

SISTEMA INTELIGENTE DE ANÁLISE DE DADOS DISCRETOS DE ALARMES PARA DIAGNÓSTICO DE FALHAS NO TRATAMENTO DA ÁGUA OLEOSA EM PLATAFORMA OFFSHORE

ANA K. M. FIGUEREDO*, MAURÍCIO B. DE SOUZA JÚNIOR*, PAULO F.F. FRUTUOSO E MELO†, KLEBERSON M. DE LIMA‡

*Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro
Av. Horácio Macedo, 2030, Edifício do Centro de Tecnologia, Bloco E / sala 20, 21941-90, Rio de Janeiro, RJ, BRASIL

†Departamento de Engenharia Nuclear, Universidade Federal do Rio de Janeiro
Av. Horácio Macedo, 2030, Edifício do Centro de Tecnologia, Bloco G / sala 206, 21941-90, Rio de Janeiro, RJ, BRASIL

‡Instituto de Pesquisas da Marinha
Rua Ipiru, 02, 21931-09, Rio de Janeiro, RJ, BRASIL

Emails:akmuniz29@gmail.com, mbsj@eq.ufrj.br, frutuoso@nuclear.ufrj.br, kleberson@ipqm.mar.br

Abstract— The number of alarms has increased lately in industrial facilities. During abnormal condition, hundreds of alarms may activate within a few minutes. In this case, the operator may have problem to identify the real cause of disturbs and to make the correct decision to mitigate the problem. These situations are worsened in offshore production platforms because of the many operational, environmental and human hazards involved. The aim of this work was to develop an abnormal situations management system for a new water treatment process of offshore oil platforms. A neural network based algorithm was used to detect and diagnose faults and disturbances based on the activations of alarms over time. MATLAB®/SIMULINK® was used to simulate the process and STATISTICA to design the neural networks. The tools developed here are expected to help the operator during abnormal events in offshore facilities.

Keywords— Alarms, Fault Detection and Diagnosis, neural network, water treatment, offshore production platforms

Resumo— O número de alarmes em unidades industriais tem aumentado ao longo dos anos. Em caso de evento anormal, é acionada uma série de alarmes em um curto intervalo de tempo. Nessa situação, o operador tem dificuldade de identificar corretamente suas causas, prejudicando a tomada de decisão eficaz para mitigar o problema. Esta situação é agravada em plataformas *offshore* de petróleo, diante dos maiores riscos operacionais, ambientais e humanos envolvidos. Este trabalho teve como objetivo desenvolver um sistema de gerenciamento de situações anormais para um novo processo de tratamento da água produzida em plataformas de petróleo. Para tanto, foi empregada uma abordagem baseada em redes neurais, as quais, a partir das ativações dos alarmes ao longo do tempo, detectam e diagnosticam automaticamente os cenários de falhas e distúrbio. MATLAB®/SIMULINK® foram usados para simular o processo e o STATISTICA para projetar as redes neurais. As ferramentas desenvolvidas fornecem apoio ao operador na tomada de decisões em cenários de falha em uma plataforma *offshore*.

Palavras-chave— Alarmes, detecção e diagnóstico de falhas, redes neurais, tratamento de água, plataformas

1 Introdução

Atualmente, a confiabilidade da produção de óleo e gás em unidades estacionárias de produção (UEP) é de grande importância, já que sua produção é essencial para a sustentação da qualidade de vida das pessoas. Como a demanda é alta, o suprimento é limitado, a capacidade de refino é restrita e as fontes alternativas são poucas, qualquer interrupção na produção pode gerar impactos no processamento das refinarias e mudanças nos preços dos produtos para o consumidor.

O tratamento da água nas plantas de processamento primário tradicionais emprega tipicamente se-

paradores gravitacionais, os quais possuem grandes volumes (ALMEIDA, 2014). As empresas petrolíferas vêm se interessando em tecnologias compactas. Por exemplo, a tecnologia de tratamento de água que utiliza hidrociclones acoplados ao separador trifásico, desenvolvida pela empresa norueguesa Kvaerner, introduziu três novos tipos de hidrociclones: BOW (*Bulk Oil-Water*), PDC (*Pre Deoiler Cyclone*) e DC (*Deoiler Cyclone*) (SILVEIRA, 2006). Essa tecnologia visa a uma redução do tamanho das plataformas e, conseqüentemente, a uma redução do custo, o que poderia garantir a viabilidade dos novos poços em águas cada vez mais profundas (RIBEIRO, 2009). Ao mesmo tempo, o domínio dessa tecnologia deve ensinar objetivos mais ousados, como levar os módulos de

tratamento ao fundo do mar, possibilitando a futura eliminação das plataformas (RIBEIRO, 2009).

