O Processo de Combustão dos Regeneradores

A fabricação do ferro gusa em um alto-forno requer uma grande vazão de ar pré-aquecido a altas temperaturas (por volta de 1000 °C). Um conjunto de 3 a 4 regeneradores operam ciclicamente no processo.

Um regenerador possui um formato cilíndrico, altura elevada e interiormente é revestido de tijolos refratários, com a capacidade de acumular calor e depois liberá-lo. A geometria e as propriedades dos tijolos variam conforme as secções por altura, pois a seção mais alta opera a uma temperatura maior que a seção mais baixa.

O processo do regenerador é dividido em dois ciclos, combustão e ventilação. Durante a primeira parte do ciclo de trabalho, combustão, os tijolos refratários são aquecidos através da queima do gás misto (GM), composto de gás de alto-forno (GAF) enriquecido com gás de coqueria (GCO), juntamente com ar de combustão. Os gases provenientes da queima saem para a chaminé. A Figura 4(a) ilustra este processo. Quando a temperatura do domo estabilizar em torno de 1330 °C e a temperatura da chaminé atingir o valor de 300 °C tem-se o término do processo de combustão e inicia-se a segunda parte do processo, etapa de ventilação. Nesta etapa o ar comprimido circula no regenerador em sentido contrário, ver Figura 4(b), e uma válvula controla a temperatura do ar quente soprado através da vazão do ar soprado. Este alimenta o alto-forno durante todo o tempo de operação de ventilação. Em um determinado momento o próximo regenerador é posto em operação de ventilação e um novo ciclo é repetido,

aproximadamente a cada 180 minutos. Tipicamente o ciclo de combustão de um regenerador de tamanho pequeno ou médio, dura 115 minutos e a ventilação dura 55 minutos. A transição entre as operações, chamada de Equalização, requer alguns minutos, necessários para a troca de válvulas e pressurização do regenerador.

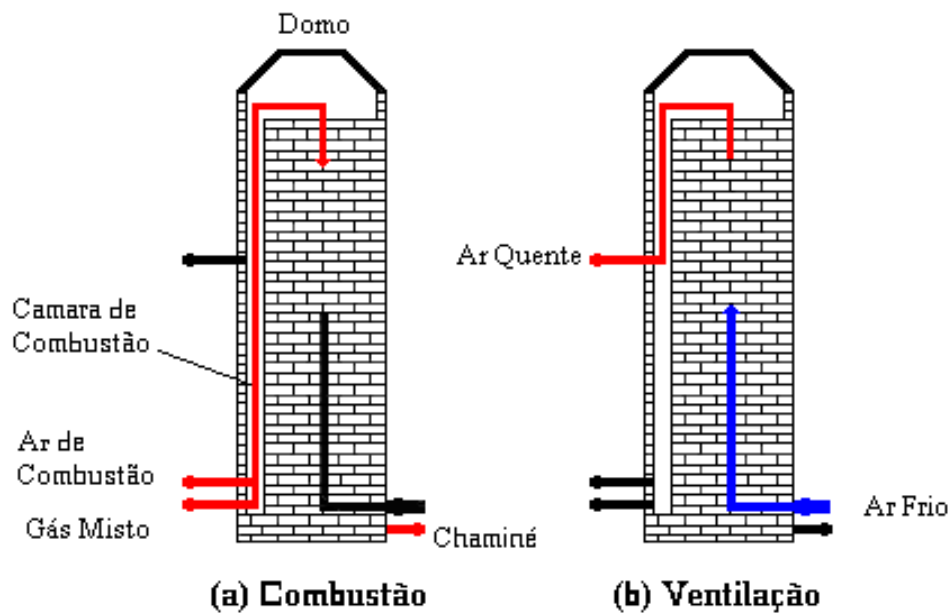


Figura 4 - Duas fases de trabalho dos regeneradores.

Este trabalho é baseado em dados do alto-forno #1 da Gerdau Açominas, localizado na cidade de Ouro-Branco MG. Este alto-forno opera num sistema com três regeneradores, no qual dois regeneradores operam em ciclo de combustão e o outro opera em ciclo de ventilação num dado instante de tempo.

Pelo fato do nível de calor de um regenerador não poder ser diretamente e simplesmente medido, o controle automático utiliza indiretamente dois parâmetros como variáveis controladas, que são a temperatura do domo e temperatura da chaminé. As variáveis manipuladas são as vazões de ar de combustão e de gás

de alto-forno. Uma proporção adequada destas variáveis deve ser mantida para garantir a combustão completa do gás de alto-forno que maximizará a energia gerada durante a combustão. A fase de combustão pode ser dividida em dois estágios: o aquecimento rápido e o armazenamento de calor. Conseqüentemente o objetivo de controle é dividido e dois estágios diferentes, conforme esclarecido abaixo:

- i. Durante o estágio de aquecimento rápido, a temperatura do domo é elevada ao seu valor de estado estacionário tão rápido como possível, sem se importar com a mudança da temperatura da chaminé.
- ii. Durante a fase de armazenagem de calor, mantendo a temperatura do domo em torno do seu valor de estado-estacionário, e mantendo uma taxa ar/gás para minimizar o gasto de energia, a temperatura da chaminé é elevada até alcançar o limite superior desejado no final da combustão.

3.4 Metodologia de Modelagem e Simulação

3.4.1 Modelagem

Para o modelo fuzzy do processo de combustão dos regeneradores, inicialmente pensou-se em construir um modelo, cuja representação por diagrama de blocos pode ser visualizada na Figura 5(a). Este modelo é composto de quatro sub-modelos, conforme descrito abaixo:

- i. modelo da vazão de gás misto (**VGM**): as entradas deste modelo são a abertura da válvula de gás misto (**avgm**, em %), a pressão da gás de alto-forno (**pgaf**, Kg/m²) e a saída é a vazão de gás misto (**vgm**, em Nm³/H);
- ii. modelo da vazão de ar de combustão (**VAC**): a entrada deste modelo é

- a abertura da válvula de ar de combustão (**avac**, em %) e a saída é a vazão de ar de combustão (**vac**, em Nm³/H);
- iii. modelo da temperatura do domo (**TD**): as entradas deste modelo são as saídas dos modelos 1 e 2, ou seja, as vazões de gás misto e vazão de ar de combustão, e a saída é a temperatura do domo (**td**, em °C);
 - iv. modelo da temperatura da chaminé (**TC**): as entradas deste modelo são as saídas dos modelos 1 e 2, ou seja, as vazões de gás misto e de ar de combustão, e a saída é a temperatura da chaminé (**tc**, em °C);

Ao se tentar aproximar uma rede Neo Fuzzy Neuron (NFN) [Yamakawa, 1992] para os sub-modelos mostrado na Figura 5(a), com o método do gradiente para a minimização do erro quadrático médio durante o treinamento, não se obteve modelos satisfatórios, em termos do erro de validação. Na tentativa de melhorar este modelo, fez-se uma análise de correlação entre as variáveis de entrada e saída e uma análise de auto-correlação para as variáveis de saída, para identificar novas entradas, atrasadas no tempo, as quais possibilitariam um menor erro de validação. A intensidade das correlações obtidas para atrasos muito pequenos foram próximas. Decidiu-se assim, considerar o atraso de uma unidade de tempo para todos os sub-modelos, cujo modelo de diagrama de blocos correspondente está exemplificado na Figura 5(b), no qual realimentações das saídas foram inseridas.

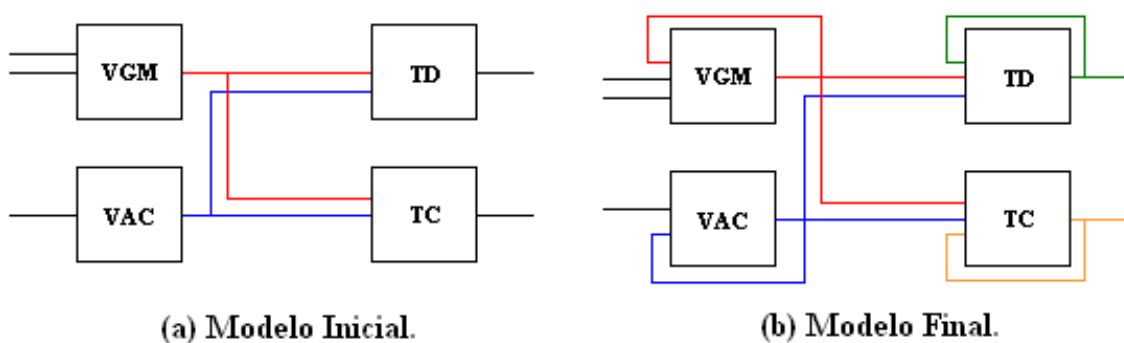


Figura 5 - Diagrama de blocos do modelo de combustão.

As correspondentes equações discretas destes sub-modelos são as Equações 3.4, 3.5, 3.6 e 3.7, nas quais f representa a o somatório do produto do peso pelo valor da pertinência para cada partição da referida entrada para o modelo de rede do NFN.

$$Td[k] = f(Td[k - 1]) + f(vgm[k]) + f(vgm[k - 1]) + f(vac[k]) + f(vac[k - 1]) \quad 3.4$$

$$Tc[k] = f(Tc[k - 1]) + f(vgm[k]) + f(vgm[k - 1]) + f(vac[k]) + f(vac[k - 1]) \quad 3.5$$

$$vgm[k] = f(vgm[k - 1]) + f(avgm[k]) + f(avgm[k - 1]) + f(pgaf[k]) + f(pgaf[k - 1]) \quad 3.6$$

$$vac[k] = f(vac[k - 1]) + f(avac[k]) + f(avac[k - 1]) \quad 3.7$$

Os modelos de rede NFN obtidos, fazendo consideração do atraso de tempo para as entradas, com seis partições por entrada e com 100 épocas de treinamento para o método do gradiente visando a minimização do erro quadrático médio, foram melhores que os obtidos anteriormente, mas ainda deixando a desejar em termos do erro de validação. Na tentativa de obterem-se modelos mais precisos, o treinamento da rede NFN com seis partições foi feito pelo método dos mínimos quadrados. Os erros percentuais médios obtidos na validação foram bem inferiores aos obtidos no método do gradiente.

Como o tempo gasto no treinamento utilizando o método dos mínimos quadrados é bem inferior ao tempo gasto com o método do gradiente, resolveu-se

investigar o uso de mais atrasos no tempo para as entradas e saídas. Para isto, variou-se o número de atrasos utilizados e verificou-se o respectivo erro percentual de validação, chegando à conclusão que na maioria dos casos o erro aumentava e apenas em alguns casos o erro diminuía de valores insignificantes, que não justificavam a complexidade do modelo utilizado (número de atrasos por variável). Desta forma prevaleceu o modelo de rede NFN com seis partições, atraso de tempo de uma unidade e o método dos mínimos quadrados no treinamento.

3.4.2 Simulação PID

Para a simulação do controle da combustão em malha fechada para um PID, no qual as variáveis manipuladas são **pgaf**, **avac** e **avgm** e as variáveis controladas são **tc** e **td**, conforme definido no modelo da Figura 5(b), simplificou-se o sistema MIMO (Multiple Input Multiple Output), para um sistema SISO (Single Input Single Output), no qual a variável manipulada e a variável controlada são **avgm** e **td**, respectivamente. Nesta simplificação, as entradas **pgaf** e **avac** são calculadas em função da **avgm**, para manter a proporção necessária para a queima completa na combustão. Assim os parâmetros do PID foram calculados pela tentativa e erro, de forma que o tempo de subida do sistema em malha fechada fosse o mais rápido possível e não houvesse sobressinal. Os parâmetros do controlador sintonizado foram: $K = 0,35$ $T_i = 40$ $T_d = 10$. A taxa de amostragem adotada foi a mesma taxa de amostragem dos dados utilizados na construção do modelo fuzzy, ou seja, 10 segundos.

3.4.1 Simulação ONFC

A simulação do controle da combustão para o ONFC seguiu a mesma metodologia da simulação feita com o controlador PID. O passo de aprendizado α

para o ajuste dos pesos do controlador foi definido como 0,3.

3.4.2 Simulação CTRBC

Como explicado anteriormente, o controle de combustão dos regeneradores pode ser dividido em dois problemas de controle: controle da temperatura do domo e controle da temperatura da chaminé. Durante o estagio de aquecimento rápido, uma taxa de incremento definida é o alvo do controle. Durante a fase de armazenamento de energia, um valor estável da temperatura do domo e uma taxa de incremento definida da temperatura da chaminé devem ser garantidos ao mesmo tempo. Conseqüentemente o CTRBC deve ser construído para alcançar estas três diferentes tarefas de controle. As variáveis manipuladas do CTRBC são **avgm** e **avac**. A seguir descreve-se mais detalhadamente o CTRBC que executa estas tarefas de controle.

Um CTRBC deve fazer a busca, o reuso e a revisão tão rápido quanto possível por causa do requerimento em tempo real. Conseqüentemente alguns cálculos mais complicados são incompatíveis com este tipo de aplicação. Entretanto o simples algoritmo da vizinhança, conforme já citado, é utilizado para fazer a busca e a equiparação dos casos similares pela distancia euclidiana ponderada. A idéia essencial deste algoritmo, por exemplo, utilizado para o reconhecimento de padrões, é definir uma distancia espacial entre o caso de busca para ser equiparado com a base de casos, sendo a distancia utilizada como medida do grau de similaridade.

Finalmente a representação do caso do CTRBC para o controle do processo de combustão é determinado e descrito na Tabela 1.

Um ciclo da operação on-line do CTRBC pode ser explicada como se segue:

- i. A cada tempo de amostragem, meça ou calcule cada variável do

processo listada na Tabela 1, e coloque-as num vetor da seguinte forma: $(t, T_d, \Delta T_d, T_c, \Delta T_c, P_{gaf}, V_{gaf}, V_{ac}, R_{gaf-ac}, A_{gaf}, A_{ac})$.

- ii. Compare a temperatura do domo corrente com valor do set-point, se a diferença é maior que um limite ϵ , então o CTRBC será ativado.
- iii. Pegue as variáveis correntes do processo como uma nova consulta e submeta-a ao algoritmo de raciocínio para procurar uma resposta.
- iv. O CTRBC irá checar nas suas memórias, ou seja, a base de casos, para ver se existe um caso similar.
- v. Se um caso similar é encontrado, então pegue a solução de descrição deste caso como resposta a consulta submetida: (A_{gaf}, A_{ac})

Se um caso similar não é encontrado, o CTRBC dará uma resposta, que será a mínima variação possível nas variáveis manipuladas (2% no caso), como resposta de tentativa de ajuste, cujo efeito será avaliado posteriormente.

