



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO E AUTOMAÇÃO
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Análise e Visualização do Caminho de Propagação de Distúrbios em Processos Industriais

Camila Nascimento dos Santos

**Natal – RN
Dezembro / 2015**

Análise e Visualização do Caminho de Propagação de Distúrbios em Processos Industriais

Camila Nascimento dos Santos

Orientador: Prof. Me. Danilo Curvelo de Souza

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Corpo docente do Curso de Engenharia de Computação da Universidade Federal do Rio Grande do Norte como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Natal – RN

Dezembro / 2015

Análise e Visualização do Caminho de Propagação de Distúrbios em Processos Industriais

Camila Nascimento dos Santos

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado em 11 de dezembro de 2015 pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Me. Danilo Curvelo de Souza (Orientador) IMD/UFRN

Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto DCA/UFRN

Prof. Me. Allan Robson Silva Venceslau DCA/UFRN

*"Na vida, nada deve ser temido,
apenas compreendido".*

Marie Curie

Dedico este trabalho primeiramente a Deus. À toda a minha família, em especial aos meus pais, Nilson e Vilma, pela compreensão e cuidado durante toda a minha vida. E ao meu namorado, Thiago Farias, pelo incentivo e apoio durante este trabalho. Vocês foram o meu porto seguro na presença das dificuldades durante este percurso.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao meu pai, Nilson Santos, minha mãe, Vilma Santos, e minha irmã, Kaline, que estiveram sempre presentes, me apoiando e me dando forças para eu continuar longo de toda a minha vida.

Muito obrigada também ao meu namorado, Thiago Farias, por sempre cuidar de mim, e estar ao meu lado em todos os momentos, me proporcionando sempre os melhores.

Agradeço ao meu professor orientador Danilo Curvelo, sou grata por toda a ajuda, incentivo e paciência ao decorrer deste trabalho.

Obrigada também aos professores do Laboratório de Informática Industrial, por todas as oportunidades proporcionadas durante o curso.

A minha amiga e dupla do Trabalho de Conclusão de curso Taiane Viana de Carvalho, sou muito grata pelo apoio e ajuda durante o curso e na conclusão deste trabalho.

Agradeço a todos os meus amigos de curso de Engenharia de Computação, pela ajuda mútua durante todo o curso, apoio e companhia.

A Petrobras, pelo apoio financeiro recebido através do programa de formação de recursos humanos PRH-PB n. 220, que muito contribuiu para o desenvolvimento do presente trabalho.

Enfim, muito obrigada a todos que me apoiaram nesta jornada!

RESUMO

Distúrbios em malhas de controle são problemas comuns em muitos processos industriais. Esses efeitos podem se propagar em muitas unidades de operação e causar impactos no desempenho geral do processo.

Dessa forma o objetivo deste trabalho é estudar e desenvolver ferramentas visuais para auxiliar no processo de detecção de falhas em processos industriais e consequente análise detalhada do caminho de propagação desses distúrbios.

Dentre das ferramentas visuais estão intuitivas matrizes de magnitude e *delays*, que são obtidas através da correlação cruzada dos sinais, assim como a análise e geração automática de um grafo orientado representando o caminho da propagação de distúrbios e ruídos entre os subsistemas do processo. Tais ferramentas permitem uma melhor interpretação das informações obtidas através do resultado da correlação cruzada entre sinais adquiridos do processo industrial.

Para validar o método proposto, foi utilizado o processo conhecido como Tennessee Eastman *Process*, amplamente estudado e difundido na área de automação industrial. Com isso, foi aplicado um distúrbio externo nesta planta para se obter os resultados.

Palavras-chave: correlação cruzada, Tennessee Eastman *Process*, detecção de falhas, ferramenta visual, caminho de propagação.

ABSTRACT

Disturbances in control loops are common problems in many industrial processes. These effects can be propagated to many operating units and may impact the overall process performance.

Thus the objective of this work is to study and develop visual tools to improve fault detection in industrial processes and subsequent analysis of the propagation path of these disturbances.

Among the visual tools are intuitive matrices of magnitude and delays, resulted by the cross correlation of signals as well as the analysis and automatically generating a directed graph representing the propagation path of disturbances and noises between the subsystems of the process. Such tools improve the interpretation of information obtained through the cross-correlation between signals measured in the industrial process.

To validate the proposed method, it was used a process known as Tennessee Eastman Process, a widely studied and taught benchmark in the industrial automation field. With this, an external disturbance was applied in this plant to obtain the results.

Keywords: cross correlation, Tennessee Eastman Process, fault detection, visual tool, propagation path.

SUMÁRIO

Sumário	i
Lista de Figuras	iii
Lista de Tabelas	v
Lista de Abreviaturas	vi
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	2
1.3 Estrutura do Trabalho	2
2 Fundamentação Teórica	4
2.1 Correlação Cruzada	4
2.2 Grafos	7
3 Benchmark Tennessee Eastman	9
3.1 Introdução	9
3.2 Variáveis do processo	11
3.3 Distúrbios	13
4 Abordagem Proposta	15
4.1 Proposta	15
4.2 Análise visual	18

4.2.1	Matriz de Correlação	18
4.2.2	Grafo	22
5	Resultados	25
5.1	Experimento Simulado	25
6	Conclusão	33
	Referências Bibliográficas	34

LISTA DE FIGURAS

2.1	Exemplo de Correlação linear positiva	5
2.2	Exemplo de Correlação linear negativa	6
2.3	Exemplo de Correlação linear nula	6
2.4	Exemplo de grafo	7
2.5	Exemplo de grafo orientado	8
3.1	Modelo de processo utilizado. FONTE: [Downs & Vogel 1993]	10
4.1	Fluxograma que representa as etapas abordadas na proposta.	16
4.2	Representação visual aprimorada da matriz dos coeficientes	20
4.3	Representação visual aprimorada da matriz dos <i>Delays</i>	20
4.4	Representação visual aprimorada da matriz dos coeficientes com o <i>threshold</i> igual a 0.7	21
4.5	Representação visual aprimorada da matriz dos <i>Delays</i> com o <i>threshold</i> igual a 0.7	21
4.6	Representação do grafo causal das matrizes das Figuras 4.1 e 4.2 sem o terceiro <i>threshold</i>	22
4.7	Representação do grafo causal das Matrizes 4.1 e 4.2 com o terceiro <i>threshold</i>	23
5.1	Sinais obtidos do processo com a falha 4 ligada em 25 horas.	26
5.2	Representação visual aprimorada da matriz de magnitude.	27
5.3	Representação visual aprimorada da matriz dos <i>delays</i>	28
5.4	Primeiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.	29

5.5	Segundo grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.	30
5.6	Terceiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.	31
5.7	Terceiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada com o <i>threshold</i> do <i>delay</i> máximo.	32

LISTA DE TABELAS

3.1	Variáveis de Medição de processo utilizadas. FONTE: [Downs & Vogel 1993]	12
3.2	Variáveis do processo manipuladas. FONTE: [Downs & Vogel 1993]	13
3.3	Distúrbios originais do processo. FONTE: [Downs & Vogel 1993]	14

LISTA DE ABREVIATURAS

CA	<i>Análise Correspondente</i>
EMA	<i>Exponential Moving Average</i>
PV	<i>Process Variable</i>
TE	<i>Tennessee Eastman</i>

INTRODUÇÃO

1.1 Motivação

Em indústrias modernas, a dimensão e a complexidade de sistemas de processamento tem aumentado continuamente. Entretanto, esses processos industriais estão sujeitos a baixa produtividade, falhas no sistema ou até mesmo operações perigosas. Isto se deve à condições anormais, tais como, falhas na operação, variação na qualidade dos equipamentos, distúrbios externos e falhas no sistema de controle [Yang et al. 2010].

Oscilação é um tipo comum de distúrbio, muito frequente em controle de processos com malhas fechadas, uma vez gerados, podem se propagar ao longo do fluxo do processo e pelos caminhos de realimentação da planta [Yuan & Qin 2014]. Por este motivo, um único distúrbio pode resultar em oscilações em toda planta (em inglês "*plant-wide*"), aumentando a dificuldade na determinação da causa raiz (em inglês, "*root causes*") dessas perturbações nas variáveis controladas. Entretanto, essa causa raiz pode ser provocada por controladores mal sintonizados, mal funcionamento de atuadores ou sensores, processos não-lineares, entre outras [Jiang et al. 2007].

Dessa maneira, estes problemas criaram uma demanda de emprego em soluções computacionais que auxiliem na detecção e diagnóstico de falhas. Atualmente, detectar oscilações de malhas a partir de dados de operação tem sido estudado intensivamente, diversos métodos são propostos na literatura, com o objetivo de identificar a origem da oscilação e seu caminho de propagação.

Entre os métodos mais utilizados, estão a correlação cruzada, a causalidade de Granger e a transferência de Entropia.

Landman et al. (2014), Yuan & Qin (2014) e Junior & Munaro (2015) utilizaram um método baseado na causalidade de Granger. Bauer & Thornhill (2008) sugeriu um método que baseia-se na função de correlação cruzada. Já Bauer et al. (2007), descreveu um método utilizando a transferência de entropia.

Porém, também utilizam outros métodos na literatura para fazer essa modelagem e retirar informações do sistema. Por exemplo, o método proposto por Detroja et al. (2007), é baseado na Análise Correspondente (CA) para a detecção e o diagnóstico das falhas.

Neste contexto, pode-se perceber que metodologias que detectem a causa-raiz das falhas são bastante importantes, em razão de que facilita na hora da correção desse distúrbio e diminui o custo, pois não é necessário corrigir todas as falhas existentes na planta.