Os hidrociclones são equipamentos de dinâmica rápida e sensíveis a perturbações, o que é um complicador para a operação em UEP, já que essas unidades estão sujeitas a distúrbios e falhas. Portanto, a solução para a viabilização dessa tecnologia é um projeto de controle bem elaborado (RIBEIRO, 2009).

Tipicamente, os sistemas de controle são projetados para lidar com distúrbios de processo. Contudo, mitigar de forma apropriada as falhas ocorridas pode fazer a diferença entre ocorrer uma situação anormal ou um acidente catastrófico. Detecção, diagnóstico e resposta rápida em situação de falha são críticos para a manutenção dessas unidades operando normalmente (HOLLIFIELD & HABIBI, 2006). Um mau gerenciamento de eventos anormais é um dos fatores que pode resultar em perdas humanas, econômicas e prejuízos ambientais.

Os alarmes indicam ao operador que ele deve interferir no processo para corrigir uma variável que esteja fora de seu valor de operação, retomando-o à condição normal ou prevenindo que vá para uma condição anormal ou insegura. Atualmente, a implantação de alarmes é fácil e seu custo é relativamente baixo (ARAÚJO, 2010). Essas facilidades permitiram a introdução de grande quantidade de alarmes nas unidades industriais, sem levar em consideração a capacidade humana de gerenciá-los (SOARES, 2013). Por conta da evolução da automação industrial, tem ocorrido a redução do número de operadores em uma planta industrial. Com isso, há uma alta taxa de alarmes gerenciados por operador (HOLLIFIELD & HABIBI, 2006).

Um dos problemas mais recorrentes do sistema de alarmes é conhecido como avalanche de alarmes. Nessa condição, há a ocorrência de um número excessivo de alarmes, decorrentes de uma mesma situação de risco, impossibilitando o gerenciamento efetivo por parte do operador. Isso resulta em um agravamento do risco da condição anormal ou um prolongamento tempo em condição anormal (FOONG et al., 2009 e DUNN & SANDS, 2005). EEMUA (2007) e ISA (2009) sugerem que um operador não deve receber mais de seis alarmes por hora e definem que a avalanche de alarmes ocorre quando o mesmo recebe mais de dez alarmes por dez minutos (CHENG, 2013).

Vários estudos vêm sendo feitos sobre o gerenciamento de alarmes em unidades industriais a fim de facilitar a análise e resposta do operador em caso de anormalidades. A racionalização e a criação de uma lista de priorização dos alarmes são alguns exemplos, assim como técnicas e mecanismos para desenvolver sistemas de apoio à decisão. Árvores de decisão, lógica fuzzy e redes bayesianas são algumas das técnicas usadas para a classificação dos alarmes (SOARES, 2013).

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos simplificados que tentam imitar as redes

altamente interconectadas de neurônios que compõem o cérebro humano. Algumas delas apresentam características da cognição humana que as tornam bastante populares, tais como a aprendizagem através de exemplos e a capacidade de abstrair características relevantes a partir de dados abundantes. Ou seja, quando dados de entrada e saída de certo sistema são fornecidos a uma rede ela é capaz de reproduzir o comportamento desse sistema (De Souza Jr., 1993).

A rede neural é uma distribuição densa de elementos processadores (neurônios) dispostos em camadas e interconectados através de canais unidirecionais, conhecidos como conexões. Nelas os sinais podem se propagar para frente (*feedforward*) ou para trás (*feedback*). As redes normalmente apresentam múltiplas camadas, tais como as arquiteturas MLP (*MultiLayer Perceptron*) e RBF (*Radial Basis Function*), as primeiras com neurônios da camada escondida com função de ativação sigmoideal e as últimas, radiais. Um exemplo esquemático de uma rede multicamadas pode ser visto na Figura 1. Essas redes serão empregadas aqui, dada a sua ampla aplicação na resolução de problemas complexos (Haykin, 1998).