Tabela 1 - Representação do Caso.

Nome	Símbolo
Tempo de Combustão	t
Temperatura do Domo	T_d
Variação da Temperatura do Domo	ΔT_d
Temperatura da Chaminé	T_c
Variação da Temperatura da Chaminé	ΔT_c
Pressão do Gás de Alto-Forno	P_{gaf}
Vazão de Gás de Alto-Forno	V_{gaf}
Vazão de Ar de Combustão	V_{ac}
Razão Gás de Alto-Forno / Ar de Combustão	R_{gaf-ac}
Abertura da Válvula de Gás de Alto-Forno	A_{gaf}
Abertura da Válvula de Ar de Combustão	A_{ac}

3.4.5 Resultados

Nas Figuras 6, 7, 8, 9 e 10, podem-se visualizar os resultados das simulações realizadas comparados com dados reais do processo, das variáveis envolvidas no processo de combustão de um regenerador: temperatura do domo, temperatura da chaminé, vazão de gás misto, vazão de ar de combustão e pressão do gás de alto-forno.

As curvas em azul, verde escuro, vermelho e verde claro correspondem à simulação do controlador PID, ONFC, CTRBC e curva real, respectivamente. Em alguns casos a curva do PID (azul) corresponde exatamente a curva do ONFC (verde escuro). A duração do ciclo de cada simulação foi de 321, 321, 392 e 416 amostras. Cada amostra corresponde a 10 segundos.

A vazão do gás de coqueria, que corresponde a aproximadamente a 7% do volume de gás misto foi de $5,46\text{Km}^3$, $5,46\text{Km}^3$, $5,69\text{Km}^3$ e $6,31\text{Km}^3$, respectivamente, para o PID, ONFC, CTRBC e Real. A economia deste gás no processo de combustão de um regenerador é um bom indicativo da eficiência da ação de controle.

É importante ressaltar que nas simulações realizadas, uma vez estabilizado o controle da temperatura do domo, o processo manteve-se estável até o final da simulação, pois perturbações, que são muito comuns no processo de combustão de regeneradores, como por exemplo, a entrada ou saída de um regenerador de combustão (já que sempre dois estão em combustão ao mesmo tempo), não foram incluídas nas simulações realizadas.

Comparando as simulações com os dados do processo, percebe-se que, a que mais se aproximou deste, foi a curva do controlador CTRBC. As simulações realizadas com os controladores PID e ONFC se mostraram as mais eficientes, fato este creditado a simplificação feita no sistema de controle (de MIMO para

SISO), que não traduz fielmente a realidade do processo.

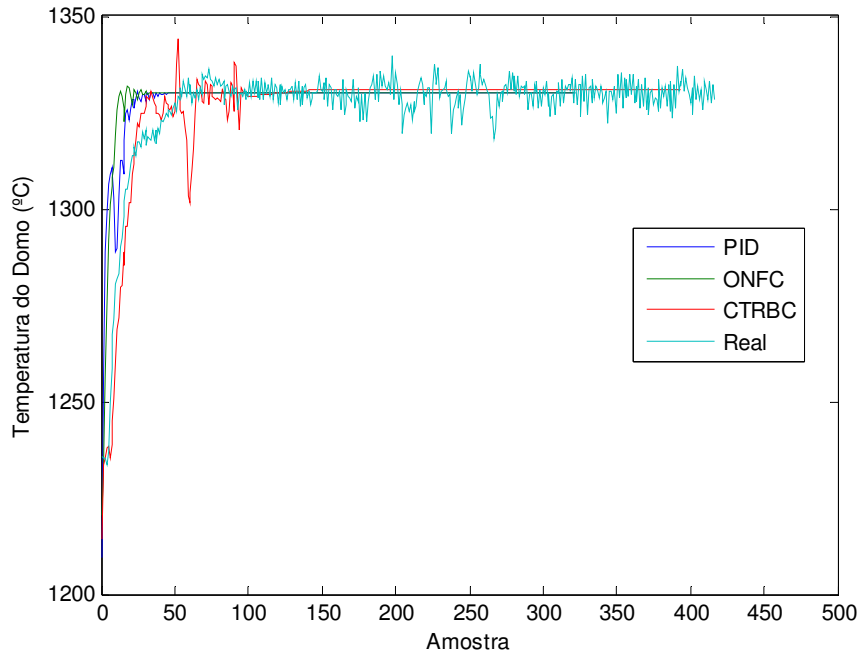


Figura 6 - Temperatura do Domo.

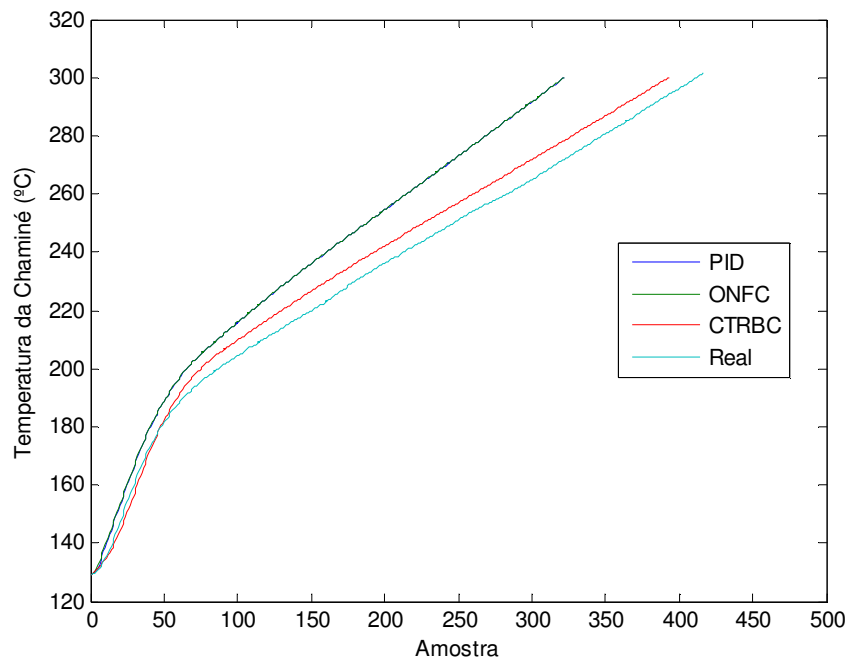


Figura 7 - Temperatura da Chaminé.

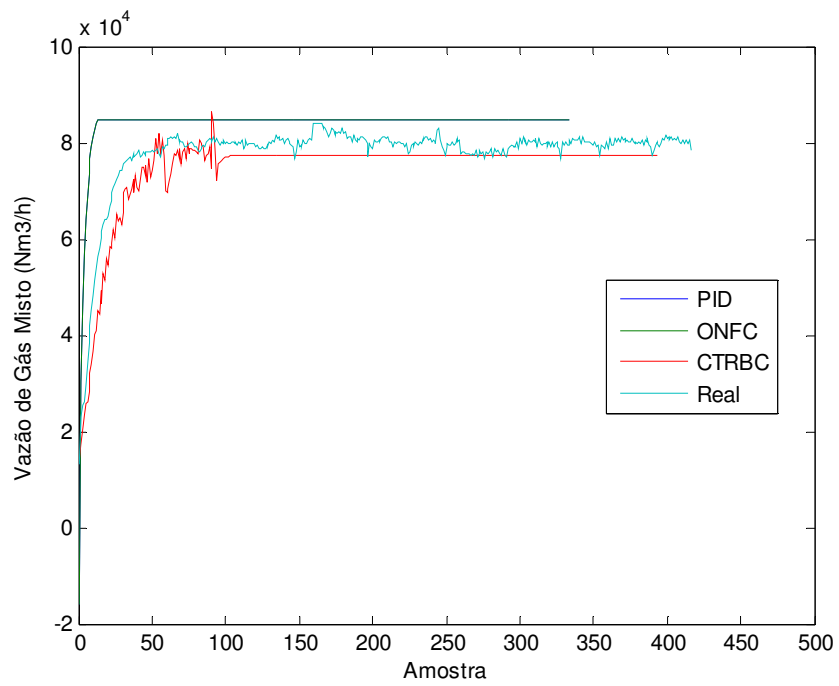


Figura 8 - Vazão de Gás Misto.

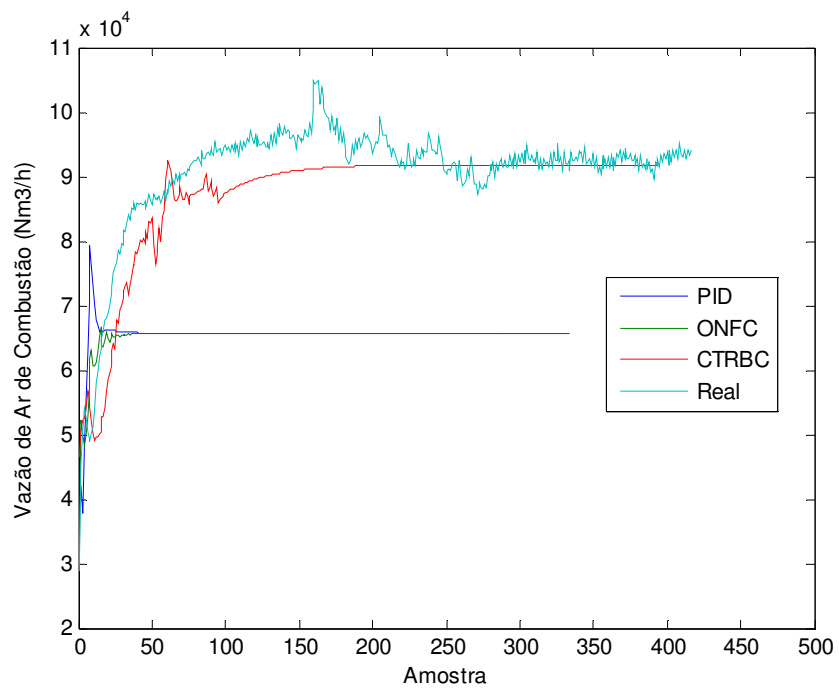


Figura 9 - Vazão do Ar de Combustão.

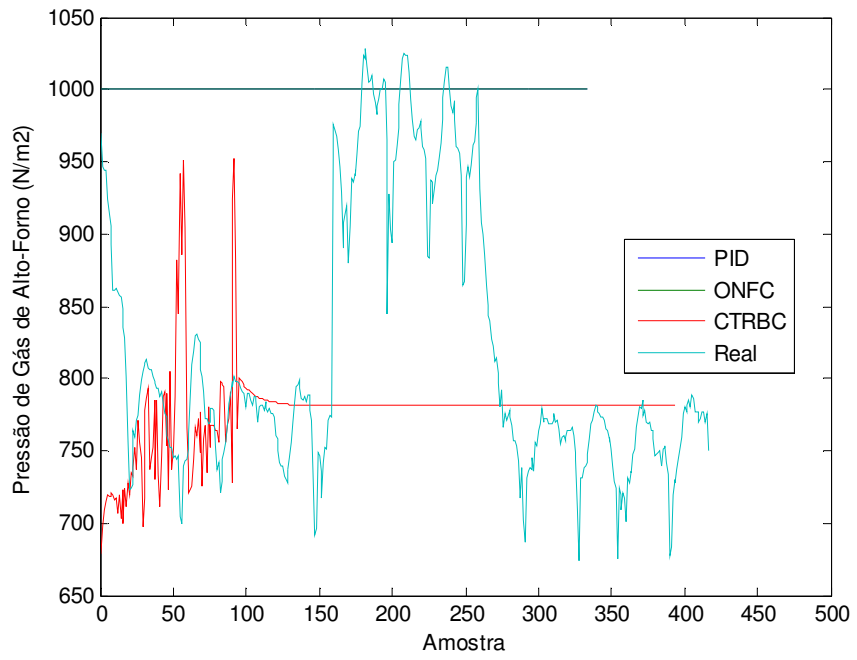


Figura 10 - Pressão do Gás de Alto-Forno.

4 Aplicação em Detecção e Diagnóstico de Falhas em Sistema Dinâmico

4.1 Introdução

Caminhas e Hermano (1997) desenvolveram um modelo de um sistema dinâmico de acionamento elétrico de uma máquina de corrente contínua (C.C.), que considera os efeitos das falhas, obtendo uma poderosa ferramenta de projeto e teste de sistemas de detecção e diagnóstico de falha. Este modelo é não linear de terceira ordem. Além do modelo contínuo foi desenvolvido um modelo discreto. A seguir descrevem-se estes modelos e alguns resultados de simulações de falhas que foram modeladas.

O propósito deste trabalho é utilizar este modelo de falhas para testar um sistema de diagnóstico e detecção de falhas utilizando como máquina de raciocínio o RBC.

4.2 Modelo do Sistema de Acionamento C.C.

O sistema de acionamento C.C. é composto por duas fontes de alimentação, conversores estáticos controlados, uma máquina de corrente contínua e uma carga mecânica, Figura 11. O diagrama de blocos do sistema completo, incluindo o controle, é mostrado na Figura 12. O controlador de velocidade, tipo proporcional integral, fornece o valor da corrente de armadura de referência. O controle da corrente da armadura é feito através da variação da tensão de alimentação. Esta tensão é função do ângulo de disparo do conversor, fornecido pelo controlador de corrente. A malha de campo, além de proporcionar o controle da corrente, permite que o sistema de acionamento opere à velocidade

acima da nominal com potência constante, via enfraquecimento de campo.

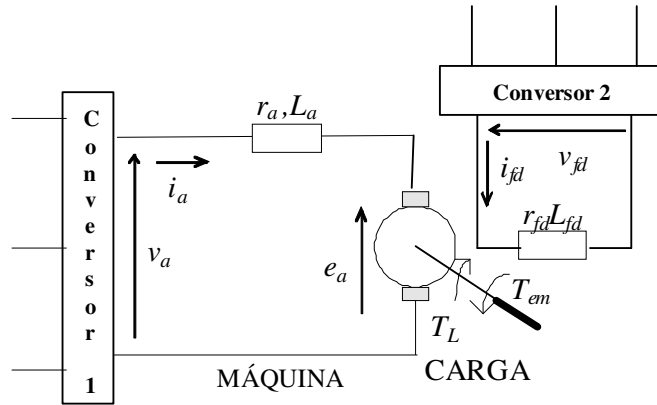


Figura 11 - Representação do sistema de acionamento C.C.