1.2 Objetivos

O objetivo principal do desenvolvimento desse trabalho é propor uma metodologia que a partir da matriz de correlação cruzada dos dados provenientes de uma planta industrial, auxilie na detecção das falhas deste processo, e identifique o caminho das oscilações nas malhas de controle, fornecendo uma análise visual para um melhor entendimento.

Para isso, através dos dados da matriz de correlação dos sinais provenientes do processo, é montado um grafo direcionado. Este grafo demonstra o caminho de propagação dos distúrbios entre as variáveis do processo em questão, destacando a amplitude e as defasagens dos relacionamentos.

1.3 Estrutura do Trabalho

A organização deste trabalho encontra-se disposta em 6 capítulos. No Capítulo 2 se introduz a Fundamentação Teórica, para a compreensão dos métodos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. No Capítulo 3 é apresentado um pouco sobre o *Benchmark* Tennessee Eastman, detalhando o fluxo do seu processo, as variáveis controladas e as perturbações.

A discussão da aplicação proposta é feita no Capítulo 4, detalhando desde as etapas necessárias para a obtenção dos resultados até uma análise visual das metodologias

desenvolvidas para uma melhor visualização destes resultados.

A realização dos experimentos utilizando a aplicação desenvolvida na planta Tennessee Eastman, assim como a coleta dos resultados provenientes de tais experimentos são relatadas no Capítulo 5.

Por fim, no Capítulo 6 são apresentadas as considerações finais sobre o trabalho realizado.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este Capítulo irá abordar o conteúdo necessário para o embasamento teórico, na qual é fundamental para melhor compreensão da proposta adotada neste trabalho.

2.1 Correlação Cruzada

Frequentemente é necessário determinar a natureza das dependências entre duas entidades, para isto pode ser utilizado o cálculo do coeficiente da correlação [Lathi 1998].

A função de correlação cruzada descreve as propriedades estatísticas de dois processos bi-variados estacionários [Box et al. 2008], apresentando a similaridade entre eles em diferentes níveis de tempo. Esta função é dada por duas séries temporais (x, y) , ambas com N amostras, como mostra a Equação 2.1.

$$\rho_{x,y}[k] = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \hat{x}_i \hat{y}_{i+k} \quad (2.1)$$

Na qual o atraso k pode assumir os valores $k = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$, \hat{x} e \hat{y} são derivados a partir da normalização por desvio-padrão de x e y, como mostra a Equação 2.2.

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_x} \quad (2.2)$$

Onde x_i representa o valor da observação x no instante i, \bar{x} indica a média dos valores de x e S_x corresponde ao valor do desvio-padrão. A normalização de y é feita de maneira

idêntica.

Caso as variáveis x e y possuam uma dependência linear e variem em harmonia, ou seja, se x crescer, y também irá crescer, como também se x decrescer, y também irá decrescer, o produto entre $(x - \bar{x})(y - \bar{y})$, irá dar positivo para a maioria dos valores, dessa forma $\rho_{x,y}$ irá ser positivo, variando entre $0 < \rho_{x,y} \leq 1$. Quanto mais próximo de 1 for esse coeficiente, mais semelhante são estas duas séries e caso ele seja igual a 1, diz-se que existe uma correlação linear perfeita positiva entre elas. O caso de dados relacionados deste tipo pode ser visualizado na Figura 2.1.

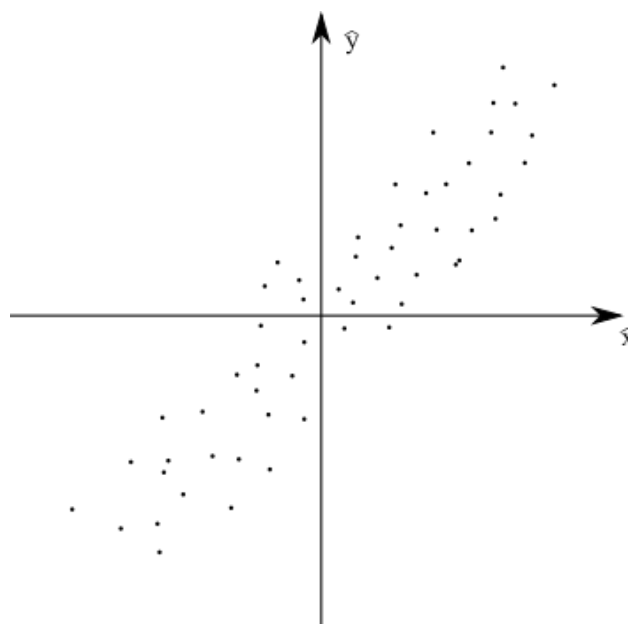


Figura 2.1: Exemplo de Correlação linear positiva

Se as variáveis x e y possuírem uma dependência linear negativa, ou seja, a variável x crescer e y decrescer, ou y crescer e x decrescer, como pode ser visualizado na Figura 2.2, o produto $(x - \bar{x})(y - \bar{y})$ será negativo para a maioria dos valores, então $\rho_{x,y}$ também irá ser negativo, e o seu valor irá variar entre $-1 \leq \rho_{x,y} < 0$. Dessa maneira, quanto mais próximo de -1, igualmente ao caso anterior, mais semelhantes são as séries, e quando esse coeficiente for igual à -1, diz-se que existe uma correlação perfeita negativa entre elas.

Se não há nenhuma relação linear entre as variáveis, como no caso da Figura 2.3 a somatória do produto entre $(x - \bar{x})(y - \bar{y})$ tenderá a zero, por exemplo, este produto poderá ser positivo ou negativo no instante i , mas no instante $i + 1$ também poderá ser igualmente positivo ou então negativo, assim, o valor de $\rho_{x,y}$ tenderá a 0.

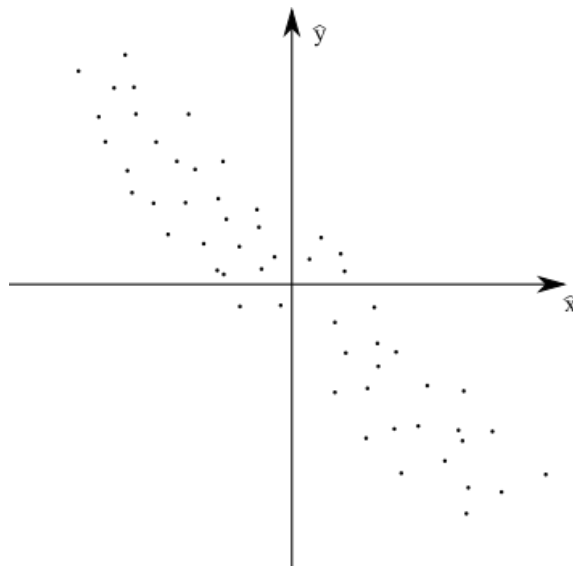


Figura 2.2: Exemplo de Correlação linear negativa

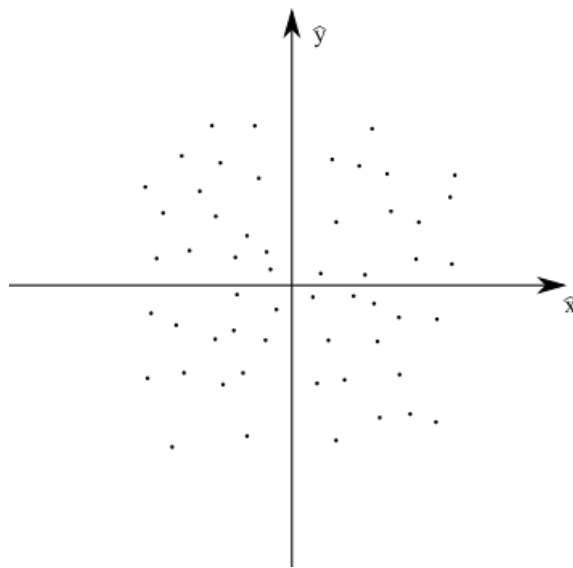


Figura 2.3: Exemplo de Correlação linear nula

Todavia, os valores extremos dificilmente são encontrados na prática, então é importante discutir como pode-se interpretar a magnitude destes coeficientes. Segundo Callegari-Jacques (2006), o coeficiente de correlação pode ser considerado da seguinte maneira:

- $\pm 1 > \rho \geq \pm 0.9$, Correlação linear muito forte;
- $\pm 0.9 > \rho \geq \pm 0.6$, Correlação linear Forte;
- $\pm 0.6 > \rho \geq \pm 0.3$, Correlação linear Regular;

- $\pm 0.3 > \rho > \pm 0$, Correlação linear fraca;

Ao possuir vários sinais para fazer a análise da similaridade uns com os outros, pode-se montar duas matrizes de correlação cruzada, para facilitar na posterior obtenção dos resultados. A primeira representa a magnitude de correlação máxima, e a segunda expõe o *delay* (atraso k) máximo. Ambos vetores bi-dimensionais expressam a semelhança, ou o atraso, do sinal que a linha simboliza pelo da coluna.

2.2 Grafos

Muitas situações podem ser convenientemente escritas na forma de diagramas consistindo de um conjunto de pontos, unidos com linhas juntando certos pares destes pontos [Bondy & Murty 2010]. A abstração matemática de situações desse tipo dá origem ao conceito de grafos.

Um grafo, G , consiste de um número finito n de elementos, denominados vértices ($V(G)$), um número finito m de elementos chamados arestas ($A(G)$) e uma função de incidência ψ , onde esta é responsável por associar cada aresta de G , a um par não ordenado de vértices de G .

Se u é uma aresta de um grafo (G), e A e B são vértices deste mesmo grafo, então sua função de incidência é $\psi_G(u) = AB$, demonstrando assim que a aresta u une os vértices A e B . Esse exemplo pode ser visualizado na Figura 2.4.