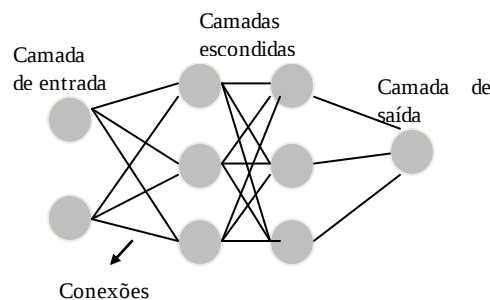


Figura 1. Esquema rede neural multicamadas

A aplicação de redes a problemas de detecção e diagnóstico de falhas em detrimento a técnicas baseadas em regras vem aparecendo em vários trabalhos na literatura desde Hoskins & Himmelblau (1988).

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um sistema inteligente que possa assistir o operador no gerenciamento de eventos anormais. Tal sistema, baseado em redes neurais, automatizará a realização da detecção e do diagnóstico das falhas (ou FDD, *Fault Detection and Diagnosis*), a partir dos dados temporais discretos de ativação dos alarmes.

2 Metodologia

Inicialmente foram modelados alarmes em um simulador no MATLAB[®]/SIMULINK[®] do sistema de tratamento de água oleosa desenvolvido por Ribeiro (2009). Tais alarmes são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Alarmes do sistema

Alarme	Descrição
PAH-01	Pressão alta no separador trifásico
PAL-02	Pressão baixa no separador trifásico
LAH-01	Nível alto na interface água/óleo
LAL-02	Nível baixo na interface água/óleo
LALL-03	Nível muito baixo na interface água/óleo
LAHH-04	Nível muito alto na câmara de óleo
LAH-05	Nível alto na câmara de óleo
LAL-06	Nível baixo na câmara de óleo
LALL-07	Nível muito baixo na câmara de óleo
ACAH-01	Concentração alta no hidrociclone BOW
ACAL-02	Concentração baixa no hidrociclone BOW
ACAH-03	Concentração alta no hidrociclone PDC
ACAL-04	Concentração baixa no hidrociclone PDC
ACAH-05	Concentração alta no hidrociclone DC
ACAL-06	Concentração baixa no hidrociclone DC

A partir de um estudo de perigo e operabilidade ou HAZOP (*Hazards and Operability Study*) típico de plataformas, foram propostos alguns cenários de falha no separador trifásico para serem simulados no modelo em MATLAB®/SIMULINK®. Foram consideradas também falhas nas válvulas dos hidrociclones e o efeito de grandes perturbações de vazão carga na alimentação (também chamadas de golfadas) (RIBEIRO,). Foi considerada ainda a possibilidade de falha em válvula do separador (de óleo ou na válvula de gás) ocorrendo simultaneamente à golfada. Os cenários escolhidos foram apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Cenários Simulados

Cenário	Situação	Perturbações entrada	Válvula Falha
I	N (Normal)	Não	-
II	FVO	Não	Saída de óleo do separador trifásico
III	FVG	Não	Saída de gás do separador trifásico
IV	FVBOW	Não	Overflow BOW
V	FVPDC	Não	Overflow PDC
VI	FVDC	Não	Overflow DC
VII	G	Golfada	-
VIII	G + FVO	Golfada	Saída de óleo
IX	G + FVG	Golfada	Saída de gás

As simulações objetivaram o estudo da sensibilidade dos alarmes às falhas e distúrbio impostos ao sistema. As corridas foram realizadas em um intervalo de 3.000 s (50 min), com tempo de amostragem de 5 s. As falhas foram impostas no tempo $t = 0$ s em quase todas as corridas, exceto naquelas em que golfadas

foram combinadas com outras falhas. Iniciada a simulação nenhum dos alarmes localizados no sistema estavam ativos, os mesmos foram sendo ativados a medida que a variável sentia o efeito das perturbações.

Como os eventos eram muito bruscos, em alguns casos, ocorreram dificuldades numéricas na simulação, levando ao fim da corrida em tempo inferior a 3.000 s. As válvulas consideradas foram do tipo arpara-abrir.

A partir dos dados obtidos das simulações foram treinadas redes neurais artificiais do tipo multicamadas (MLP e RBF) para identificar as falhas. As redes MLP foram treinadas pelo método *backpropagation* modificado com algoritmo quasi-newton e as redes RBF, pelos métodos *k-means* (neurônios da camada escondida) e regressão linear (neurônios da camada de saída), dada a eficiência de tais métodos (Haykin, 1998). Para tanto, foi empregado o software STATISTICA, uma vez que ele permite a comparação automática de diferentes arquiteturas de redes e funções de ativação.