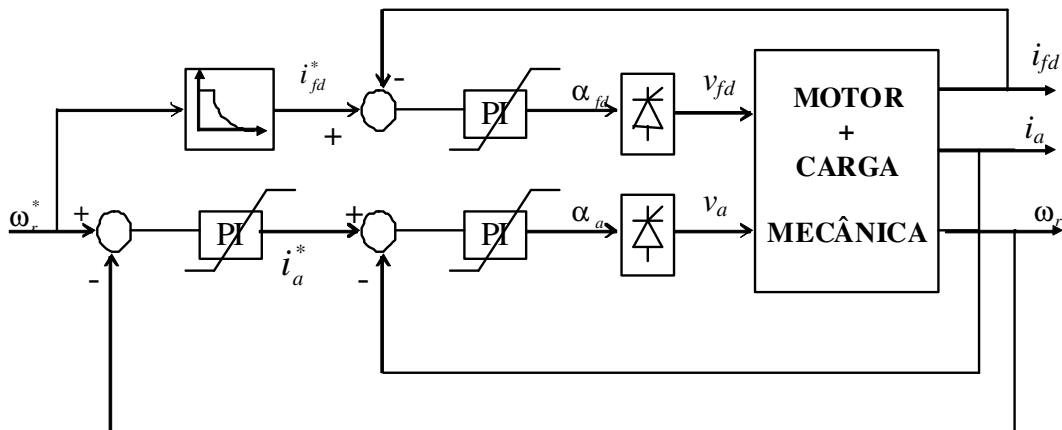


Figura 12 - Diagrama de blocos do sistema de acionamento C.C.

onde

- v_a : tensão de alimentação do circuito da armadura;
- v_{fd} : tensão de alimentação do circuito de campo;
- i_a : corrente do circuito de armadura;
- i_{fd} : corrente do circuito de campo;
- ω_r : velocidade mecânica de rotação em rad/s;

- α_{fd} : ângulo de disparo do conversor do circuito de campo;
 α_a : ângulo de disparo do conversor do circuito de armadura;

4.3 Modelo da Máquina de C.C.

A máquina de corrente contínua possui o campo (excitação) independente da armadura, como mostrado na Figura 11. Considerando as correntes i_a e i_{fd} e a velocidade ω_r como variáveis de estado, o modelo dinâmico para a máquina funcionando como motor é representado por:

$$\begin{cases} \frac{di_a}{dt} = \frac{1}{L_a} (v_a - r_a \cdot i_a - e_a) \\ \frac{di_{fd}}{dt} = \frac{1}{L_{fd}} (v_{fd} - r_{fd} \cdot i_{fd}) \\ \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{1}{J_m} (T_{em} - B_m \cdot \omega_r - T_L) \end{cases} \quad 4.1$$

Sendo

$$\begin{cases} e_a = L_{afd} \cdot i_{fd} \cdot \omega_r \\ T_{em} = L_{afd} \cdot i_{fd} \cdot i_a \end{cases} \quad 4.2$$

Onde

- r_a : resistência do circuito da armadura;
 r_{fd} : resistência do circuito de campo;
 L_a : indutância do circuito da armadura;

- L_{fd} : indutância do circuito de campo;
- L_{afd} : indutância mútua armadura/campo;
- e_a : força-contraeletromotriz da armadura;
- T_{em} : conjugado eletromagnético;
- T_L : conjugado mecânico exigido pela carga;
- B_m : coeficiente de atrito viscoso;
- J_m : momento de inércia do sistema motor/carga.

Considerando que i_a , i_{fd} e ω_r são as variáveis medidas, colocando na forma de equação de estado, tem-se o modelo contínuo para a máquina de corrente contínua, representado por:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{r_a}{L_a} & -\frac{L_{afd}}{L_a}x_3 & 0 \\ 0 & -\frac{r_{fd}}{L_{fd}} & 0 \\ \frac{L_{afd}}{J_m}x_2 & 0 & -\frac{B_m}{J_m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_{fd}} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_a \\ v_{fd} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} [T_L]$$

4.3

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}, \text{ onde } \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_a \\ i_{fd} \\ \omega_r \end{bmatrix}$$

Nota-se que se trata de um sistema dinâmico não linear, resultante do produto de variáveis de estado. Um modelo discreto para o sistema acima é representado pela Equação 4.4.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2(k) & 0 \\ 0 & a_3 & 0 \\ a_4(k) & 0 & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_a(k) \\ v_{fd}(k) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ d_1 \end{bmatrix} \cdot [T_L(k)]$$

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix}$$

4.4

onde

$$\left\{ \begin{array}{l} a_1 = a_1(r_a, L_a) = e^{-\frac{r_a}{L_a} \cdot h} \quad a_3 = a_3(r_{fd}, L_{fd}) = e^{-\frac{r_{fd}}{L_{fd}} \cdot h} \\ a_5 = a_5(B_m, J_m) = e^{-\frac{B_m}{J_m} \cdot h} \quad a_4(k) = a_4(B_m, J_m, x_2(k)) = L_{afd} \frac{(1-a_5)}{B_m} \cdot x_2(k) \\ b_1 = b_1(r_a, L_a) = \frac{1-a_1}{r_a} \\ a_2(k) = a_2(r_a, L_a, r_{fd}, L_{fd}, x_3(k)) = \\ = \frac{1}{r_{fd} \cdot L_a - r_a \cdot L_{fd}} [L_{afd} \cdot L_{fd} \cdot (a_3 - a_1) \cdot x_3(k) + (r_a \cdot L_{fd} \cdot a_1 - r_{fd} \cdot L_a \cdot a_3)] \\ b_2 = b_2(r_{fd}, L_{fd}) = \frac{1-a_3}{r_{fd}} \quad d_1 = d_1(B_m, J_m) = -\frac{1-a_5}{B_m} \end{array} \right.$$

4.5

4.4 Modelagem das Falhas para o Sistema de Acionamento C.C.

Do ponto de vista de classificação de falhas, o sistema de acionamento C.C. pode ser dividido em três grandes grupos: atuadores (conversores da armadura e do campo); planta ou processo (máquina e carga mecânica) e sensores (medidores de corrente e velocidade).

4.4.1 Falhas em Atuadores

O número de falhas que podem ocorrer nos conversores estáticos é muito grande, como, por exemplo, queima de componentes nos circuitos de potência e comando. Mas, do ponto de vista da máquina, as duas falhas mais graves são curto-circuito e desconexão do conversor. Estas falhas podem ser modeladas pelas chaves ideais CH_{aa} , CH_{afd} , CH_{cca} e CH_{ccfd} , Figura 13.

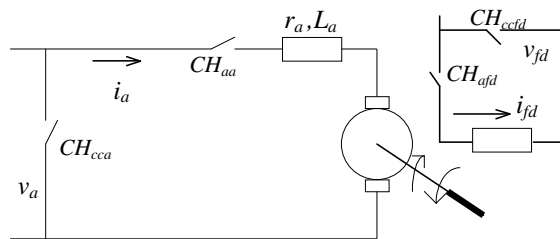


Figura 13 - Representação do sistema de acionamento C.C. para falhas nos atuadores.

Associando os parâmetros:

$k_{aa} \in \{0,1\}$ $\{ 0 \}$ indica a desconexão do conversor da armadura;

$k_{afd} \in \{0,1\}$ $\{ 0 \}$ indica a desconexão do conversor do campo;

$k_{cca} \in \{0,1\}$ $\{ 1 \}$ indica curto-circuito do conversor da armadura;

$k_{ccfd} \in \{0,1\}$ $\{ 1 \}$ indica curto-circuito do conversor do campo;

aos estados das chaves, tal que:

$k_i=0$ se CH_i estiver aberta e

$k_i=1$ se CH_i estiver fechada, $i= aa, afd, cca$ e $ccfd$.

Considerando que uma falta de alimentação é caracterizada por uma

corrente e um curto-circuito, por uma tensão nula, tem-se o modelo para falhas no circuito de alimentação da máquina dado pela Equação 4.6.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{aa}.a_1 & k_{aa}.a_2(k) & 0 \\ 0 & k_{afd}.a_3 & 0 \\ a_4(k) & 0 & a_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} k_{aa}.\bar{k}_{cca}.v_a(k) \\ k_{afd}.\bar{k}_{cfd}.v_{fd}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ d_1 \end{bmatrix} \cdot [T_L(k)]$$

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} \quad \text{onde } \bar{k}_i = 1 - k_i$$

4.6

4.4.2 Falhas em Componentes da Planta

As falhas no conjunto máquina/carga consideradas são: curto-circuito entre espiras na bobina da armadura; curto-circuito entre espiras na bobina do campo; falha no sistema de ventilação e falha de lubrificação. As duas primeiras podem ser modeladas por variações nas resistências e indutâncias da armadura e do campo. Estas variações são modeladas pelos parâmetros:

$k_{ca}^{r_a} \in [0,1]$ indica a variação na resistência ra quando ocorre curto-circuito na bobina da armadura;

$k_{ca}^{L_a} \in [0,1]$ indica a variação na indutância La quando ocorre curto-circuito na bobina da armadura;

$k_{cfd}^{r_{fd}} \in [0,1]$ indica a variação na resistência rfd quando ocorre curto-circuito na bobina do campo;

$k_{cfd}^{L_{fd}} \in [0,1]$ indica a variação na indutância Lfd quando ocorre curto-circuito na bobina do campo.

A falha no sistema de ventilação se traduz em variações das resistências da armadura e do campo, provocadas pela elevação de temperatura da máquina. Já uma má lubrificação dos mancais, falha de lubrificação, pode ser modelada por uma variação do coeficiente de atrito.

Os parâmetros que representam estas duas falhas são:

$k_{fv}^{r_a}$ indica a variação na resistência r_a quando ocorre falha no sistema de ventilação;

$k_{fv}^{r_{fd}}$ indica a variação na resistência r_{fd} quando ocorre falha no sistema de ventilação;

k_{fl} indica a variação no coeficiente de atrito, B_m , quando ocorre falha de lubrificação dos mancais.

O modelo que incorpora somente as falhas em componentes da planta é composto pelas Equações de 4.4 a 4.7 onde, no cálculo dos coeficientes da Equação 4.5 a_1 , $a_2(k)$, a_3 , $a_4(k)$, b_1 , b_2 e d_1 , os parâmetros nominais são substituídos pela Equação 4.7.

$$\begin{cases} r_a^f = k_{ca}^{r_a} \cdot k_{fv}^{r_a} \cdot r_a \\ L_a^f = k_{ca}^{L_a} \cdot L_a \\ r_{fd}^f = k_{cfd}^{r_{fd}} \cdot k_{fv}^{r_{fd}} \cdot r_{fd} \\ L_{fd}^f = k_{cfd}^{L_{fd}} \cdot L_{fd} \\ B_m^f = k_{fl} \cdot B_m \end{cases} \quad 4.7$$

4.4.3 Falhas de Instrumentação

Aqui são consideradas falhas bruscas (desligamentos) dos sensores de corrente (armadura e campo) e de velocidade, modeladas pelos parâmetros:

$$\begin{aligned} k_{i_a}^f \in \{0,1\} & \quad \{ 1 \} \text{ indica falha no sensor da corrente da armadura;} \\ k_{i_{fd}}^f \in \{0,1\} & \quad \{ 1 \} \text{ indica falha no sensor da corrente do campo;} \\ k_{\omega_r}^f \in \{0,1\} & \quad \{ 1 \} \text{ indica falha no sensor de velocidade da máquina.} \end{aligned}$$

Com relação ao modelo das falhas nos sensores, este difere do modelo representado pelas Equações 4.4 a 4.7 somente com relação à equação de saída, que passa a ser calculada por:

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{k}_{i_a}^f & 0 & 0 \\ 0 & \bar{k}_{i_{fd}}^f & 0 \\ 0 & 0 & \bar{k}_{\omega_r}^f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} \quad \text{onde } \bar{k}_i = 1 - k_i \quad 4.8$$

4.4.4 Modelo Geral das Falhas no Sistema de Acionamento C.C.

Considerando os dois tipos de falhas abordados anteriormente, tem-se o modelo completo dado pelas Equações 4.5 a 4.8. O circuito representativo deste modelo é mostrado na Figura 14.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{aa} \cdot a_1^f & k_{aa} \cdot a_2^f(k) & 0 \\ 0 & k_{af} \cdot a_3^f & 0 \\ a_4^f(k) & 0 & a_5^f \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1^f & 0 \\ 0 & b_2^f \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} k_{aa} \cdot \bar{k}_{cca} \cdot v_a(k) \\ k_{af} \cdot \bar{k}_{ccfd} \cdot v_{fd}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ d_1^f \end{bmatrix} \cdot [T_L(k)]$$

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{k}_{i_a}^f & 0 & 0 \\ 0 & \bar{k}_{i_{fd}}^f & 0 \\ 0 & 0 & \bar{k}_{w_r}^f \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} \quad \text{onde } \bar{k}_i = 1 - k_i$$

4.9

sendo que os coeficientes indexados pelo sobrescrito “f” são calculados substituindo os parâmetros nominais da máquina pela Equação 4.9.

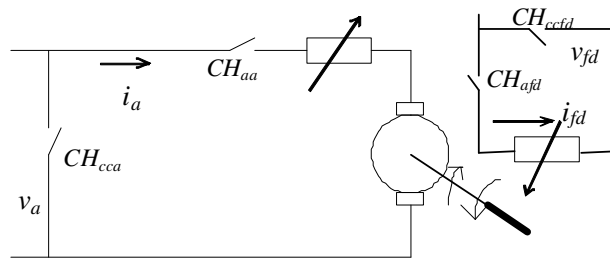


Figura 14 - Representação do sistema de acionamento C.C. para os diversos tipos de falhas.

Tabela 2 - Resumo das falhas no sistema de acionamento C.C.