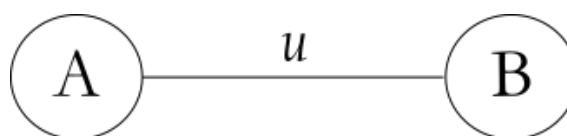


Figura 2.4: Exemplo de grafo

Como pode-se observar na Figura 2.4, os grafos são representados por diagramas, onde cada vértice é apresentado por um ponto ou círculo, e cada aresta por uma linha que conecta um par de vértices. Caso os extremos de uma aresta coincidirem, então ela também pode ser chamada de laço, do contrário é conhecida como ligação.

Em alguns casos, é necessário que as arestas do grafo possuam pesos, pois assim ele ficará mais significativo em relação a situação que está descrevendo. Estes valores podem servir para especificar distâncias, quantidade, tempo, medidas estatísticas, entre outros.

Um grafo pode ser classificado em grafos não-orientados e grafos orientados. O primeiro é aquele no qual as arestas não são direcionadas, então se existe uma aresta entre os vértices A e B, é perceptível que $\psi_G(u) = AB$ é o mesmo que $\psi_G(u) = BA$. Entretanto, se um grafo é orientado, significa que as arestas existentes nele são orientadas. Portanto, se existe uma aresta entre os vértices A e B, é evidente que $\psi_G(u) = AB$ não é semelhante à $\psi_G(u) = BA$. Um exemplo de grafos orientados pode ser visualizado na Figura 2.5.

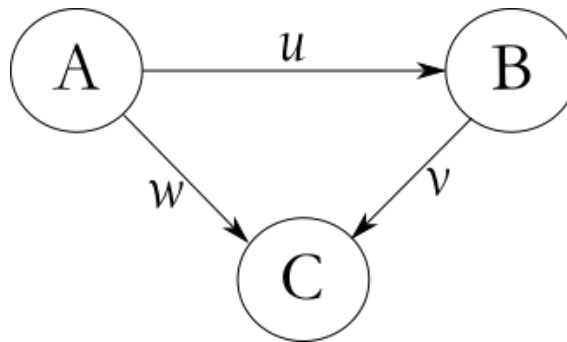


Figura 2.5: Exemplo de grafo orientado

Neste exemplo, pode-se perceber que existem três arestas com as seguintes funções de incidência: $\psi_G(u) = AB$, $\psi_G(v) = BC$ e $\psi_G(w) = AC$. Porém, é perceptível que não é pela existência de uma ligação de A para B, que existe também uma ligação de B para A.

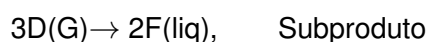
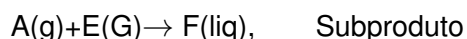
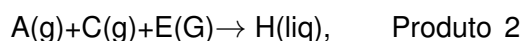
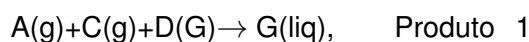
Quando é necessário representar um modelo causal, pode-se utilizar um grafo dirigido, denominado de grafo causal. Cada nó representa uma variável neste tipo de grafo, e cada aresta representa uma causa direta. Por exemplo, supondo que o grafo da Figura 2.5 é causal, então a variável A causa diretamente a variável B e C.

BENCHMARK TENNESSEE EASTMAN

3.1 Introdução

O processo Tennessee Eastman (TE), foi proposto pela Tennessee Eastman Company [Downs & Vogel 1993], como uma simulação de um processo químico real, para fins de avaliação de algoritmos de controle e monitoramento de falhas. Apesar de ser um modelo de processo antigo, o TE permanece sendo uma importante ferramenta de avaliação, teste e comparação de estudos ou validação de algoritmos [Bathelt et al. 2015]. A Figura 3.1 ilustra o fluxograma deste processo.

O objetivo desta planta é gerar os produtos G e H, e um subproduto indesejado F, a partir de quatro reagentes A, C, D e E, e um inerte B, completando no total oito componentes. As reações de formação dos produtos e subprodutos são listadas a seguir:



Essas reações ocorrem na presença de um catalisador, que se encontra na fase líquida, e é totalmente involátil. Todas as suas reações são irreversíveis e exotérmicas.

Este processo é não-linear, e possui cinco unidades de operações principais: um reator, um separador líquido-vapor, um *stripper* de produtos, um compressor de reciclo e

um condensador de produtos.

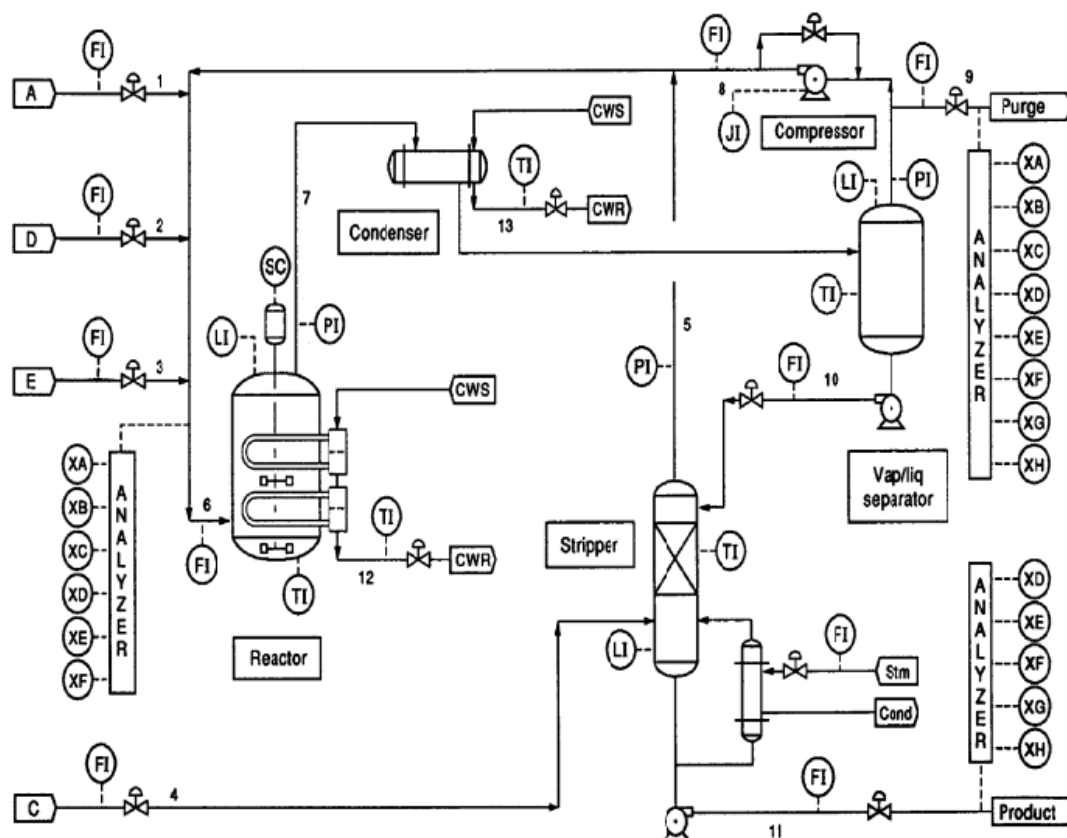


Figura 3.1: Modelo de processo utilizado. FONTE: [Downs & Vogel 1993]

Dessa forma, observa-se na Figura 3.1 que o fluxo do processo irá se iniciar com os reagentes gasosos sendo alimentados no reator, na qual este reator é equipado com uma serpentina de arrefecimento, onde circula água e um agitador com velocidade variável. Estes reagentes reagem, e seus produtos vaporizam, abandonando o reator na forma gasosa.

O produto final do reator é parcialmente resfriado através do condensador, e em seguida, alimentado para o separador vapor-líquido. O vapor existente que sai deste último é reciclado para a alimentação do reator através do compressor centrífugo, entretanto, este fluxo de reciclagem é purgado para evitar a acumulação de produto inerte e subproduto.

Os componentes condensados a partir do separador são bombeados para o *stripper*, e os reagentes ainda presentes na fase líquida são removidos utilizando uma combinação do produto C e do A no estado gasoso, e é combinado com o fluxo do produto. A corrente gasosa, que abandona o *stripper* pelo topo é rica em reagentes, sendo misturada com a

corrente de reciclo e enviada para o reator. A corrente líquida que abandona o *stripper* pela base, é constituída pelos produtos G e H e são enviados para um processo posterior, que não está incluso nesta planta.

Entretanto, pelo fato desta planta ser um pouco antiga e ela ser simulada na plataforma MATLAB, com as atualizações deste *software*, este processo não é mais compatível com as suas versões mais recentes. Por este motivo, foi utilizado uma atualização deste processo, proposta por Bathelt et al. (2015). Então, com esta versão, pode-se fazer a simulação desta planta a quantidade de horas desejada, na qual a cada hora será representada por 100 amostras de tempo.

3.2 Variáveis do processo

O processo original Tennessee Eastman, possui 41 variáveis de medições, porém 19 entre elas são variáveis de composição medidas a cada 360s, sendo estas ignoradas, e as outras 22 são variáveis de processo (também chamadas de PV) medidas a cada 36s. Este processo também possui 12 variáveis manipuladas. Todas estas medições são baseadas no processo químico real.

Porém na planta modificada que foi utilizada, foram adicionadas 32 variáveis de processo, que foram ignoradas neste estudo, pois o intuito é só utilizar as variáveis originais do processo.

Com isso, na Tabela 3.1 pode ser visto as variáveis de medição utilizadas e na Tabela 3.2, as variáveis manipuladas.