3 Descrição do sistema

O sistema escolhido para estudo no presente trabalho é composto por um separador multifásico e três módulos de hidrociclones colocados em série para separação de diferentes teores de óleo. Os hidrociclones utilizados foram: BOW, PDC e DC. Como pode ser visto na Figura 2.

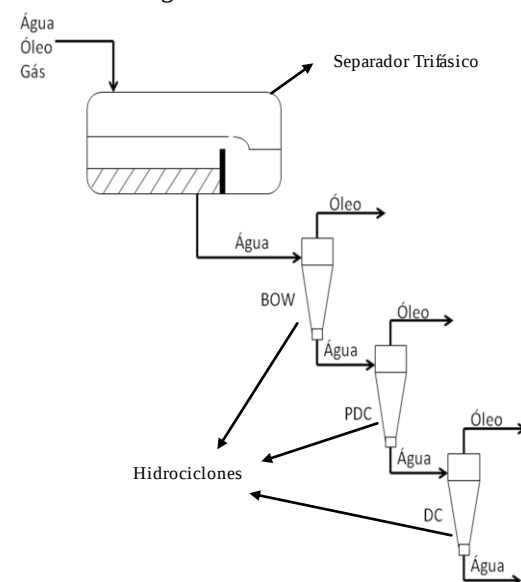


Figura 2. Esquema do sistema de separação água/óleo utilizado no trabalho em malha aberta

Esse sistema foi desenvolvido pela empresa norueguesa Kvaerner objetivando a separação de correntes de líquidos com teores mais elevados de óleo. Os hidrociclones BOW buscam levar correntes com teores de óleo de até 50% a um teor de no máximo

15%. O PDC é projetado para tratar correntes com teores abaixo de 15% levando-as a teores da ordem de 1500 ppm. Já o DC, hidrociclone utilizado atualmente em plataformas de produção, é ideal para o tratamento de teores abaixo de 0,1% (MORAES, 2008).

Apesar de essa tecnologia ter sido testada com sucesso para a separação de óleos leves, pouco se conhece em termos da separação de óleos pesados. Essa tecnologia é de interesse para a Petrobras, já que proporciona uma considerável redução de espaço (SILVEIRA, 2006).

O processo opera continuamente conforme descrito abaixo:

1) Uma vazão de alimentação (com ou sem golfadas) contendo fase aquosa, oleosa e gasosa entra no separador.

2) O separador realiza uma separação inicial das fases e envia a parte aquosa para o primeiro hidrociclone (BOW).

3) A separação da fase aquosa no BOW gera duas correntes: *overflow* e *underflow*. A corrente de *overflow* contém maior teor de óleo que a corrente de entrada do BOW e é encaminhada de volta para o separador. Já a corrente de *underflow* contém menor teor de óleo que a corrente de entrada e é encaminhada para o segundo hidrociclone (PDC).

4) No PDC, mais óleo é retirado da fase aquosa, sendo a corrente de maior teor de óleo (*overflow*) retomada para o separador e a de menor teor de óleo (*underflow*) encaminhada para o terceiro e último hidrociclone (DC).

5) Por fim, há a separação de óleo da fase aquosa no DC, restando uma corrente aquosa com um teor muito baixo de óleo (*underflow*).

A tecnologia de bateria de hidrociclones atinge níveis de 200 ppm de óleo e necessita de um posterior tratamento em flotadores, atingindo valores abaixo de 20 ppm de teor de óleo, podendo ser descartado no mar de acordo com a regulação brasileira.

O simulador desenvolvido por Ribeiro (2009) se baseou em modelos da literatura. Para o hidrociclone foi utilizado modelagem fenomenológica baseada no modelo proposto por Nunes (1994). Nessa modelagem foram realizados balanços de massa para a câmara de separação água/óleo, câmara de óleo e espaço do gás. Para os hidrociclones BOW e PDC a modelagem foi empírica com base no trabalho de Silveira (2006) a partir de dados reais de uma planta teste numa plataforma da Petrobras. Para o hidrociclone DC foi considerada uma modelagem fenomenológica.