Tipo de Falha	Variáveis Afetadas	Parâmetros Indicadores da Falha	Definição dos Parâmetros
abertura da bobina da armadura	$i_a=0$	k_{aa}	$\{0, 1\}$
abertura da bobina de campo	$i_{fd}=0$	k_{af}	$\{0, 1\}$
curto-circuito do conversor da armadura	$v_a=0$	k_{cFa}	$\{0, 1\}$
curto-circuito do conversor do campo	$v_{fd}=0$	k_{cFd}	$\{0, 1\}$
curto-circuito entre espiras da bobina de armadura	r_a e L_a	$k_{ca}^{r_a}$ e $k_{ca}^{L_a}$	$[0, 1]$

curto-circuito entre espiras da bobina de campo	r_{fd} e L_{fd}	$k_{cf}^{r_{fd}}$ e $k_{cf}^{L_{fd}}$	$[0, 1]$
falha no sistema de ventilação	r_a e r_{fd}	$k_{fv}^{r_a}$ e $k_{fv}^{r_{fd}}$	$[1, \infty)$
falha de lubrificação dos mancais	B_m	k_{fl}	$[0, \infty)$
falha no sensor de corrente da armadura	i_a	$k_{i_a}^f$	
falha no sensor de corrente da fonte	i_{fd}	$k_{i_{fd}}^f$	$\{0, 1\}$
falha no sensor de velocidade	ω_r	$k_{\omega_r}^f$	$\{0, 1\}$

4.4.5 Simulação do Sistema de Acionamento C.C. em Malha

Aberta

As Figuras 15, 16 e 17 mostram as curvas da corrente de armadura, da corrente de campo e velocidade de rotação para a partida da máquina em malha aberta. Os parâmetros do motor utilizados na simulação podem ser visualizados na Tabela 1. O tempo total de simulação é de 3s, no instante de tempo igual a 1s ocorre o acoplamento de carga e no instante de tempo igual a 1,5s ocorre a simulação de 7 tipos de falhas diferentes, conforme explicitado na Tabela 4.

Tabela 3 - Parâmetros do motor C.C.

Parâmetro	Valor
r_a	4,6 e-3
r_{fd}	12,1875
L_a	2,38e-4
L_{fd}	8,750
L_{afd}	0,23
J_m	2580
V_a	750
V_{fd}	750

i_a	17098
i_{fd}	61,5
B_m	127
T_L	250000

Tabela 4 - Número da falha e sua descrição.

Número da Falha	Descrição da Falha
1	Abertura do circuito da armadura
2	Curto-circuito na alimentação da armadura
3	Abertura do circuito de campo
4	Curto-circuito na alimentação do campo
5	Falha no sensor de corrente de armadura
6	Falha no sensor de corrente de campo
7	Falha no sensor de velocidade

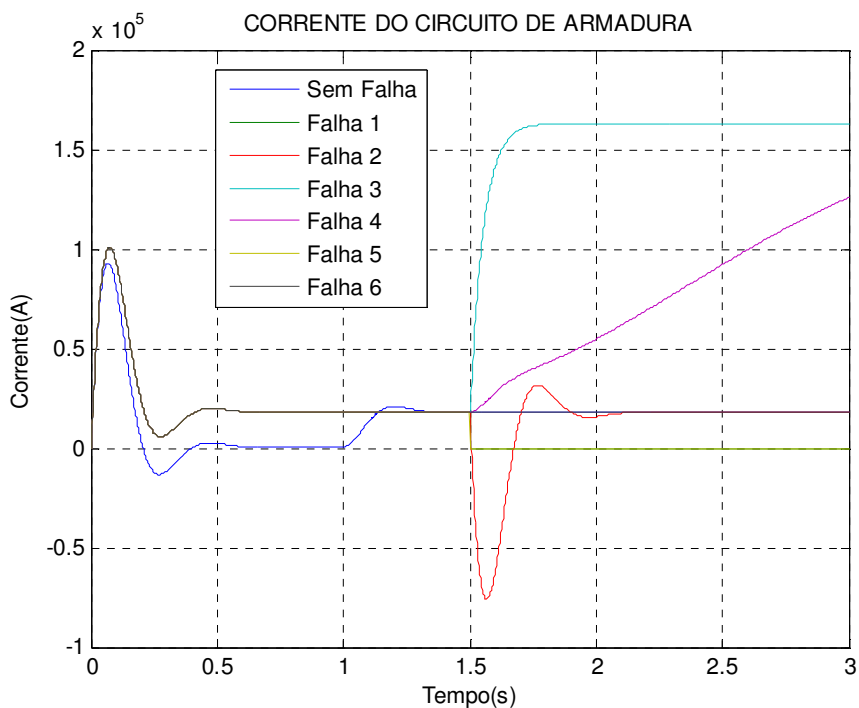


Figura 15 - Corrente do circuito de armadura para as falhas simuladas.

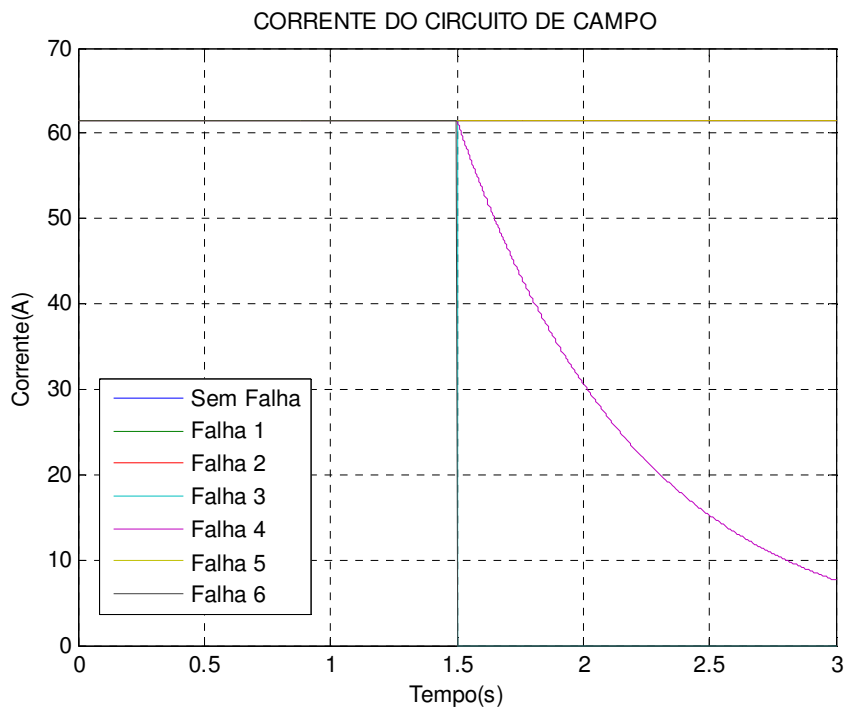


Figura 16 - Corrente do circuito de campo para as falhas simuladas.

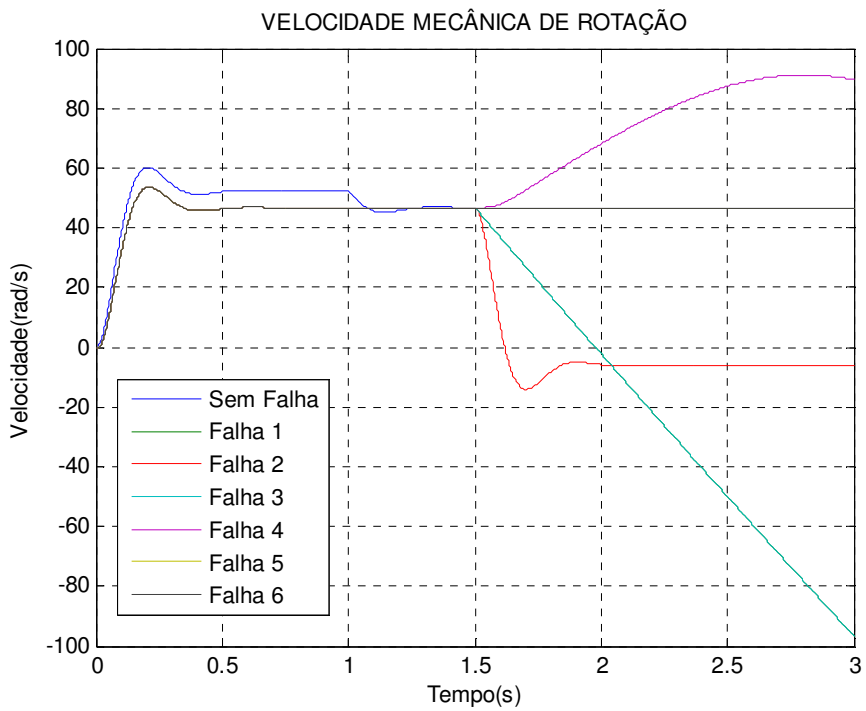


Figura 17 - Velocidade mecânica de rotação para as falhas simuladas.

4.4.6 Detecção e Diagnóstico de Falha com RBC

Foi criado um sistema de RBC com duas bases de casos distintas, um para a detecção e outra para o diagnóstico de falhas. A representação de casos para ambas as bases é a mesma. As variáveis que representam o caso do sistema RBC de detecção de diagnóstico de falhas (DDF) podem ser visualizadas na Tabela 5.

Para as simulações do sistema RBC de DDF, manteve-se os mesmos parâmetros das simulações anteriores, ou seja, o tempo total de simulação é de 3s, no instante de tempo igual a 1s ocorre o acoplamento de carga e no instante de tempo igual a 1,5s ocorre a simulação da falha. Seguindo esta metodologia, simulou-se a operação do motor CC em operação normal e nos sete modos de falha apresentados na Tabela 4. Em cada simulação as entradas V_a e V_{fd} em seus valores nominais, e variou-se o valor da carga acoplada em 0%, 50% e 100% do valor nominal. Desta forma foram feitas 24 simulações de operação do motor de C.C. com o propósito de gerar dados para se formar a base de casos. Cada simulação gerou 4500 amostras de casos, assim, se todas as amostras de casos geradas fossem consideradas, a base seria formada por 108 mil casos (13,5 mil na base de operação normal e 94,5 mil na base de falha), o que tornaria o sistema extremamente lento na busca de similaridade (algoritmo da vizinhança).

Para resolver o problema da dimensão da base de casos, dividiu-se o sistema em duas bases, uma formada pelos casos de operação normal e outra pelos casos de falhas, mas mesmo assim as bases estavam grandes, com várias ocorrências de casos com alta similaridade (valores das variáveis muito próximos). Assim filtraram-se as bases de casos retirando estes casos, utilizando um limiar específico. Um caso era comparado com todos os outros casos da base, se a diferença pontual (módulo da diferença dos valores das variáveis que formam ambos os casos) fosse menor que esse limiar, o caso era eliminado. Desta forma, conseguiu-se reduzir o tamanho da base de casos de operação normal para 1707

casos (redução de 87,35%) e a base de casos de falhas para 10322 casos (redução de 90,44%).

Tabela 5 - Representação do Caso.

Nome	Símbolo
Tensão de alimentação do circuito da armadura	V_a
Tensão de alimentação do circuito de campo	V_{fd}
Corrente do circuito de armadura	i_a
Corrente do circuito de campo	i_{fd}
Velocidade mecânica de rotação	ω_r
Conjugado mecânico exigido pela carga	T_L
Número da falha simulada	nf

Com a representação do caso e a base de casos definidos para o RBC do motor de C.C., um ciclo da metodologia de detecção e diagnóstico de falha pode ser explicado como se segue:

- i. A cada tempo de amostragem, meça ou calcule cada variável do processo listada na Tabela 5, e coloque-as num vetor da seguinte forma: $(V_a, V_{fd}, i_a, i_{fd}, \omega_r, T_L, nf)$;
- ii. O sistema de RBC irá checar na base de casos de operação normal, para ver se existe um caso similar (detectar a falha), se existir é porque não é um caso de falha;
- iii. Se não existir um caso similar na base de casos de operação normal, então o sistema de RBC irá checar na base de casos de falha, se encontrar um caso similar, retorna o numero da falha contido no caso, ou seja, o valor de nf;
- iv. Se não existir um caso similar na base de falha, então é um caso novo (de operação normal ou uma falha), nesta situação cabe um

especialista do domínio do problema, avaliar a inclusão deste novo caso na base de dados de operação normal ou de falha.

4.4.7 Resultados

Seguindo a metodologia definida, foram realizadas simulações de falha e sua detecção e diagnóstico para o motor de C.C. para operação normal e os sete tipos de falha indicados na Tabela 4. As Figuras de 18 a 41 mostram o resultados de cada simulação.

Para a simulação no modo normal de operação, conforme as Figuras 18, 19 e 20, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os três casos de carga acoplada.

Para a simulação da Falha 1, abertura do circuito de armadura, conforme as Figuras 21, 22 e 23, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os três casos de carga acoplada, tanto na detecção quanto no diagnóstico.

Para a simulação da Falha 2, curto-circuito na alimentação da armadura, conforme as Figuras 24, 25 e 26, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os casos de carga acoplada igual a 50% e 100% do valor nominal, mas para o caso do motor sem carga, houve alguns erros na detecção de falha, indicando operação normal.

Para a simulação da Falha 3, abertura do circuito de campo, conforme as Figuras 27, 28 e 29, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para o caso do motor sem carga acoplada, mas para o caso de carga igual a 50% e 100% do valor nominal, apesar da correta detecção falha, o diagnóstico foi errado, indicando a falha 6 ao invés da falha 3.

Para a simulação da Falha 4, curto-circuito na alimentação de campo, conforme as Figuras 30, 31 e 32, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os três casos de carga acoplada.

Para a simulação da Falha 5, sensor de corrente de armadura, conforme as Figuras 33, 34 e 35, o sistema RBC de DDF, para o caso do motor sem carga acoplada, a detecção da falha foi correta, mas o diagnóstico foi errado, indicando falha 1 ao invés da falha 5. No caso da carga igual a 50% do valor nominal, apesar da correta detecção falha, no início (1,5s de simulação) o diagnóstico foi errado, indicando a falha 1 ao invés da falha 5, mas depois de 1,7s de simulação o diagnóstico foi correto. Finalmente, no caso da carga igual a 100% do valor nominal, a detecção e o diagnóstico da falha foram corretos, exceto no instante de tempo igual a 1,6s, cujo diagnóstico foi errado, pois indicou falha 1 ao invés da falha 5.