Tabela 3.1: Variáveis de Medição de processo utilizadas. FONTE: [Downs & Vogel 1993]

Nº	Description
1	A feed
2	D feed
3	E feed
4	A and C feed
5	Recycle flow
6	Reactor feed rate
7	Reactor pressure
8	Reactor level
9	Reactor temperature
10	Purge rate
11	Product separator temperature
12	Product separator level
13	Product separator pressure
14	Product separator underflow
15	Stripper level
16	Stripper pressure
17	Stripper underflow
18	Stripper temperature
19	Stripper steam flow
20	Compressor work
21	Reactor cooling water outlet temperature
22	Separator cooling water outlet temperature

Tabela 3.2: Variáveis do processo manipuladas. FONTE: [Downs & Vogel 1993]

Nº	Description
1	D feed flow
2	E feed flow
3	A feed flow
4	A and C feed flow
5	Compressor recycle valve
6	Purge valve
7	Separator pot liquid flow
8	Stripper liquid product flow
9	Stripper steam valve
10	Reactor cooling water flow
11	Condenser cooling water flow
12	Agitator speed

3.3 Distúrbios

A planta original TE, possui 20 falhas que podem ser introduzidas na planta no momento em que o usuário determinar. Na planta modificada que foi utilizada, foram adicionados 8 distúrbios, porém estes foram ignorados. As perturbações originais podem ser visualizadas na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Distúrbios originais do processo. FONTE: [Downs & Vogel 1993]

Nº	Description	Type
1	A/C feed ratio, B composition constant	Step
2	B composition, A/C ratio constant	Step
3	D feed temperature	Step
4	Reactor cooling water inlet temperature	Step
5	Condenser cooling water inlet temperature	Step
6	A feed loss	Step
7	C header pressure loss - reduced availability	Step
8	A, B, C feed composition	Random variation
9	D feed temperature	Random variation
10	C feed temperature	Random variation
11	Reactor cooling water inlet temperature	Random variation
12	Condenser cooling water inlet temperature	Random variation
13	Reaction kinetics	Slow drift
14	Reactor cooling water valve	Sticking
15	Condensor cooling water valve	Sticking
16	Unknown	Unknown
17	Unknown	Unknown
18	Unknown	Unknown
19	Unknown	Unknown
20	Unknown	Unknown

ABORDAGEM PROPOSTA

Neste capítulo é apresentada a metodologia utilizada para o desenvolvimento da proposta sugerida para este trabalho de conclusão de curso, assim como a análise visual desse método.

4.1 Proposta

Este trabalho traz a ideia de integrar as técnicas científicas abordadas no embasamento teórico (Capítulo 2), com o intuito de estudar e desenvolver ferramentas visuais que auxiliem no processo de detecção de falhas, na análise detalhada do caminho de propagação desses distúrbios, assim como também o diagnóstico da sua causa-raiz.

O fluxograma da proposta é resumido na Figura 4.1, onde pode ser observado que o fluxo inicia pelas matrizes de correlação calculadas a partir dos sinais provenientes de sensores que fazem o monitoramento das variáveis do processo. Com essas matrizes pode-se extrair características relevantes, a fim de verificar quais destes sinais tem similaridades entre si e qual é a assimetria temporal entre eles.

Antes de calcular as matrizes de correlação, as variáveis do processo são primeiramente pré-processadas com as seguintes etapas:

- Inicialmente é utilizado o método da média móvel exponencial (*Exponential Moving Average* ou EMA), com o intuito de suavizar as oscilações das variáveis;

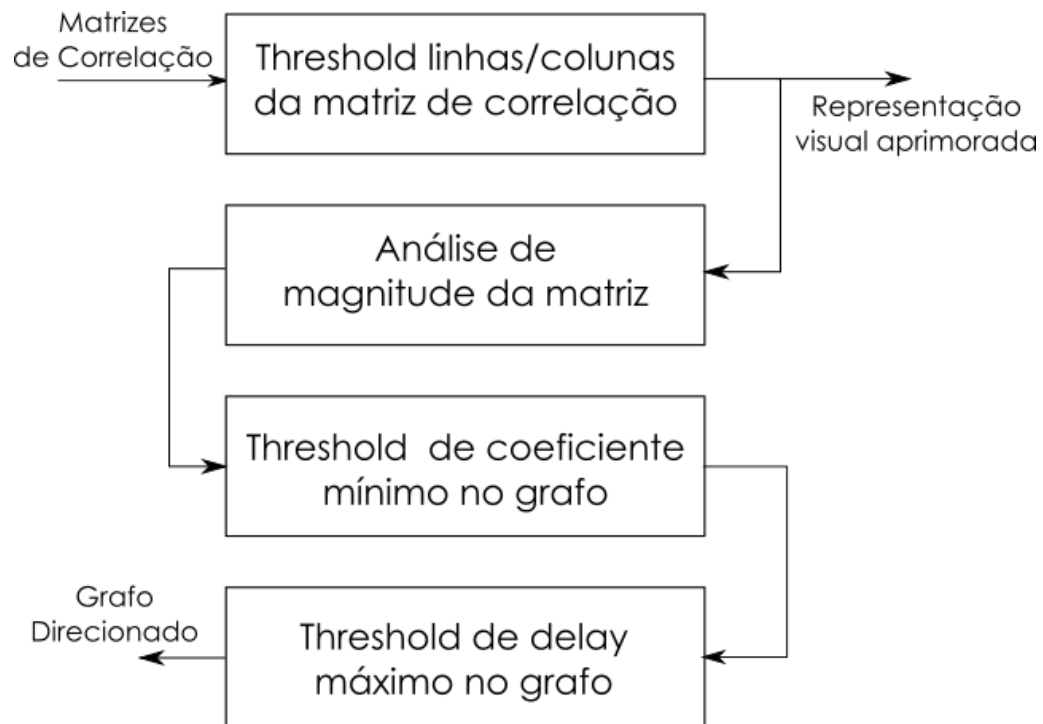


Figura 4.1: Fluxograma que representa as etapas abordadas na proposta.

- Logo após, é realizado a normalização do resultado obtido no passo anterior, utilizando o método de normalização por desvio-padrão.

Sendo assim, ao calcular as matrizes dos coeficientes (M) e dos *delays* (D) da correlação cruzada das variáveis do processo, elas irão ser quadradas, onde o elemento $m_{i,j}$ da primeira, indica a maior magnitude de correlação do sinal i com o sinal j , e o elemento $d_{i,j}$ do segundo vetor bi-dimensional exibi o atraso da correlação máxima entre esses mesmos sinais.

Além disso, é necessário levar em consideração as seguintes características dessas matrizes:

- A dimensão das matrizes será igual a quantidade de sinais utilizados do processo;
- Com o objetivo de identificar a origem do distúrbio, ou seja, qual distúrbio irá ser mais influente no outro, utilizou o método do janelamento positivo, onde é sugerido analisar a magnitude de correlação de um sinal com outro a partir do *delay* 0, dessa forma $m_{i,j} \neq m_{j,i}$, portanto as matrizes não são simétricas;
- A matriz de magnitude terá os elementos de sua diagonal principal igual a um, pois a correlação cruzada de um sinal com ele mesmo, ou seja, dois sinais idênticos, é máxima no instante de tempo igual à zero, então a matriz dos *delays* terá os

elementos de sua diagonal principal igual a zero. Entretanto, apesar de ser um coeficiente alto em um tempo mínimo, esses dados não irão ser analisados pois o objetivo deste trabalho é analisar a influência de sinais em relação a outros ao longo do tempo.

Dessa maneira, ao iniciar o fluxo da proposta, como é mostrado na Figura 4.1, é analisado os elementos da matriz de magnitude, e as linhas e colunas que apresentarem todos os elementos abaixo de um parâmetro denominado por "threshold linhas/colunas da matriz de correlação", serão excluídas. Em seguida, a linha ou coluna respectiva na matriz dos *delays* também será excluída. Sendo assim, as matrizes resultantes poderão não ser quadradas, porém irão ser mais significativas, evitando assim que sinais irrelevantes mascarem outros com maior importância.

Com isso, é obtido as matrizes de correlação em tons de cinza que foi denominada como representação visual aprimorada.

A tarefa de construir o grafo se torna mais rápida, após a obtenção da representação visual aprimorada das matrizes de correlação, de tal forma que os vértices do grafo serão as variáveis do processo correspondentes às linhas e colunas que se mantiveram na matriz.

Dessa forma, a próxima etapa da proposta é a "análise de magnitude da matriz", onde é verificado o maior valor absoluto entre $m_{i,j}$ e $m_{j,i}$.

Com o valor resultante desta comparação a etapa subsequente é verificar se ele é maior do que o "threshold de coeficiente mínimo no grafo". Caso afirmativo, a fase posterior é analisar se o seu elemento equivalente na matriz dos *delays*, é menor do que o "threshold de delay máximo no grafo". Todos esses três "threshold's são parâmetros informados pelo usuário.

Após verificar que as etapas acima estão corretas, conclui-se que existirá uma aresta direcionada entre dois vértices. Por exemplo, caso o elemento $m_{i,j}$ da matriz de magnitude seja o maior, e tanto este quanto o $d_{i,j}$ da matriz dos *delays* satisfaçam as condições com os seus respectivos *threshold's*, conclui-se que existirá uma aresta do vértice i para o vértice j , em que o peso desta aresta será $m_{i,j}$ e $d_{i,j}$.

É bastante importante a escolha do valor do *threshold*. Ao utilizá-los para limitar o valor dos coeficientes, este parâmetro retira todos os dados que não possuem similaridade significativa entre si para esta abordagem. No outro caso, é para limitar a defasagem máxima, evitando assim sinais que influenciam outros após um instante de tempo muito longo, o que não é relevante para esta análise.

Ao final dessas etapas, com o grafo ilustrado, a provável causa raiz será o primeiro nó do grafo (nó raiz), ou seja, aquele vértice em que não existem arestas chegando nele. E o caminho de propagação será dado pelos nós sucessivos, após o vértice raiz.