Tipicamente, o principal objetivo do controle do sistema de tratamento de água oleosa utilizando bateria de hidrociclones é obter a saída do DC com concentração de óleo abaixo de 200 ppm. A estratégia de controle escolhida por Ribeiro (2009) para o seu simulador foi a de usar 2 malhas de controle Proporcional-Integral (PI) para o separador trifásico e um controlador multivariável (MPC) para permanecer focado no sistema de tratamento de água oleosa.

4 Resultados

A fim de entender o comportamento dos alarmes individualmente e suas influências em cada cenário foi elaborada a Tabela 3 com os resultados das simulações. O “S” simboliza o acionamento do alarme no cenário. Os dados dos alarmes são representados como uma sequência binária de 0’s e 1’s ao longo do tempo, onde 0 representa a não ocorrência do alarme e 1, a sua ativação (Soares et al., 2016).

Tabela 3. Resultados simulações

Alarme	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX
LAH-01	-	S	-	S	S	S	-	S	-
LAL-02	-	-	-	-	-	-	S	-	-
LALL-03	-	-	-	-	-	-	-	-	-
LAHH-04	-	S	-	-	-	-	-	S	-
LAH-05	-	S	-	-	-	-	-	S	-
LAL-06	-	-	S	-	-	-	-	-	-
LALL-07	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAH-01	-	-	S	-	-	-	-	-	S
PAL-02	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ACAH-01	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ACAL-02	-	-	S	-	S	-	-	-	-
ACAH-03	-	-	-	S	S	-	S	-	-
ACAL-04	-	-	S	-	-	-	-	-	-
ACAH-05	-	-	-	S	S	S	-	-	-
ACAL-06	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Os alarmes foram projetados muito cuidadosamente de modo a garantir um monitoramento do processo sob os pontos de vista de segurança e qualidade. Ou seja, escolheram-se alarmes relacionados à pressão, aos níveis e às concentrações da água descartada, com uma escolha rigorosa dos *setpoints* desses alarmes. Isso, atrelado a um sistema de controle eficiente (MPC), tornou o sistema de alarmes projetado eficiente, uma vez que os alarmes apresentam um bom grau de desacoplamento temporal.

Dessa forma, seria possível fornecer para o operador algumas regras que - a partir da análise da ativação dos alarmes - indicassem a condição de falha à qual o processo possa estar submetido, como segue:

1) Alarme de nível baixo da interface água/óleo ativado – Golfada

2) Alarme de nível baixo de óleo ativado – FVG

3) Alarme de nível alto da interface água/óleo muito alto ativado – possíveis falhas: FVO, FVBOW, FVPDC, FVDC e G + FVO

a) + alarme de concentração alta DC ativado – FVDC

b) + alarme de nível muito alto óleo ativado + alarme de nível alto de óleo ativado – FVO

c) + alarme de concentração alta no PDC ativado + alarme de concentração alta no DC ativado – FVBOW

d) + alarme de concentração baixa no BOW ativado + alarme de concentração alta DC ativado – FVPDC

e) + alarme de nível muito alto de óleo ativado + alarme de nível alto de óleo ativado – G + FVO

4) Alarme pressão alta ativado – pode ser FVG ou G + FVG.

De modo a facilitar a detecção e o diagnóstico automáticos da(s) falha(s) diretamente a partir dos dados de alarmes, foram projetadas redes neurais artificiais do tipo.

As seguintes considerações foram feitas no treinamento das redes:

a) as redes tiveram como dados de entrada os sinais de ativação dos alarmes que se ativaram (LAH-01, LAL-02, LAHH-04, LAH-05, LAL-06, PAH-01, ACAL-02, ACAH-03, ACAL-04, ACAH-05) e como saída a classificação do cenário. Logo, foram projetadas redes classificadoras com 10 neurônios de entrada e 9 neurônios de saída do tipo neurônio vencedor-leva-tudo (*winner takes all*) (Haykin, 1998). Assim, os dados de saída da rede são também compostos por sequências de 0's (classe perdedora) ou 1's (classe vencedora);

b) os dados empregados para treinar as redes são aqueles correspondentes às simulações do modelo fenomenológico. As corridas tiveram diferentes durações, limitadas pelos eventos ocorridos em cada caso. Um total de 2359 padrões foi empregado, sendo 80 % para treinamento e 20 % para validação;