Para a simulação da Falha 6, sensor de corrente de campo, conforme as Figuras 36, 37 e 38, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os três casos de carga acoplada, tanto na detecção quanto no diagnóstico.

Para a simulação da Falha 7, sensor de velocidade, conforme as Figuras 39, 40 e 41, o sistema RBC de DDF foi 100% eficaz para os três casos de carga acoplada, tanto na detecção quanto no diagnóstico.

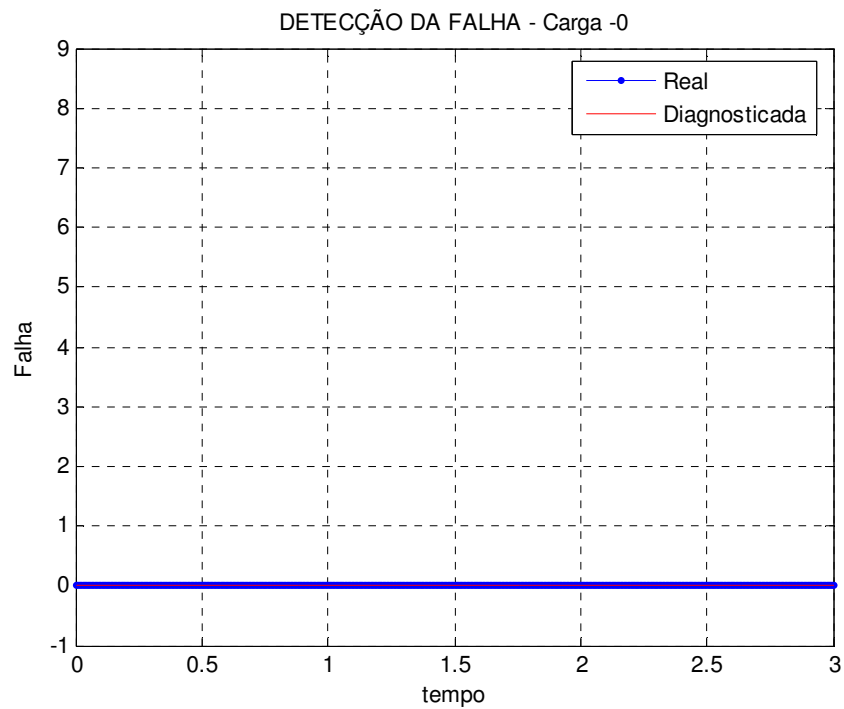


Figura 18 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 0 % nominal.

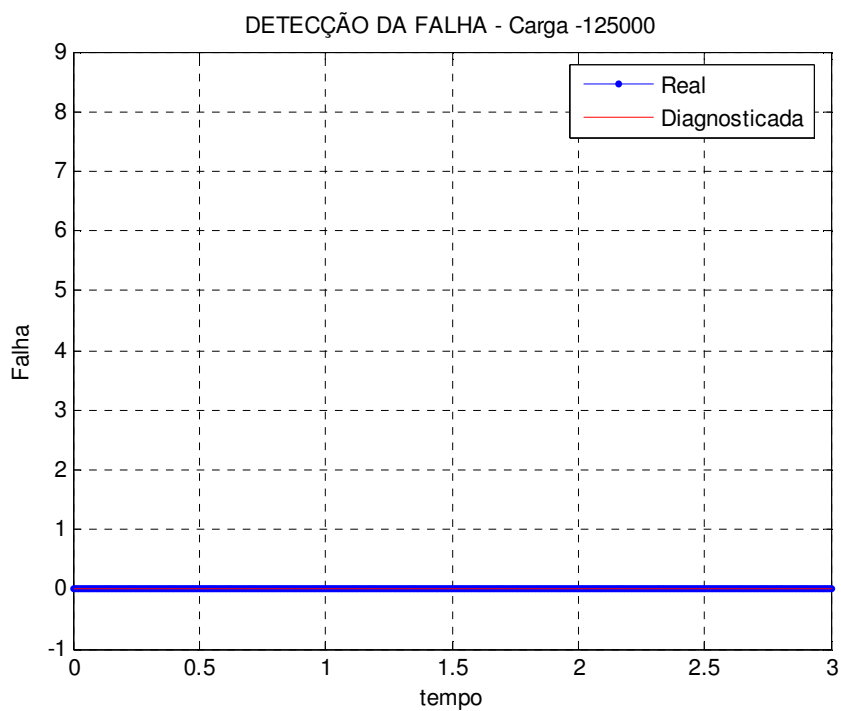


Figura 19 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 50% da nominal.

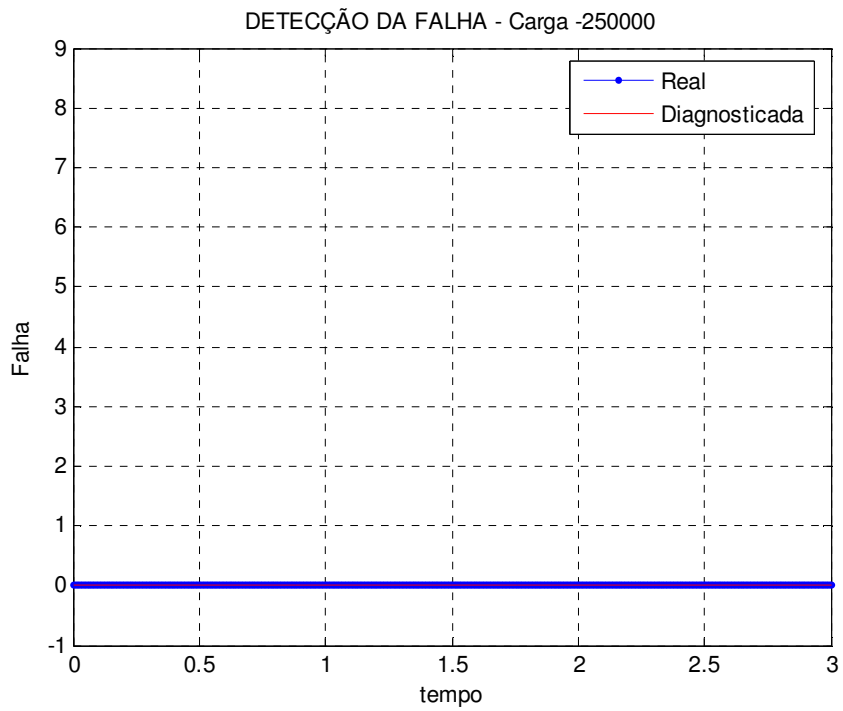


Figura 20 - Simulação do DDF: motor sem falhas e carga acoplada igual a 100% da nominal.

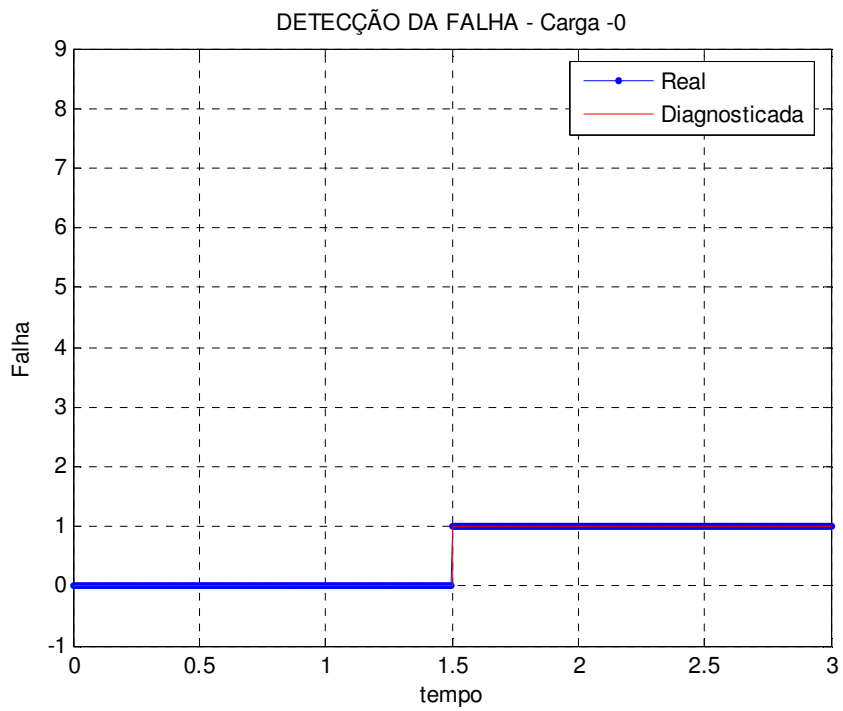


Figura 21 - Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

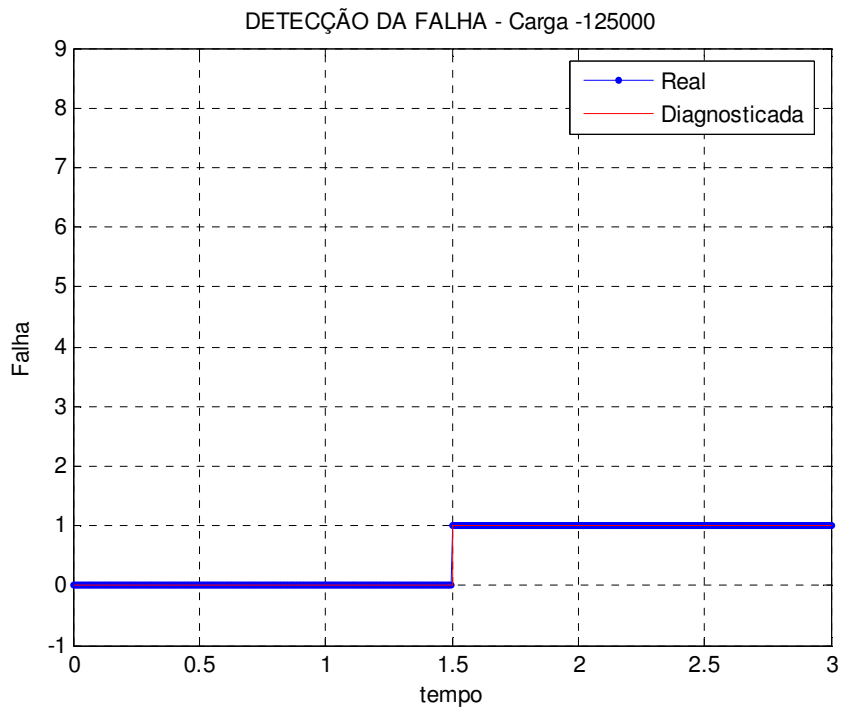


Figura 22.-.Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

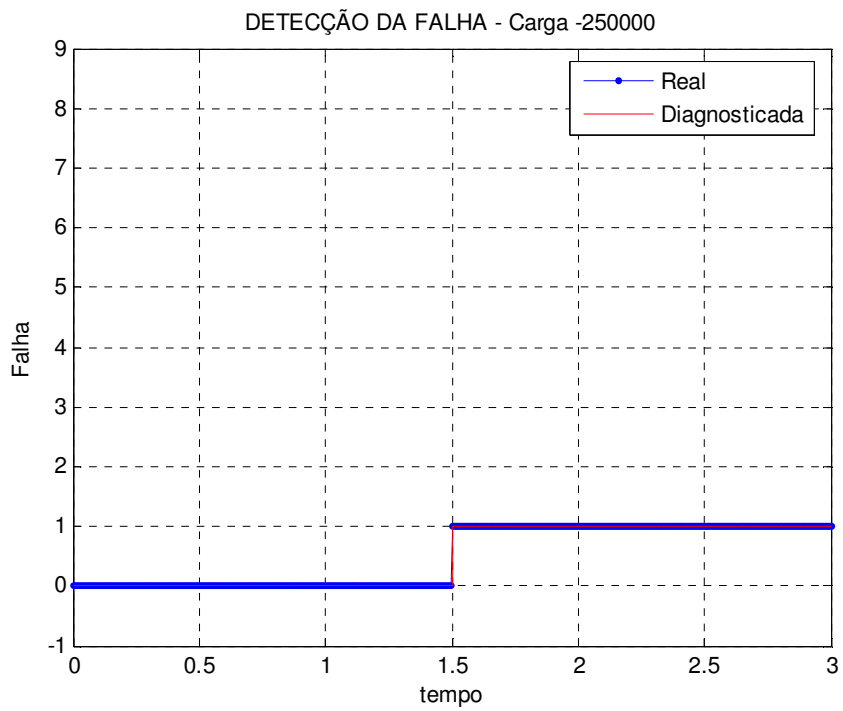


Figura 23 - Simulação do DDF: falha 1 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