4.2 Análise visual

Para facilitar o desenvolvimento e tornar a análise visual mais intuitiva, foram utilizados as seguintes tecnologias: o *software* MATLAB (do inglês *Matrix Laboratory*) na geração e manipulação das matrizes de correlação, e a biblioteca JointJS, desenvolvida na linguagem HTML 5 com Javascript, para a criação dos grafos.

Nas subseções seguintes, uma explicação detalhada sobre a interpretação das matrizes de correlação e do grafo é feita.

4.2.1 Matriz de Correlação

Uma maneira simples de analisar simultaneamente a associação entre as variáveis é obtendo a matriz de correlação, na qual cada elemento é a correlação máxima da variável da linha em relação ao da coluna.

Os valores da matriz dos coeficientes da correlação cruzada estão normalizados entre -1 e 1 , e conforme já foi abordado na Subseção 2.1, quanto mais próximo o valor da magnitude se aproxima de um desses dois valores, mais semelhantes são os sinais analisados.

A matriz dos *delays* possui seus valores entre 0 e k , na qual k é uma janela máxima dada pelo usuário. Porém, como este é o valor em que um sinal se defasará para encontrar a correlação máxima com o outro, valores pequenos serão mais satisfatórios.

Como exemplo, obteve-se cinco séries temporais com 50 amostras cada, provenientes de dados aleatórios, na qual suas matrizes de magnitude e *delay* podem ser visualizadas nas Matrizes 4.1 e 4.2, respectivamente.

$$\begin{vmatrix} 1.00 & -0.64 & -0.73 & -0.60 & -0.67 \\ -0.64 & 1.00 & 0.96 & 0.64 & 0.91 \\ -0.61 & 0.96 & 1.00 & 0.63 & 0.86 \\ -0.47 & 0.58 & 0.62 & 1.00 & 0.51 \\ -0.71 & 0.91 & 0.91 & 0.61 & 1.00 \end{vmatrix} \quad (4.1)$$

$$\begin{vmatrix}
 0.00 & 13.00 & 13.00 & 14.00 & 10.00 \\
 6.00 & 0.00 & 0.00 & 9.00 & 0.00 \\
 0.00 & 0.00 & 0.00 & 4.00 & 0.00 \\
 15.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\
 15.00 & 2.00 & 11.00 & 16.00 & 0.00
 \end{vmatrix} \quad (4.2)$$

Analisando o exemplo acima, percebe-se que os valores absolutos da magnitude da correlação compreendem uma faixa entre 0.47 e 0.96. Já a segunda matriz, nota-se os *delays* abordam uma faixa entre 0 e 16.

Entretanto, observa-se que apesar de ser uma matriz com uma dimensão pequena, pelo fato dos valores estarem desordenados, está análise se torna um pouco confusa para ser realizada. Ainda, se houver mais sinais, a matriz de correlação irá ter uma dimensão maior, o que irá dificultar ainda mais a posterior análise.

Por este motivo, foi escolhido o "*threshold* linhas/colunas da matriz de correlação" igual a 0.6, pois a partir deste valor a correlação linear irá ser forte, obtendo assim a representação visual aprimorada dessas matrizes. A Matriz 4.1 é equivalente a Figura 4.2, e a Matriz 4.2 é correspondente a Figura 4.3.

Examinando a Figura 4.2, constata-se que:

- Os índices das linhas e colunas representam as variáveis do processo;
- Quanto mais próximo o valor absoluto da magnitude se aproxima de 1, mais escura é a célula do elemento;
- O rótulo dos valores positivos é branco, enquanto o rótulo dos valores negativos é preto.

Ao fazer uma análise na Figura 4.3, percebe-se que:

- Assim como na matriz anterior, os índices das linhas e colunas representam as variáveis do processo;
- Quanto maior é o valor do *delay*, mais escura é a célula do elemento.

É observado nas Matrizes 4.1 e 4.2 que não existe nenhuma linha ou coluna completa com uma correlação linear abaixo 0.6, e por este motivo, nada foi excluído nas Figuras 4.2 e 4.3.

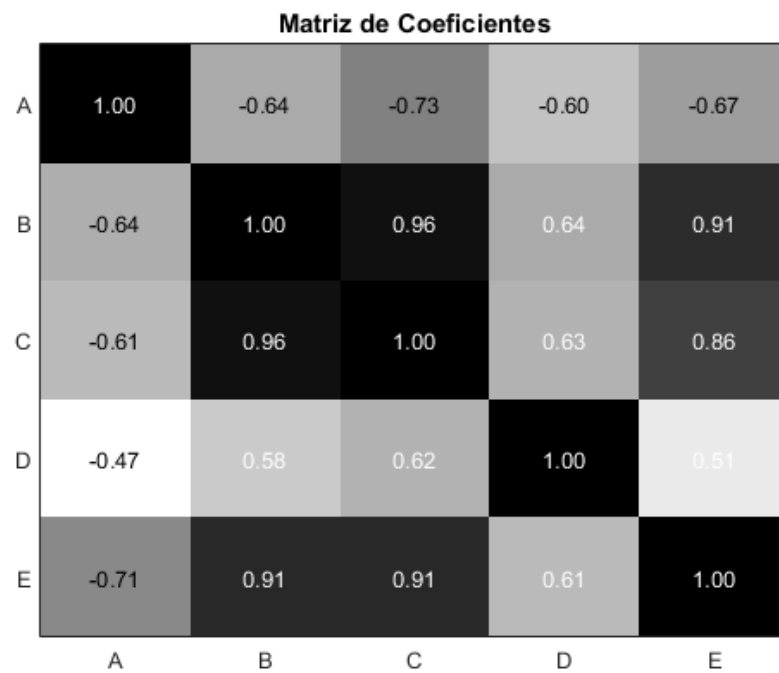
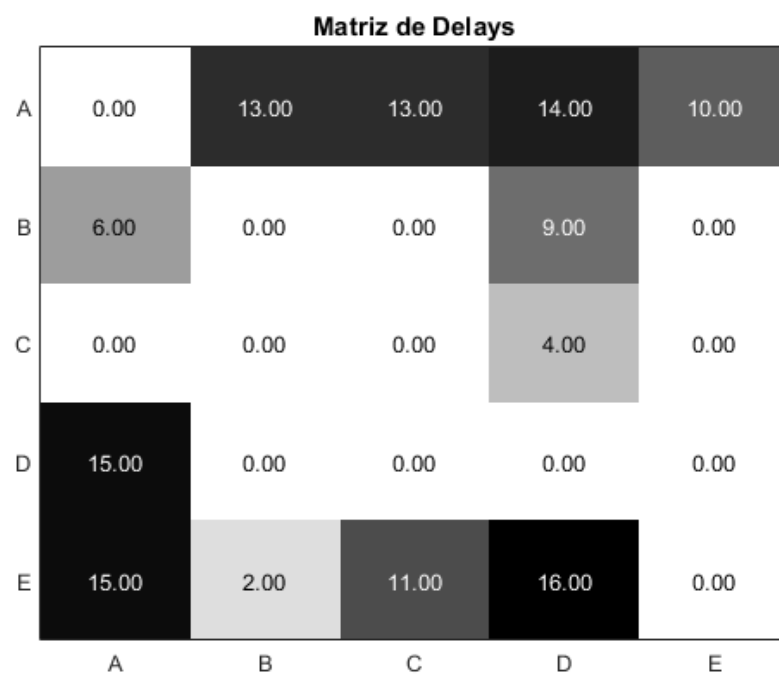


Figura 4.2: Representação visual aprimorada da matriz dos coeficientes

Figura 4.3: Representação visual aprimorada da matriz dos *Delays*

Ao utilizar um ”*threshold* linhas/colunas da matriz de correlação” igual a 0.7, foi obtido a representação visual aprimorada da matriz de magnitude e *delay* mostradas nas Figuras 4.4 e 4.5.

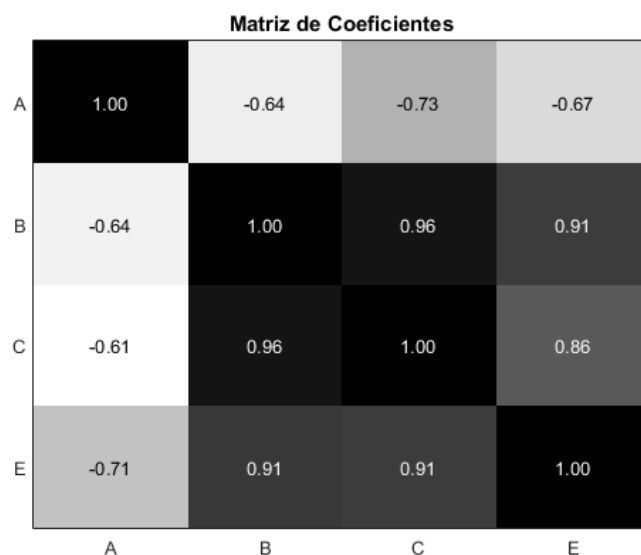


Figura 4.4: Representação visual aprimorada da matriz dos coeficientes com o *threshold* igual a 0.7

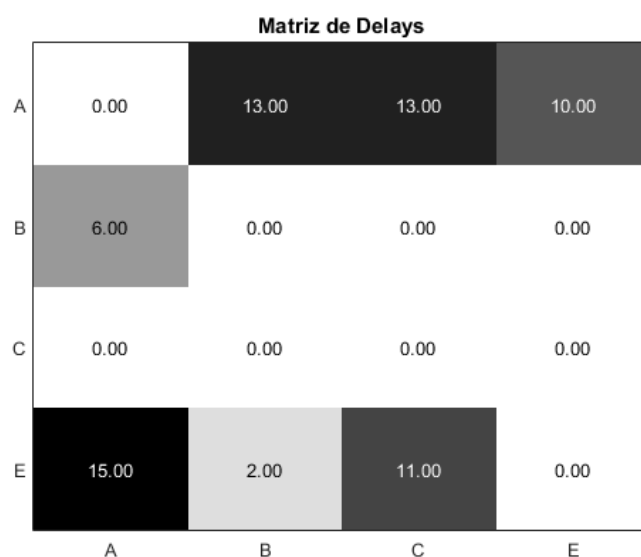


Figura 4.5: Representação visual aprimorada da matriz dos *Delays* com o *threshold* igual a 0.7

Nesses resultados obtidos, percebe-se que a linha e coluna da variável D foram excluídas por não possuírem nenhum elemento acima ou igual à 0.7. Porém, foi utilizado o resultado obtido com o *threshold* igual a 0.6 para as etapas posteriores, pois como foi dito anteriormente, segundo Callegari-Jacques (2006), a partir deste valor a correlação linear é forte.