c) foram comparadas redes do tipo MLP e RBF, com uma camada escondida, sendo o número de neurônios nessa camada escolhidos pelo método de validação cruzada (Haykin, 1998 e STATISTICA, 2007). As MLPs apresentaram melhor desempenho e estrutura mais compacta em todos os casos testados nesse estudo, portanto apenas seus resultados serão apresentados aqui;

d) as melhores redes obtidas apresentaram um percentual de acertos da ordem de 98,2 % para os dados de treinamento e 99,2 % para os dados de teste. Tipicamente, o número de neurônios não lineares na camada escondida ficou entre 8 e 10;

e) o algoritmo empregado no método de treinamento quasi-Newton foi o BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), dada a sua eficiência computacio-

nal quando comparada com o algoritmo do gradiente descendente (Haykin, 1998).

Apresentam-se agora na Tabela 4 os resultados obtidos para uma rede típica (MLP 10-10-9), sendo tangente hiperbólica a função de ativação dos neurônios escondidos e dos neurônios da saída, softmax (ativação exponencial, normalizada).

Tabela 4. Desempenho da rede por cenário

	N	FVO	FVG	FVBOW	FVPDC	FVDC	G	G+ FVO	G+ FVG
Total	1571	57	6	63	100	466	62	29	5
Correto	1571	57	5	55	100	466	62	0	5
Incorreto	0	0	1	8	0	0	0	29	0
Correto (%)	100	100	83	87	100	100	100	0	100
Incorreto (%)	0	0	16	12	0	0	0	100	0

Como se constata através da Tabela 4 a rede apresentou 100 % de acertos em 6 dos 9 cenários, um elevado percentual (acima de 80 %) e erro 100 % em apenas um cenário. Especificamente, acertou o total de casos para operação normal, falha na válvula de óleo, falha na válvula do PDC, falha na válvula do DC, golfada e golfada simultânea à falha na válvula de gás. Acertou 87 % dos casos da falha na válvula do BOW, 83 % dos casos na válvula de gás e errou todos os casos para o caso de golfada simultânea à falha na válvula de óleo.

A fim de avaliar melhor os erros apresentados pela rede foi analisada sua matriz de classificação (confusão), como pode ser visto na Tabela 5.

	N	FVO	FVG	FVBOW	FVPDC	FVDC	G	G + FVO	G+ FVG
FVBOW	0	0	0	55	0	0	0	0	0
FVDC	0	0	0	0	0	466	0	0	0
FVG	0	0	5	0	0	0	0	0	0
FVO	0	57	0	0	0	0	0	29	0
FVPDC	0	0	0	8	100	0	0	0	0
G+FVG	0	0	1	0	0	0	0	0	5
G+FVO	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Golfada	0	0	0	0	0	0	62	0	0
N	1571	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 5. Matriz de classificação

A partir da análise da Tabela 5 verificou-se que:

a) a falha no hidrociclone BOW foi em 8 dos 63 padrões confundida com a falha na válvula do PDC;

b) a falha na válvula de gás foi apenas em 1 de 6 padrões confundida com o cenário em que essa falha coexistiria com a golfada;

c) a falha na válvula de óleo simultânea à golfada foi em todos os casos confundida com a situação em que apenas a falha na válvula estava presente.

Percebe-se que os esses erros de classificação ocorreram em percentagem muito baixa para os casos de falha no hidrociclone BOW e falha na válvula de

gás. A confusão ocorrida na falha na válvula BOW ocorre apenas nos primeiros 40 segundos, quando para os dois cenários os alarmes de concentração alta no PDC e concentração alta no DC, mais sensíveis a perturbação, estão ativados, não sendo possível diferenciar. A partir desse tempo não há mais confusão, como é um período de tempo muito curto não prejudica a tomada de decisão do operador.

No caso de perturbação simultânea com golfada, o sistema detecta logo o efeito da falha na válvula, pois esta afeta o processo com dinâmica mais rápida. Assim, a interpretação do operador das falhas baseada no sistema de redes neurais pode ser considerada muito satisfatória.

5 Conclusão

A partir dos alarmes propostos e cenários simulados para o sistema de tratamento de água oleosa escolhido foram definidas regras para auxiliar o operador a definir o cenário de risco com base nos alarmes disparados. Essas regras ajudarão no monitoramento e diagnóstico do sistema proposto.