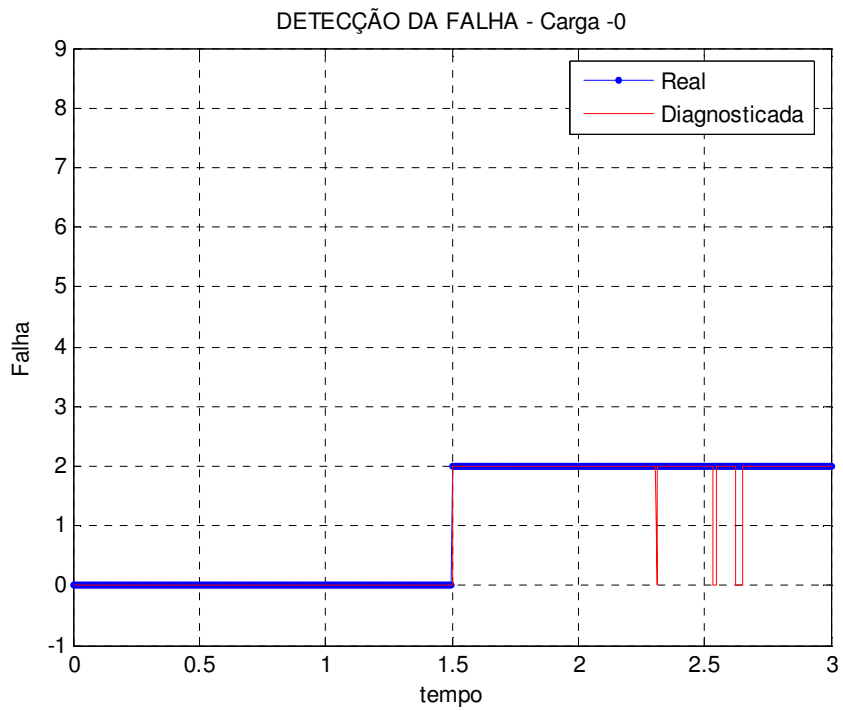


Figura 24.-.Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

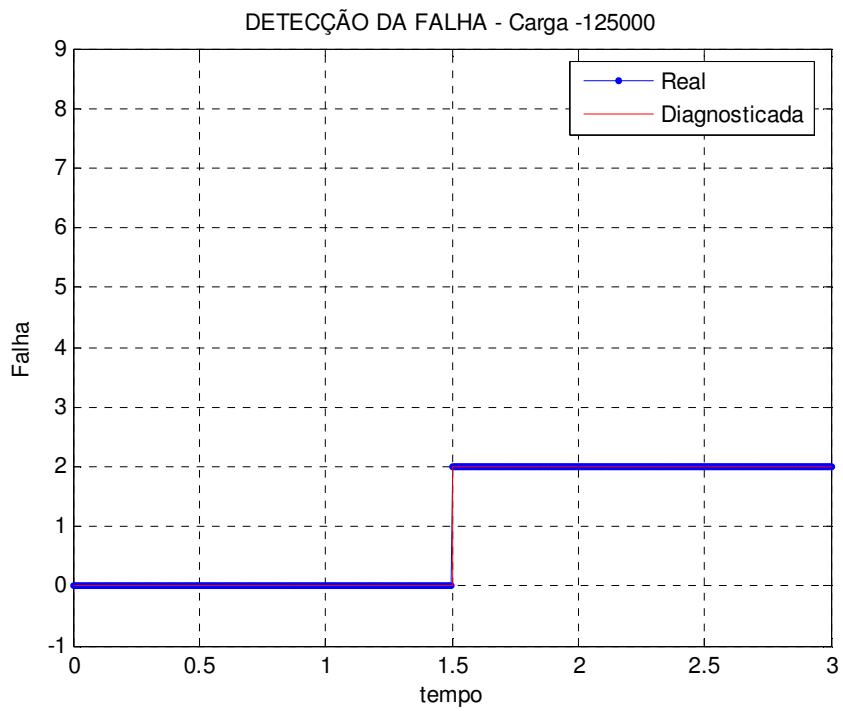


Figura 25 - Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

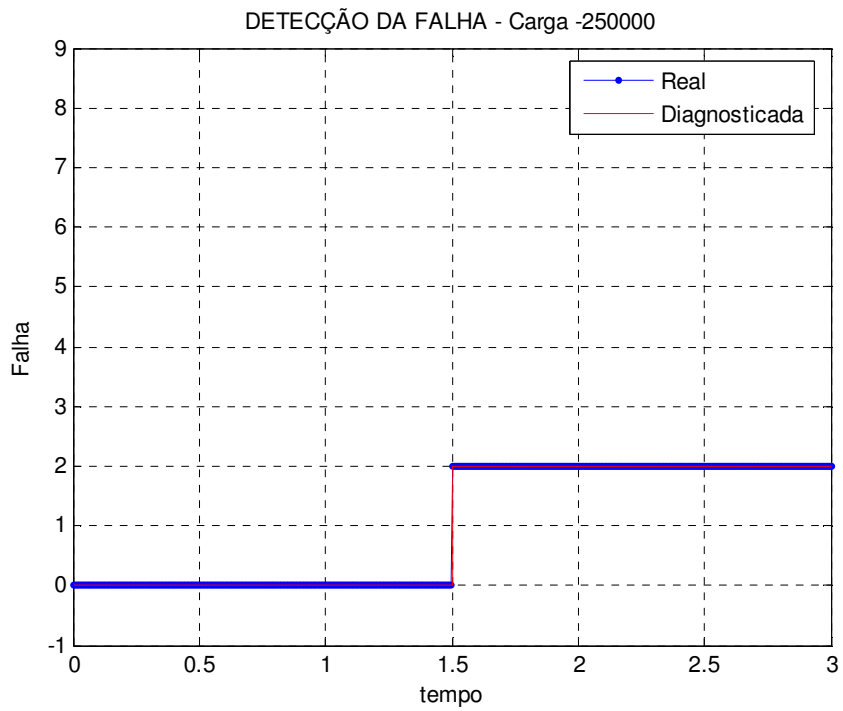


Figura 26 - Simulação do DDF: falha 2 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

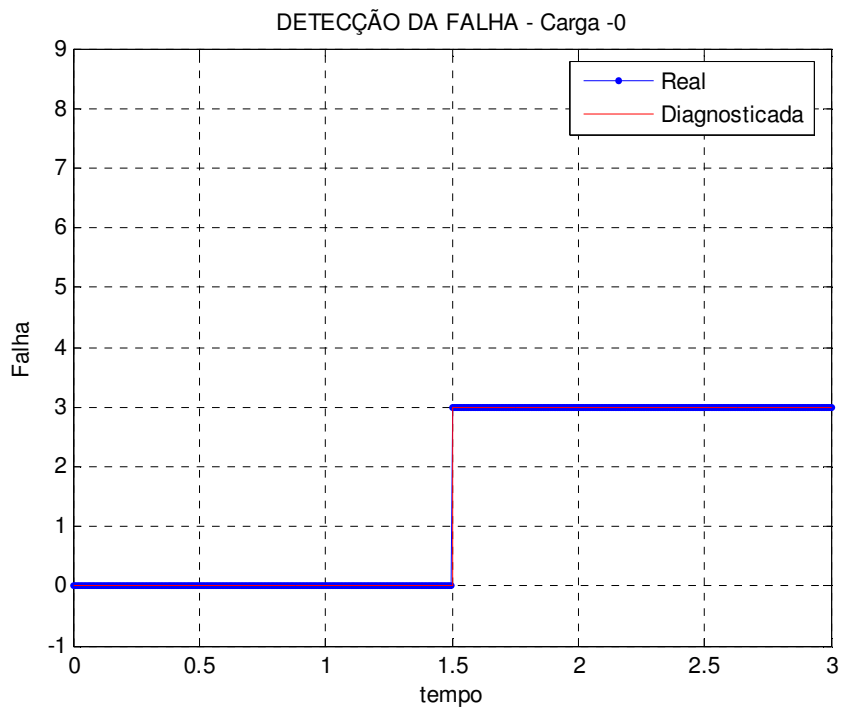


Figura 27 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

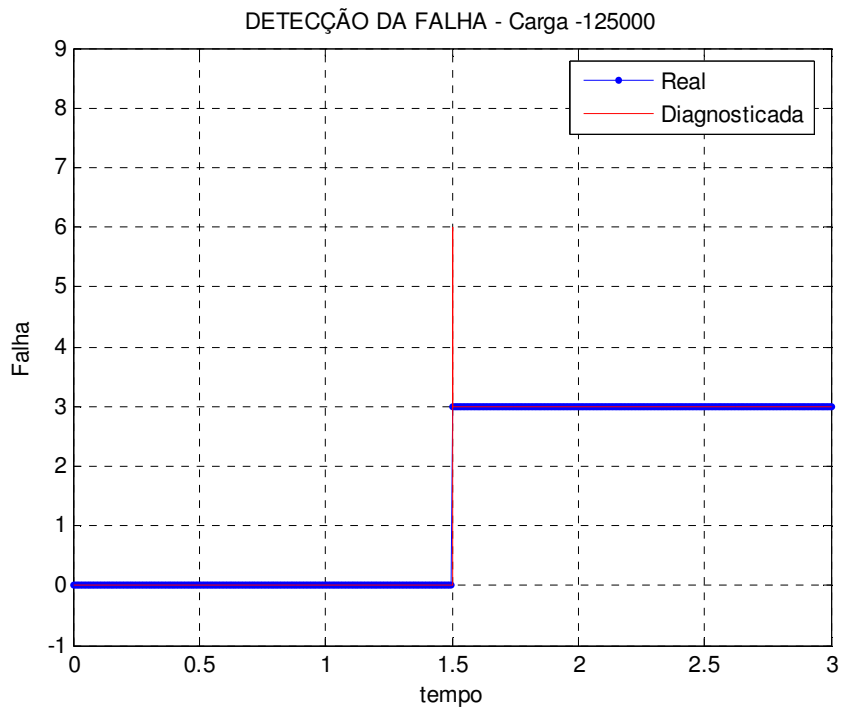


Figura 28 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

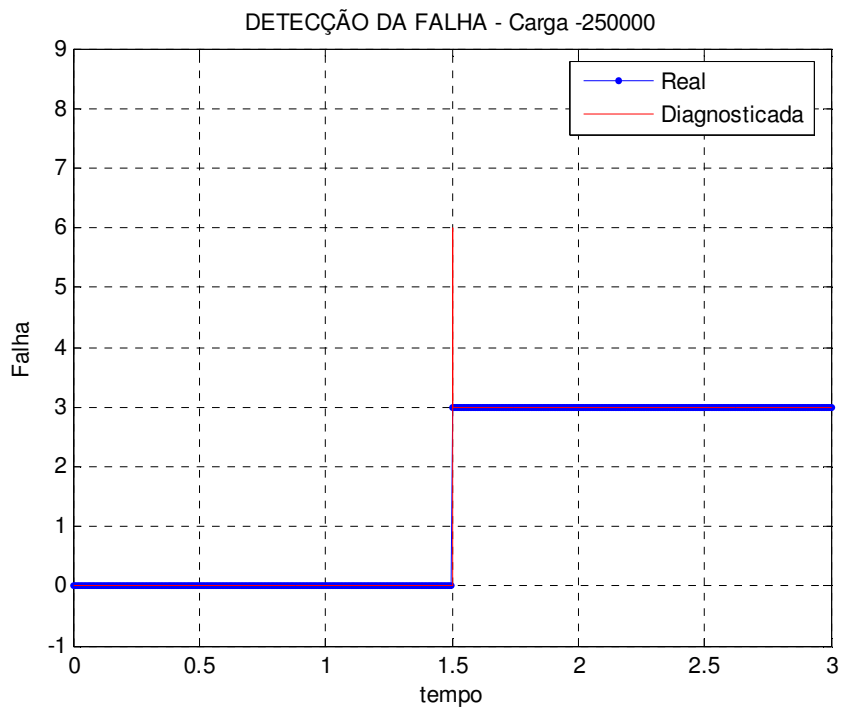


Figura 29 - Simulação do DDF: falha 3 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

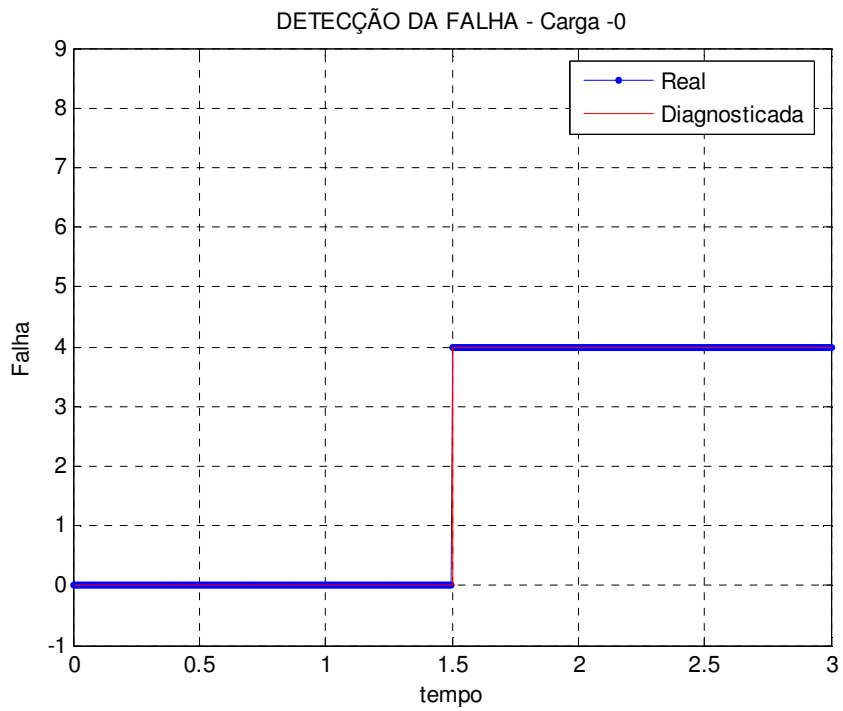


Figura 30 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

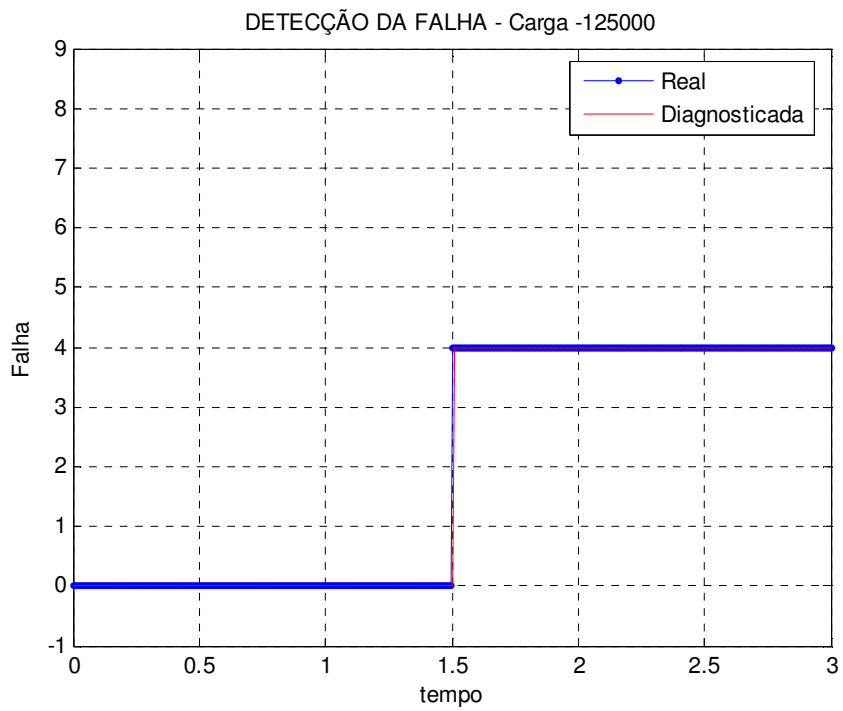


Figura 31 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

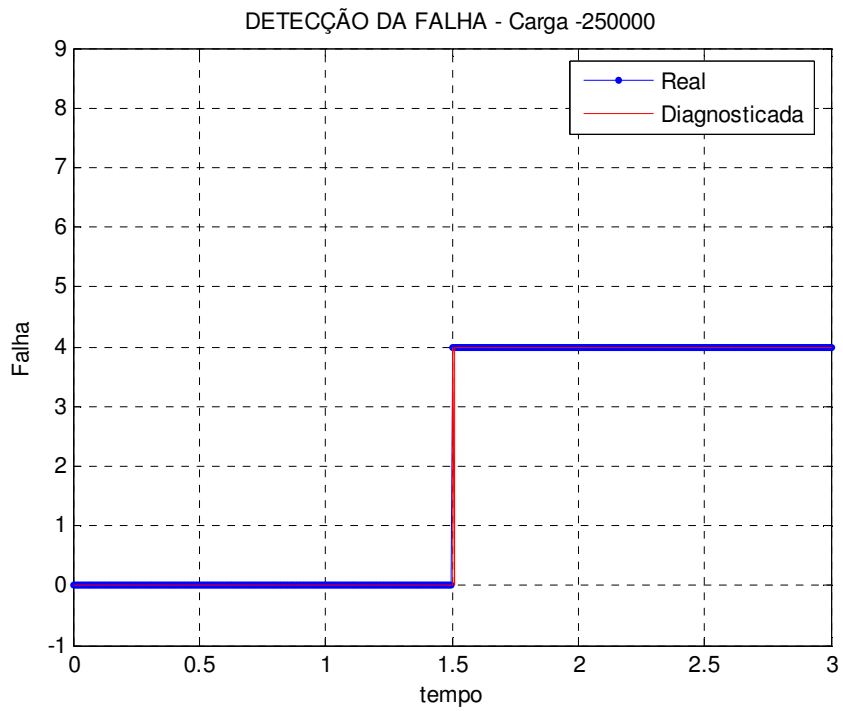


Figura 32 - Simulação do DDF: falha 4 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