4.2.2 Grafo

Para simplificar o trabalho na detecção de falhas, da análise detalhada do caminho de propagação, como também o diagnóstico da causa raiz do processo, foi desenvolvido o grafo causal a partir das matrizes de correlação, para uma representação gráfica das variáveis do processo.

Após fazer a análise de magnitude da matriz obtida na Subseção 4.2.1 (Figura 4.2), e aplicando um "*threshold* de coeficiente mínimo no grafo" igual a 0.6, e nenhum "*threshold* de *delay* máximo no grafo", pode ser visualizado o resultado alcançado na Figura 4.6.

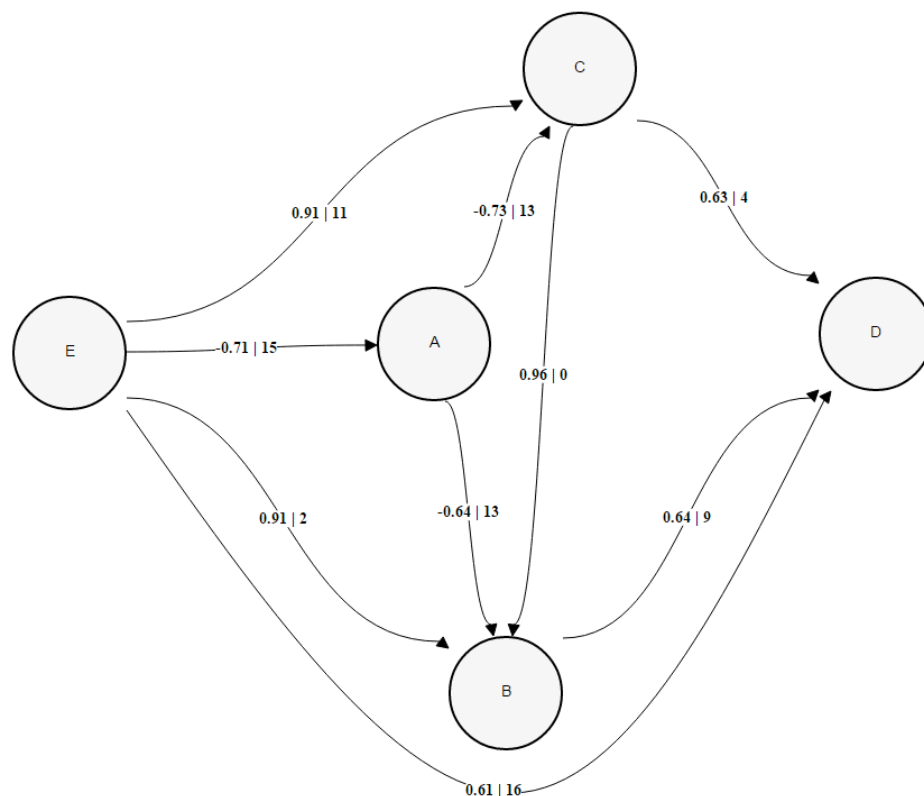


Figura 4.6: Representação do grafo causal das matrizes das Figuras 4.1 e 4.2 sem o terceiro *threshold*

Os vértices deste grafo são representados por círculos, no qual cada círculo é identificado pela seu sinal correspondente. O peso das arestas é formado por dois elementos, o primeiro especifica a magnitude da correlação, e o segundo o *delay*.

Observa-se que o nó raiz é o E, que faz ligação com todos os outros nós, dessa forma, caso os dados sejam de variáveis obtidas em um processo industrial, o distúrbio em E irá gerar diretamente as outras perturbações, apesar que pelo percurso $E \rightarrow B \rightarrow D$ a propagação do distúrbio em D será mais rápida.

Dessa forma, de acordo com essa análise foi aplicado um *threshold*, eliminando todas as arestas com o *delay* maior que 15 amostras, pois como neste caso as séries temporais geradas possuem 50 amostras cada, atrasos acima desse valor já podem ser desprezados. O grafo com este resultado pode ser visualizado na Figura 4.7.

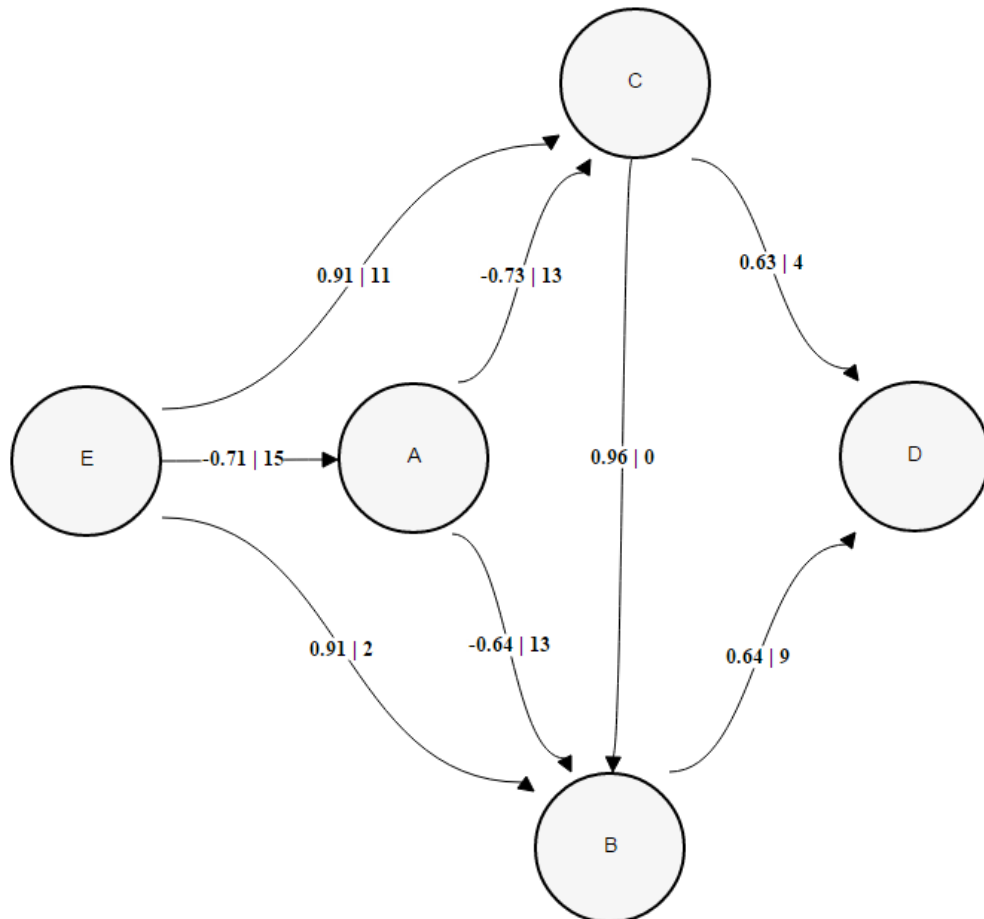


Figura 4.7: Representação do grafo causal das Matrizes 4.1 e 4.2 com o terceiro *threshold*

Na Figura 4.7, observa-se que neste grafo houve a ausência da aresta entre os nós E e D, permanecendo nele propagações de distúrbios com o atraso menor ou igual a

15. Entretanto, percebe-se que é necessário ter prudência no momento da decisão deste *threshold*, pois caso o valor escolhido fosse 14, a aresta direcionada de E para A também teria sido excluída, tornando o vértice A um nó raiz, porém, esta análise poderia comprometer os resultados. Por este motivo, é importante primeiramente analisar as ligações existentes no grafo, e com o conhecimento prévio obtido do processo que o grafo está representando, observar quais ligações podem ser excluídas que não comprometam o resultado alcançado.

RESULTADOS

Para a coleta dos resultados, a elaboração de experimentos se fez necessária, e neles foi utilizada a *Benchmark Tennessee Eastman* (especificada no Capítulo 3), simulada em 48 horas, ou seja, foi coletado 4800 amostras temporais das 34 variáveis do processo.

Desta forma, este capítulo fornece detalhes dos resultados obtidos, assim como a forma em que eles foram adquiridos.

5.1 Experimento Simulado

Para a situação simulada neste experimento, aplicou-se uma falha em degrau na temperatura da água de entrada de resfriamento do reator (*Reactor cooling water inlet temperature*) em cerca de 25 horas de simulação, ou seja após 2500 observações. O resultado das 34 variáveis do processo, após o pré-processamento, pode ser analisado na Figura 5.1, na qual as 12 primeiras são as variáveis manipuladas (Tabela 3.2) e as próximas 22 são as variáveis de medições (Tabela 3.1).