Para a automação das regras foi desenvolvido um sistema baseado em redes neurais para automaticamente diagnosticar o cenário a partir das ativações dos alarmes, com elevada percentagem de acertos (99,2%), “confundido-se” apenas em cenários de falhas conjuntas com golfadas e percebendo mais rapidamente o evento mais brusco (falha).

Esse sistema de diagnóstico baseado em uma sequência binária de 0's e 1's demanda uma baixa carga computacional. Dessa forma, uma rede treinada *off-line* poderá ser empregada em tempo real, dado o seu tempo de processamento praticamente desprezível e o período de amostragem assumido.

Tal sistema pode eventualmente ser modificado para receber também dados de variáveis contínuas amostradas, aumentando a capacidade da rede de distinguir entre as diferentes classes de falha.

Agradecimentos

À ANP (Agência Nacional de Petróleo) pelo apoio financeiro para o desenvolvimento do trabalho.

Referências Bibliográficas

Almeida, C. S. (2014). Estudo de Estratégias de Controle para Sistema Compactos Offshore de Processamento Primário de Petróleo. Dissertação de Mestrado, Engenharia Química – EQ, UFRJ, Rio de Janeiro.

Araújo, E. V. (2010). Gerenciamento de Alarmes em Plantas Industriais: Conceitos, Normas e Estudos de Caso em um Forno de Reaquecimento de Blocos. Dissertação de Mestrado. Programa de

Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Escola de Engenharia, UFMG, Minas Gerais

Cheng, Y., Izadi, I., Chen, T. (2013). . Pattern Matching of Alarm Flood Sequences by a Modified Smith-Waterman Algorithm. Chemical. Engineering Research and Design, 9(I), pp. 1085-1094.

De Souza Jr, M. B. (1993). Redes Neurais Multicamadas Aplicadas a Modelagem e Controle de Processos Químicos. Tese. Engenharia Química – COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro.

Dunn, D. G., Sands, N. P. (2005). ISA-SP18 – Alarm System Management and Design Guide, ISA EXPO 2005, Chicago.

EEMUA (2007). Engineering Equipment Materials Users' Association. Alarm Systems A Guide to Design, Management and Procurement. Publication 191, second edition, London.

Foong, O. M., Sulaiman, S., Rombli, A., Abdullah, N. S. (2009). Alarm Priorization System for Oil Refinery. WCECS – World Congree on Engineering and Computer Science, Vol. II, San Francisco.

Haykin, S. (1998) Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall PTRUpper Saddle River..

Hollifield, B. R., Habibi, E. (2006). Alarm systems greatly affect offshore facilities amid high oil process. World Oil Magazine, Vol. 227, No. 9.

Hoskins, J. C., Himmelblau, D. M. (1988). Artificial Neural Network Models for Knowledge Representation in Chemical Engineering. Comput. Chem. Eng., 12 (9/10), 881-890.

MATLAB®/SIMULINK®. (2010). Versão R2010b. Natick: MathWorks.

Moraes, C. A. C., Marins, L. P. M., Melo, D. C., Silva, F. S., Souza, M. A. (2008). Desenvolvimento de Hidrociclones para Altos, Médios e Baixos Teores de Óleo. Boletim Técnico de Produção de Petróleo, Rio de Janeiro – Vol. 3, No. 2, pp.259-287.

Nunes, G. C. (1994). Modelagem e Simulação Dinâmica de Separador Trifásico Água- Óleo- Gás. Dissertação de Mestrado, Engenharia Química - COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro.

Ribeiro, C. H. P. (2009). Simulação e Avaliação de Controle Preditivo Aplicado a Sistema de Tratamento Primário de Petróleo. Monografia. Engenharia de Controle e Automação, Escola de Politécnica, UFRJ, Rio de Janeiro.

STATISTICA. (2007). Versão 8.0. Tulsa: StatSoft.

Silveira, M. A. C. R. (2006). Controle de um Processo de Tratamento Primário de Petróleo. Dissertação de Mestrado, Engenharia Química - COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro.

Soares, V. B. (2013). Análise de Riscos Dinâmica Utilizando Dados de Alarmes. Exame de Qualificação de Doutorado, Engenharia Química – COPPE, UFRJ, Rio de Janeiro.

Soares, V. B., Pinto, J. C., De Souza Jr, M. B. (2016).
Alarm management practices in natural gas
processing plants. Control Engineering Practice,
Vol. 55, pp. 185-196.