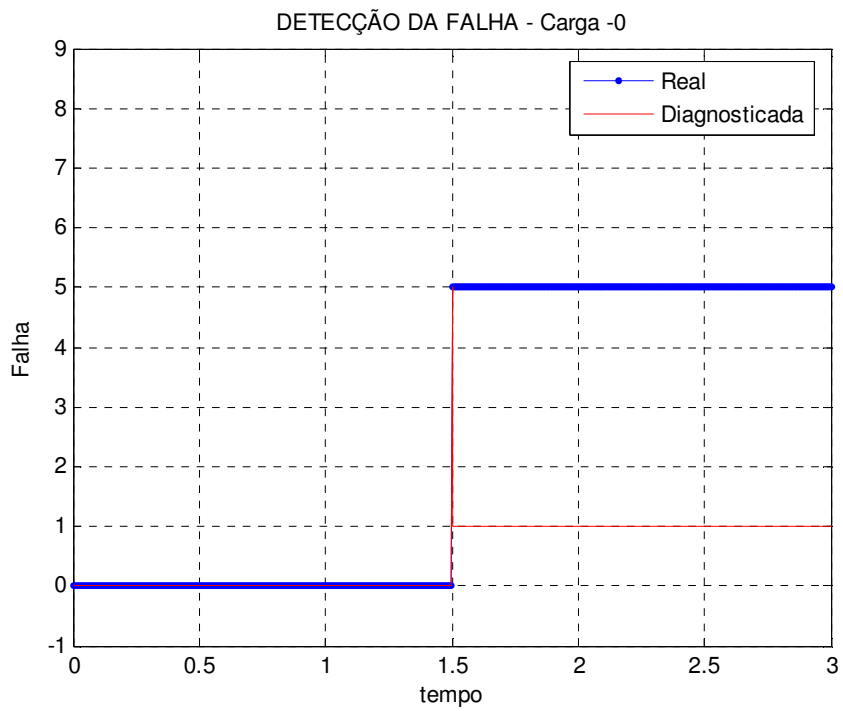


Figura 33 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

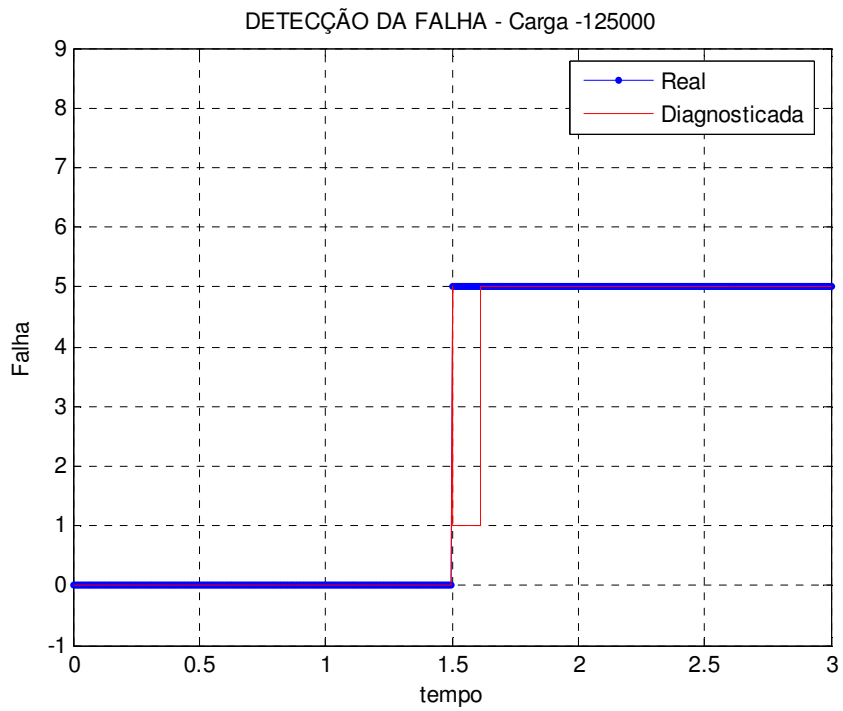


Figura 34 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

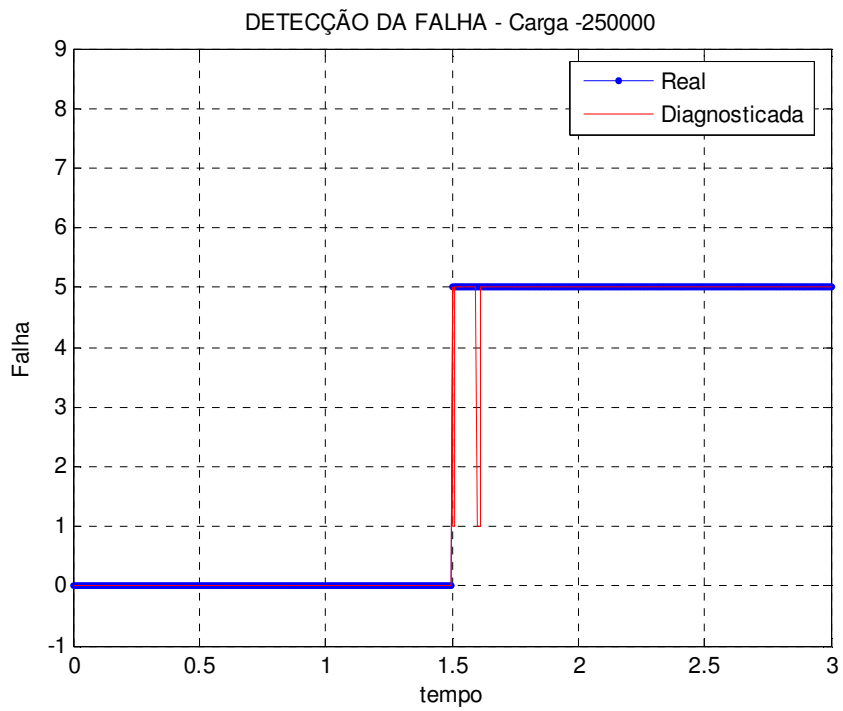


Figura 35 - Simulação do DDF: falha 5 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

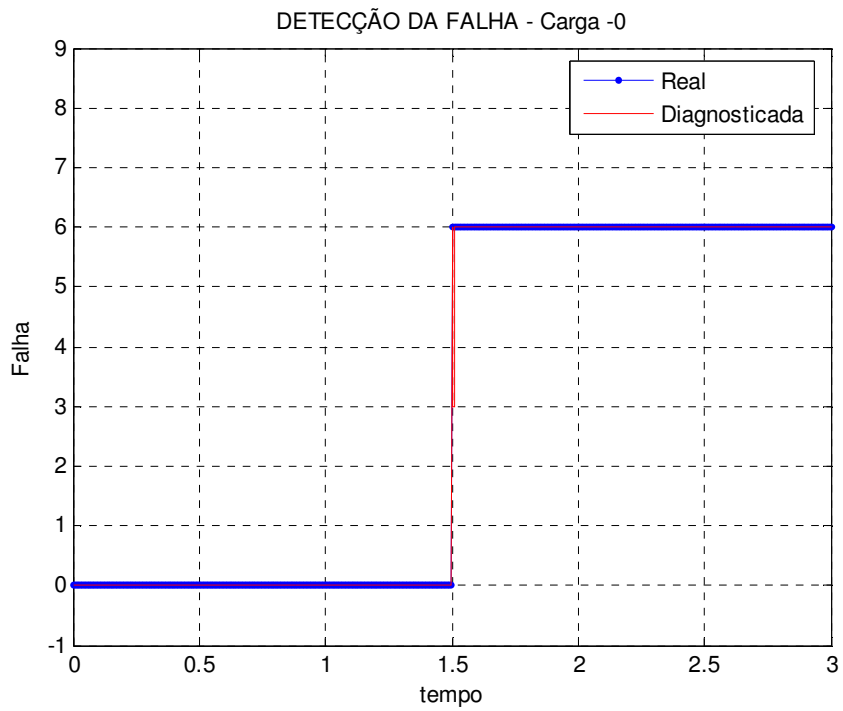


Figura 36 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

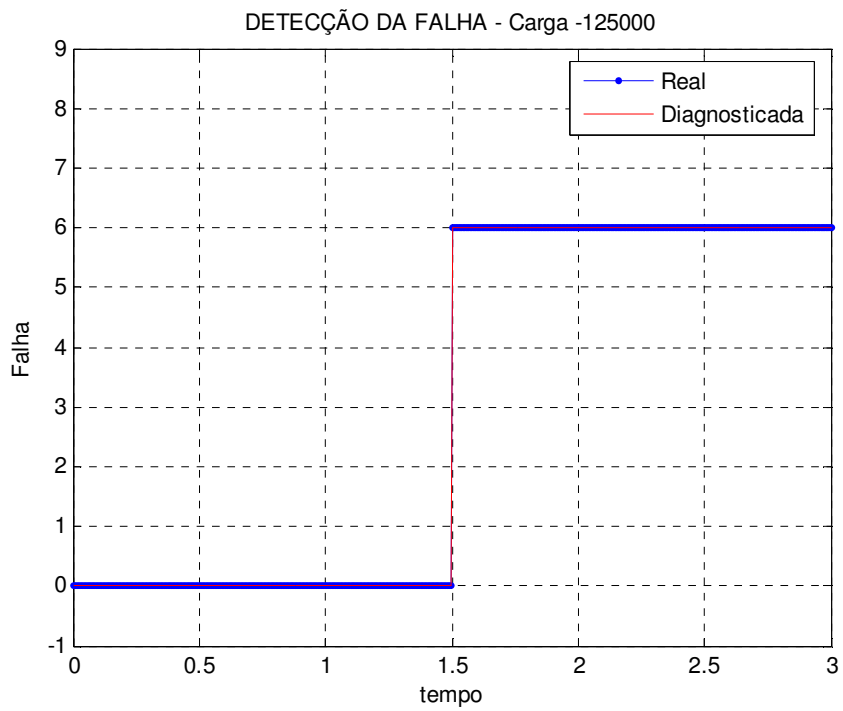


Figura 37 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

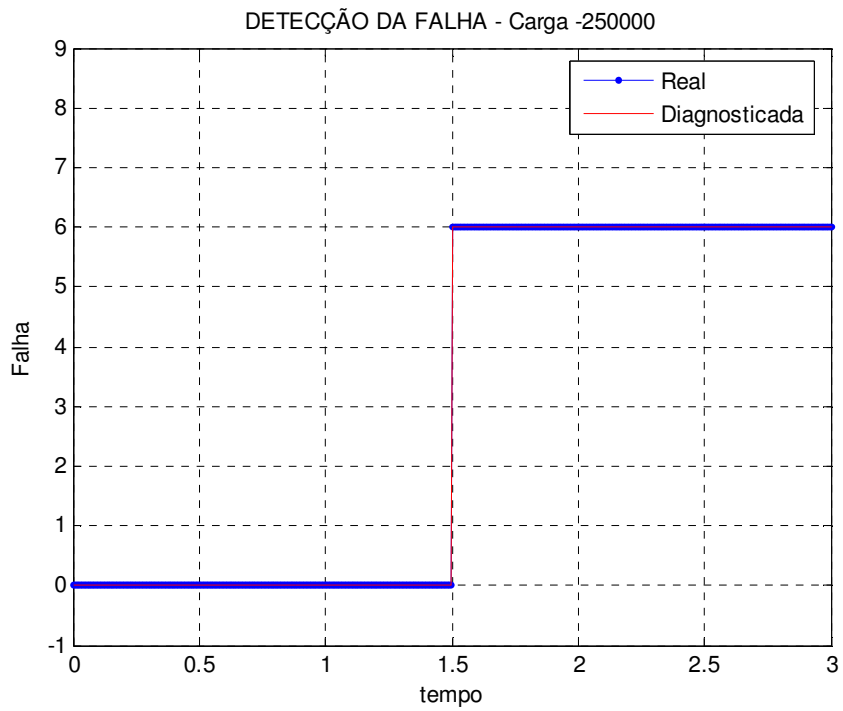


Figura 38 - Simulação do DDF: falha 6 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

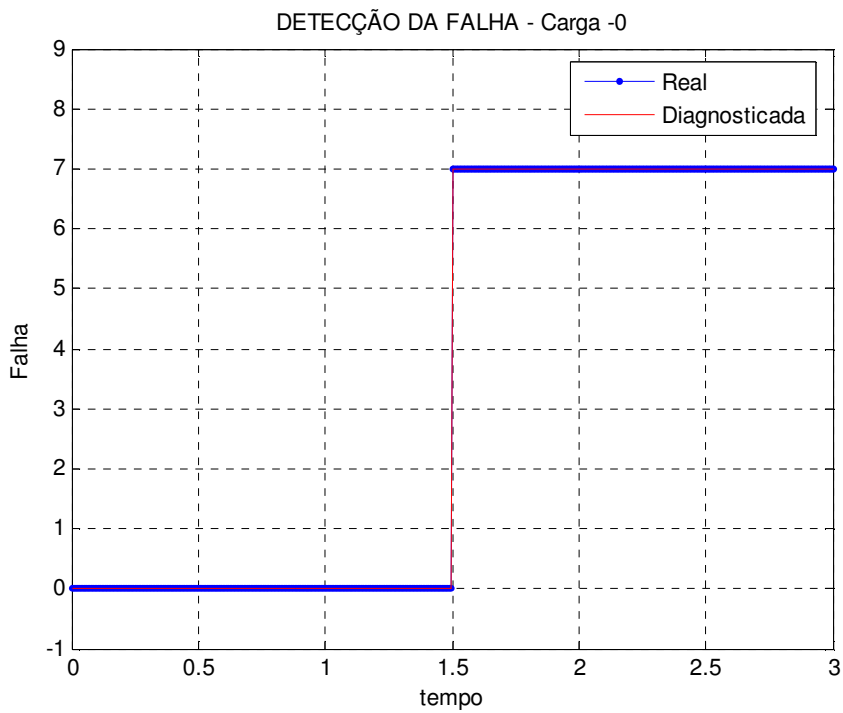


Figura 39 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 0% da nominal.