Na Figura 5.1, em algumas variáveis do processo, é visível a diferença da situação normal, que aconteceu no início da simulação, do momento em que ocorreu a perturbação externa, pois o sinal de controle muda rapidamente, voltando para o seu *set-point* logo em seguida. Também percebe-se que existem 3 sinais estáticos, a válvula de reciclo do compressor (*Compressor recycle valve*, PV 5), a válvula de vapor do stripper (*Stripper steam valve*, PV 9) e a velocidade do agitador (*Agitator speed*, PV 12), na qual todos eles

são variáveis manipuladas.

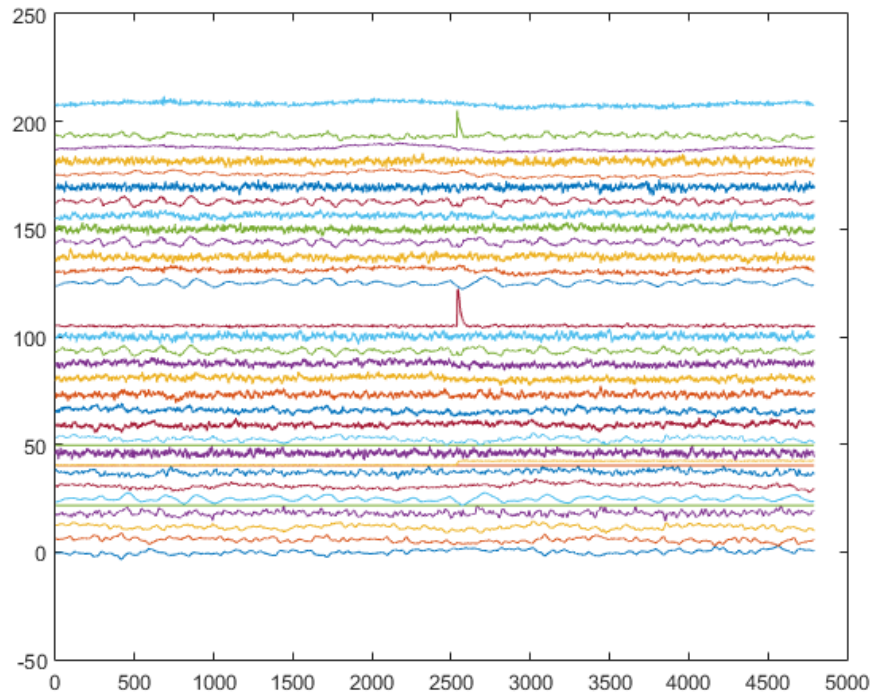


Figura 5.1: Sinais obtidos do processo com a falha 4 ligada em 25 horas.

Fazendo um estudo mais detalhado desta falha, é de conhecimento que o reator contém elementos na fase líquida e vapor, na qual é assumido que eles estão em equilíbrio. Entretanto, reações exotérmicas acontecem nesta unidade de operação, ocorrendo um excesso de calor que é removido pela água de arrefecimento. Com isso, a falha é aplicada nesta água de resfriamento do reator, modificando a sua temperatura.

Desta forma, a representação visual aprimorada da matriz de magnitude e de *delay* dessas séries temporais, podem ser examinadas nas Figuras 5.2 e 5.3, respectivamente. Onde foi utilizado o primeiro *threshold* igual a 0.6 e a janela máxima igual a 1000.

Analisando estas matrizes, percebe-se que muitas variáveis do processo foram excluídas por não possuírem uma correlação linear forte com nenhuma outra variável. Porém, mesmo assim ainda possuem diversos sinais com uma correlação linear regular ou até mesmo fraca uns com os outros. Então, por este motivo o segundo *threshold* aplicado para analisar este experimento foi igual a 0.6, e se obteve três grafos, que podem ser analisados nas Figuras 5.4, 5.5 e 5.6.

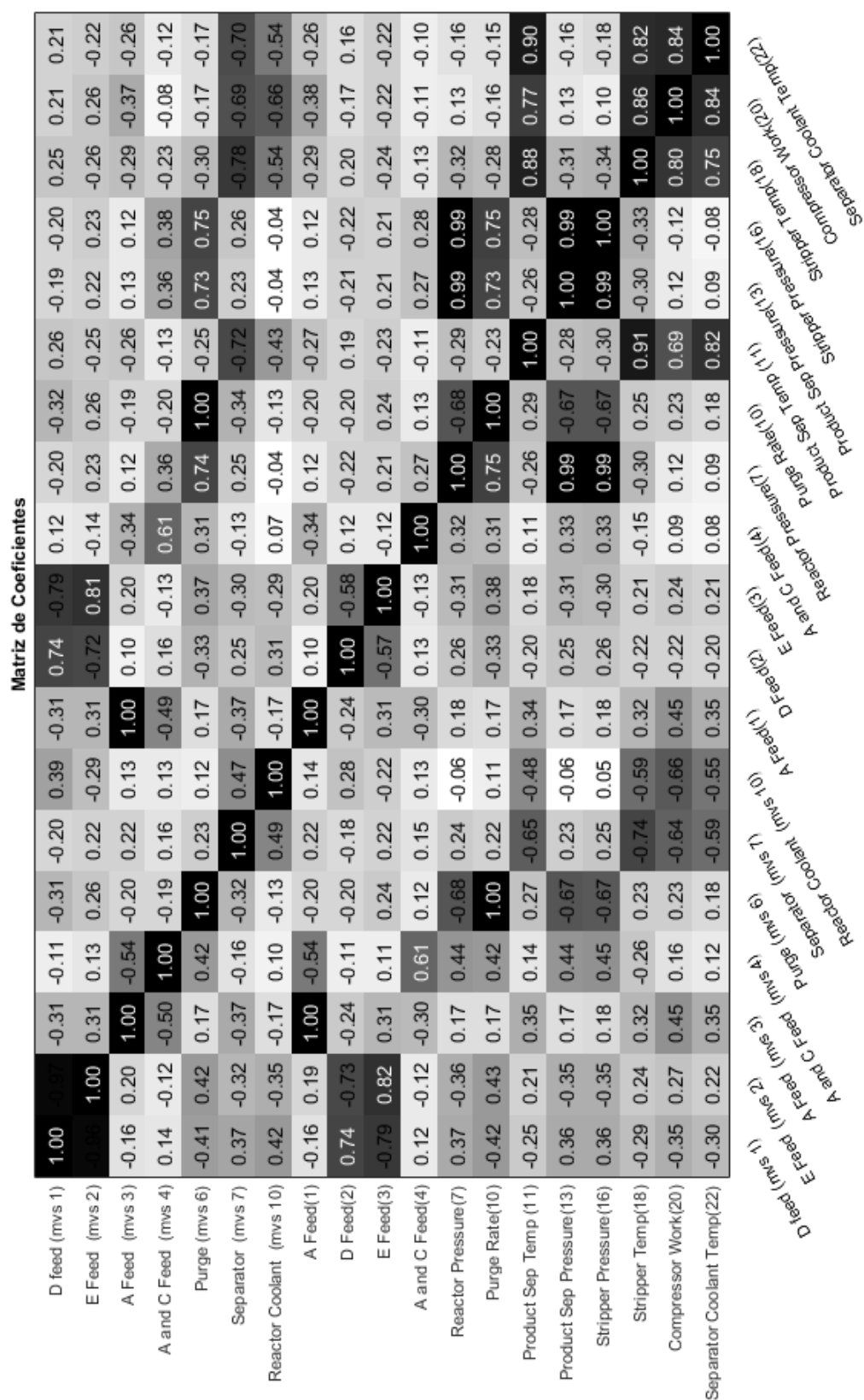


Figura 5.2: Representação visual aprimorada da matriz de magnitude.