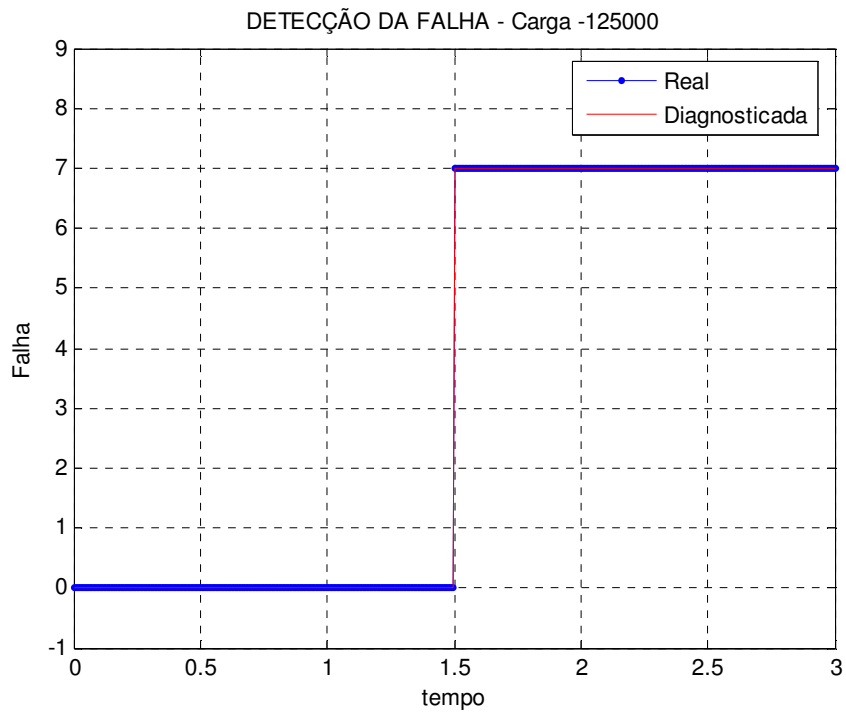


Figura 40 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 50% da nominal.

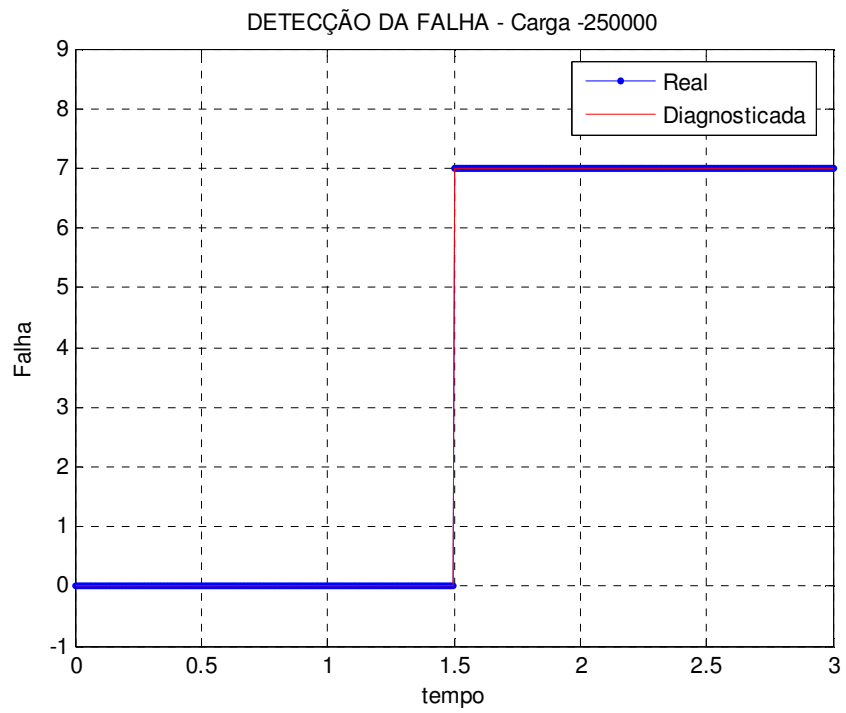


Figura 41 - Simulação do DDF: falha 7 e carga acoplada igual a 100% da nominal.

5 Conclusão e Proposta de Continuidade

Neste trabalho utilizou-se RBC em dois propósitos distintos. Primeiramente como máquina de raciocínio para tomar decisões de controle, aplicada ao processo de combustão de regenerador de alto-forno siderúrgico. Depois como ferramenta de detecção e diagnóstico de falhas, testada num simulador de falhas de uma máquina de corrente contínua.

Na primeira parte, a modelagem *fuzzy* do processo proposta conseguiu representar o processo de combustão do regenerador de forma satisfatória e o controlador CTRBC, comparado com outras estratégias de controle, se mostrou fácil de ser implementado. Como a base deste controlador, foram as amostras de casos montadas a partir das decisões de controle em operação manual, que leva em conta as experiências práticas tomadas por operadores e considerando que as decisões tomadas por estes foram *fuzzy* em alguns graus, pode-se dizer que as decisões de controle do CTRBC são implicitamente *fuzzy*. O CTRBC é uma ferramenta poderosa para lidar com problemas de controle de processos industriais complicados, como por exemplo, o controle da combustão dos regeneradores. As simulações realizadas indicam que o CTRBC é uma boa estratégia de controle para o controle da combustão do regenerador.

Na segunda parte o sistema RBC mostrou-se de fácil implementação e eficiência satisfatória na detecção e no diagnóstico de falhas. Um problema encontrado foi o tamanho da base de casos que teve seu tamanho reduzido, sem alterar a eficácia do sistema.

Melhorias no sistema de RBC poderiam ser feitas no sentido de desenvolver novos algoritmos para serem utilizados na máquina de busca de similaridade entre os casos, propondo maneiras alternativas de verificar o quão

dois casos são parecidos. Melhorias podem ser trabalhadas também no gerenciamento do tamanho da base de casos, para que seja feita de forma automática, permitindo a inclusão e exclusão de novos casos, pois uma base de casos muito grande exige esforço computacional elevado para fazer a busca de similaridade, o que impossibilitaria a utilização de RBC em aplicações em tempo real, como a de detecção de falhas de uma MCC.

Referências

Abel, M.; Castilho, J.V.M.; **Um estudo sobre o Raciocínio Baseado em Casos**. 1996, Dissertação de Mestrado.Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Paulson, P.; Juell, P., **Reinforcement learning in case-based systems**, Potentials, IEEE , vol.23, no.1, pp. 31-33, Feb.-March 2004

Jinsheng, S.; Jinchuan, Y.; RU M.; Jingtao, Y., **Case-Based Real-Time Controller and its Application in Combustion Control of Hot Blast Stoves**, Intelligent Control and Automation, 2006.

Zhao Quanming; Li Lingling; Li Zhigang; Wang Jiannan; Liu Fengguo, **Fuzzy CBR based on Pattern Recognition and its Application**, Cybernetics and Intelligent Systems, 2006 IEEE Conference on , vol., no., pp.1-6, 7-9 June 2006

Hullermeier, Eyke, **Credible Case-Based Inference Using Similarity Profiles**, Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on , vol.19, no.6, pp.847-858, June 2007

Wei-Fan Chen, **Work in progress - evaluating a case-based reasoning approach in an introductory programming course**, Frontiers in education conference - global engineering: knowledge without borders, opportunities without passports, 2007. FIE '07. 37th annual , vol., no., pp.S2G-3-S2G-4, 10-13 Oct. 2007

Lai Chaoan, **The Expert System of Product Design Based on CBR and GA**, Computational Intelligence and Security Workshops, 2007. CISW 2007. International Conference on , vol., no., pp.144-147, 15-19 Dec. 2007

Junming Hou; Chong Su; Shuang Liang; Wanshan Wang, **Fuzzy Case-Based Reasoning for Conflict Resolution in Collaborative Design**, Computing, Communication, Control, and Management, 2008. CCCM '08. ISECS International Colloquium on , vol.2, no., pp.233-237, 3-4 Aug. 2008

Chunguang Chang; Yunlong Zhu; Haifeng Guo; Xiaoming Zhou, **Study on electronic commerce recommendation system by CBR and AIS**, Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on , vol., no., pp.2110-2114, 25-27 June 2008

Garrido, J.L.; Hurtado, M.V.; Noguera, M.; Zurita, J.M., **Using a CBR Approach Based on Ontologies for Recommendation and Reuse of Knowledge Sharing in Decision Making**, Hybrid Intelligent Systems, 2008. HIS '08. Eighth International Conference on , vol., no., pp.837-842, 10-12 Sept. 2008

Chunhua Yang; Hongqiu Zhu; Weihua Gui, **Permeability prediction model for imperial smelting furnace based on improved case-based reasoning**, Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on , vol., no., pp.1967-1970, 25-27 June 2008

Chunli Yang; Hao Li, **Study on product knowledge management for product development**, Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on , vol., no., pp.7119-7124, 25-27 June 2008

Wang, Ke; Liu, James N. K.; Ma, Wei-min, **A Study on the Reliability of Case-Based Reasoning Systems**, Data Mining Workshops, 2008. ICDMW '08. IEEE International Conference on , vol., no., pp.60-68, 15-19 Dec. 2008

Ignat-Coman, A.; Isoc, D.; Joldis, A.; Gaziuc, I., **A case-based reasoning approach for fault detection state in bridges assessment**, Automation, Quality and Testing, Robotics, 2008. AQTR 2008. IEEE International Conference on , vol.1, no., pp.178-183, 22-25 May 2008

Dong, Song; Kan, Zhang, **Research and Application on Case Self-Revision Approach in CBR**, Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on , vol.4, no., pp.368-371, 12-14 Dec. 2008

Caminhas, W. M.; Hermano M. F. T.; **Estratégias de Detecção e Diagnostico de Falhas em Sistemas Dinâmico**, 1997, Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas

Riesbeck, Schank, R. **A case-based reasoner solves new problems by adapting solutions were used to solve old problems**. 1999.

Kolodner, J. L. **Case-Based Reasoning**. Morgan Kaufmann Pub., Inc. 1993

Aadmodt, A.; Plaza, E.; **Cased-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations and System Approaches**, AI communications, 7(1), 39-59, 1996

Wangenheim, C. G.; Wangenheim, A.; **Raciocínio Baseado em Casos**. Curitiba: Editora Manole, 2003. v. 1. 296 p.

Michie, D.; Spiegelhalter, D. J.; Taylor, C. C. **Machine Learning, neural and statistical classification**. New York, Ellis horwood, 1994.

Riesbeck, Schank, R. **A case-based reasoner solves new problems by adapting solutions were used to solve old problems**. 1999.

Muske, K.R.; Hanson, G.A.; Howse, J.W.; Cagliostro, D.J.; Chaubal, P.C., **Blast furnace stove control**, American Control Conference, 1998. Proceedings of the 1998 , vol.6, no., pp.3809-3810 vol.6, 21-26 Jun 1998

Zhuwu, M.; Shengqiang, L.; Gang L.; **The Intelligence Burning Control of the Hot Stove of Lianyuan Iron & Steel Group Co**, Metallurgical Automation, no. 4, 2002, pp. 11-15

Zhaojun, H.; Fengshuaag, B.; Bin, Z.; **Flow Set and Control Expert System of Hot Stoves for Blast Furnace**, Metallurgical Automation, no. 5, 2002, pp. 38-40.

Gouvêa, M. R.; Figueiredo, E. S.; Menezes, B. R.; Parma, G. G.; Caminhas, W. M. **Um Novo Controlador Neurofuzzy Baseado na Neo Fuzzy Network**, Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2005, Natal/RN. Anais do VII Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 2005. v. 1. p. 1-6.

Astrom, B.; Hagglund, T.; **PID Controllers: Theory Design and Tuning**. Ed. ISA, 1995

Chen C. T.; **Linear System Theory and Design**, 3 edn, Oxford University Press, 1999

Yamakwa, T.; Uchino, E.; Miki, T.; Kusanagil, T.; **A Neo Fuzzy Neuron and its Applications to System Identification and Predictions to System Behavior**, Proceedings of the 2nd IIZUKA, Japan, 1992, pp. 477-483.

Jang, J. S. R.; C. T. Sun, E. Muzutani., **Neurofuzzy and Soft Computing**. Prentice Hall, 1997.

Bergman, R.; Breen, S.; Goker, M.; **Developing Industrial Case-Based Reasoning Applications**, The INRECA-Methodology, LNAI 1612, Springer, 1999.