Matriz de Delays																			
	D feed (mvs 1)	E Feed (mvs 2)	A and C Feed (mvs 3)	Separator (mvs 4)	Purge (mvs 6)	Reactor Coolant (mvs 7)	A Feed(1)	D Feed(2)	E Feed(3)	A and C Feed(4)	Reactor Pressure(7)	Purge Rate(10)	Product Sep Temp (11)	Stripper Pressure(13)	Stripper Temp(18)	Compressor Work(20)	Separator Coolant Temp(22)		
D feed (mvs 1)	0.00	3.00	124.00	389.00	0.00	371.00	0.00	124.00	0.00	3.00	171.00	0.00	0.00	430.00	0.00	0.00	417.00	548.00	439.00
E Feed (mvs 2)	0.00	0.00	123.00	386.00	0.00	365.00	0.00	123.00	0.00	0.00	125.00	0.00	0.00	427.00	0.00	0.00	375.00	1000.00	431.00
A Feed (mvs 3)	0.00	0.00	0.00	5.00	988.00	649.00	338.00	0.00	376.00	0.00	6.00	941.00	988.00	187.00	937.00	935.00	354.00	303.00	352.00
A and C Feed (mvs 4)	539.00	542.00	0.00	0.00	516.00	226.00	697.00	0.00	534.00	678.00	0.00	0.00	515.00	474.00	0.00	0.00	0.00	526.00	526.00
Purge (mvs 6)	25.00	31.00	98.00	30.00	0.00	45.00	746.00	100.00	28.00	29.00	32.00	35.00	0.00	52.00	35.00	35.00	37.00	358.00	99.00
Separator (mvs 7)	423.00	425.00	486.00	126.00	88.00	0.00	67.00	487.00	431.00	426.00	122.00	13.00	89.00	29.00	13.00	13.00	24.00	114.00	72.00
Reactor Coolant (mvs 10)	205.00	432.00	371.00	0.00	776.00	116.00	0.00	370.00	378.00	426.00	0.00	827.00	776.00	0.00	828.00	829.00	0.00	31.00	21.00
A Feed(1)	0.00	0.00	0.00	5.00	988.00	653.00	338.00	0.00	376.00	0.00	6.00	942.00	988.00	189.00	937.00	935.00	351.00	304.00	352.00
D Feed(2)	1.00	3.00	119.00	274.00	0.00	362.00	0.00	119.00	0.00	3.00	120.00	0.00	0.00	429.00	0.00	0.00	396.00	1000.00	449.00
E Feed(3)	0.00	1.00	105.00	377.00	0.00	359.00	0.00	104.00	0.00	0.00	130.00	0.00	0.00	367.00	0.00	0.00	368.00	471.00	438.00
A and C Feed(4)	815.00	823.00	0.00	0.00	966.00	338.00	698.00	0.00	533.00	671.00	0.00	0.00	969.00	422.00	0.00	0.00	0.00	725.00	535.00
Reactor Pressure(7)	71.00	76.00	47.00	7.00	50.00	2.00	170.00	47.00	78.00	74.00	8.00	0.00	50.00	8.00	0.00	0.00	4.00	2.00	36.00
Purge Rate(10)	25.00	31.00	99.00	30.00	0.00	45.00	747.00	100.00	29.00	29.00	30.00	35.00	0.00	51.00	35.00	34.00	37.00	360.00	99.00
Product Sep Temp (11)	318.00	907.00	429.00	936.00	50.00	0.00	79.00	419.00	717.00	454.00	99.00	7.00	50.00	0.00	7.00	7.00	0.00	88.00	2.00
Product Sep Pressure(13)	70.00	75.00	47.00	7.00	49.00	2.00	174.00	48.00	79.00	73.00	8.00	0.00	49.00	8.00	0.00	0.00	4.00	2.00	36.00
Stripper Pressure(16)	72.00	77.00	47.00	6.00	49.00	2.00	53.00	47.00	79.00	75.00	8.00	0.00	49.00	9.00	0.00	0.00	4.00	3.00	37.00
Stripper Temp(18)	322.00	908.00	416.00	7.00	56.00	0.00	82.00	408.00	705.00	691.00	5.00	0.00	56.00	4.00	0.00	0.00	0.00	86.00	7.00
Compressor Work(20)	180.00	227.00	300.00	681.00	593.00	86.00	0.00	300.00	209.00	223.00	785.00	0.00	592.00	0.00	0.00	97.00	48.00	0.00	0.00
Separator Coolant Temp(22)	307.00	308.00	352.00	696.00	643.00	7.00	61.00	350.00	628.00	366.00	717.00	47.00	641.00	0.00	66.00	183.00	0.00	0.00	0.00

Figura 5.3: Representação visual aprimorada da matriz dos *delays*.

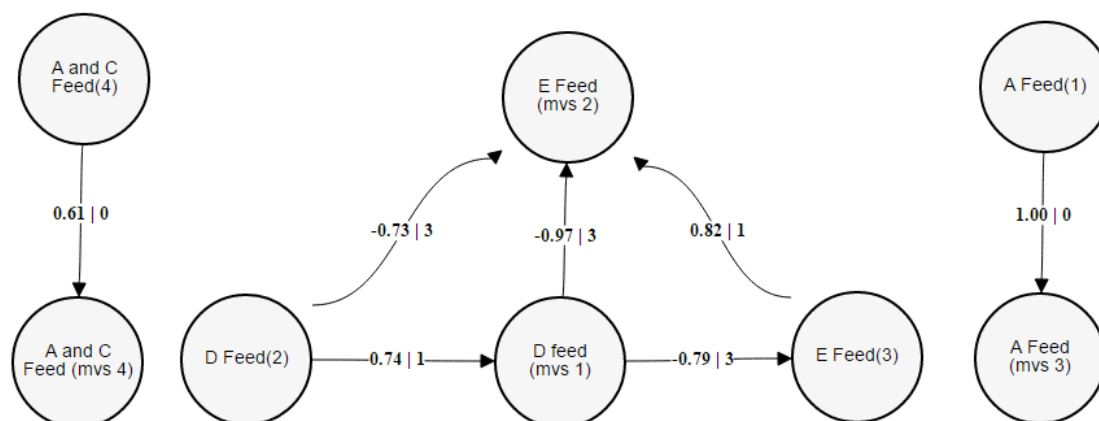


Figura 5.4: Primeiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.

Na Figura 5.4, percebe-se que tanto as variáveis de medição quanto as variáveis manipuladas dos reagentes de entrada do processo se agruparam no mesmo grafo, indicando que existe um relacionamento entre elas. Observando os *delays* desse sistema, verifica-se que ele acontece rapidamente, tendo em vista que seu atraso máximo é 3 amostras, e se for passar isso para intervalo de tempo, obtém-se 0.03 horas, ou 108 segundos.

Com o conhecimento obtido do processo, sabe-se que existe uma proporção na alimentação entre os reagentes A e C. Dessa forma, ao analisar o grafo da Figura 5.4 constata-se que as variáveis que representam estes reagentes se mantiveram ligadas entre si, e separadas das demais, percebendo assim que elas não possuem uma relação linear forte com estas outras. Além disso, o coeficiente de correlação linear entre estas variáveis é positivo e alto, e o *delay* igual a zero. Dessa forma, essa análise é satisfatória pelo conhecimento do processo que se possui.

Observando o outro bloco do grafo da Figura 5.4, percebe-se que a magnitude de correlação linear é positiva entre as variáveis que representam o mesmo reagente, porém este coeficiente é negativo nas ligações que as variáveis representam reagentes diferentes. Isso demonstra que estas entradas possuem uma dependência linear negativa.

No grafo da Figura 5.5, observa-se que as variáveis que estão sendo representadas nele são as da pressão e da *purge*.

Ao analisar a Figura 3.1, observa-se que na *purge* é por onde irá ser excluído do processo os produtos indesejados (o produto inerte B e o subproduto F). Então ao excluí-los, esse componente irá afetar diretamente a pressão dos outros elementos da planta, pois ele irá alterar rapidamente o fluxo do produto existente no processo. Com isso, percebe-se que na Figura 5.5, a variável que representa o *purge* está influenciando a pressão das

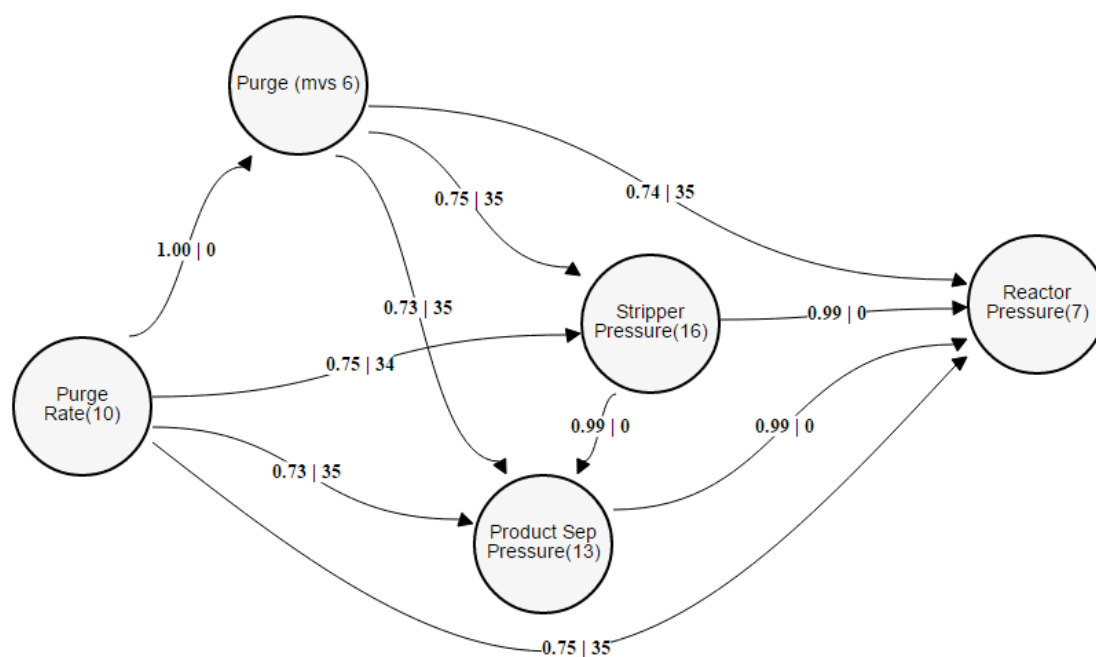


Figura 5.5: Segundo grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.

outras unidades principais da planta que estão sendo medidas (separador, *stripper* e reator), como também constata-se que a magnitude de correlação entre essas variáveis é alta e positiva, demonstrando uma dependência positiva entre elas.

Verificando os *delays* desse grafo, nota-se que ele é mais lento que o grafo da Figura 5.4, pois o seu atraso máximo é de 35 amostras. Ao converter isso para intervalo de tempo é obtido 0.35 horas, ou 1260 segundos. Porém, pelo fato de ter sido utilizado a janela máxima igual a 1000 amostras, este número ainda pode ser considerado pequeno.

Examinando o grafo da Figura 5.6, observa-se que a água de resfriamento do reator, onde se aplicou o distúrbio externo, está gerando diretamente a perturbação situada no compressor, então ao analisar a Figura 3.1, constata-se que o fluxo do produto que sai do compressor irá para o reator, confirmando o relacionamento entre eles. Verificando a magnitude da correlação entre esses dois sinais, percebe-se que eles possuem uma dependência linear negativa.

Além disso, é observado na Figura 5.6, que o separador influencia os distúrbios na temperatura do *stripper*, na temperatura do produto do separador, na temperatura da água de resfriamento do separador e no trabalho do compressor. Com o conhecimento adquirido, sabe-se que o fluxo do processo que chegará no separador, uma parte sairá para o *stripper* e outra para o compressor, constatando que existe uma relação entre es-

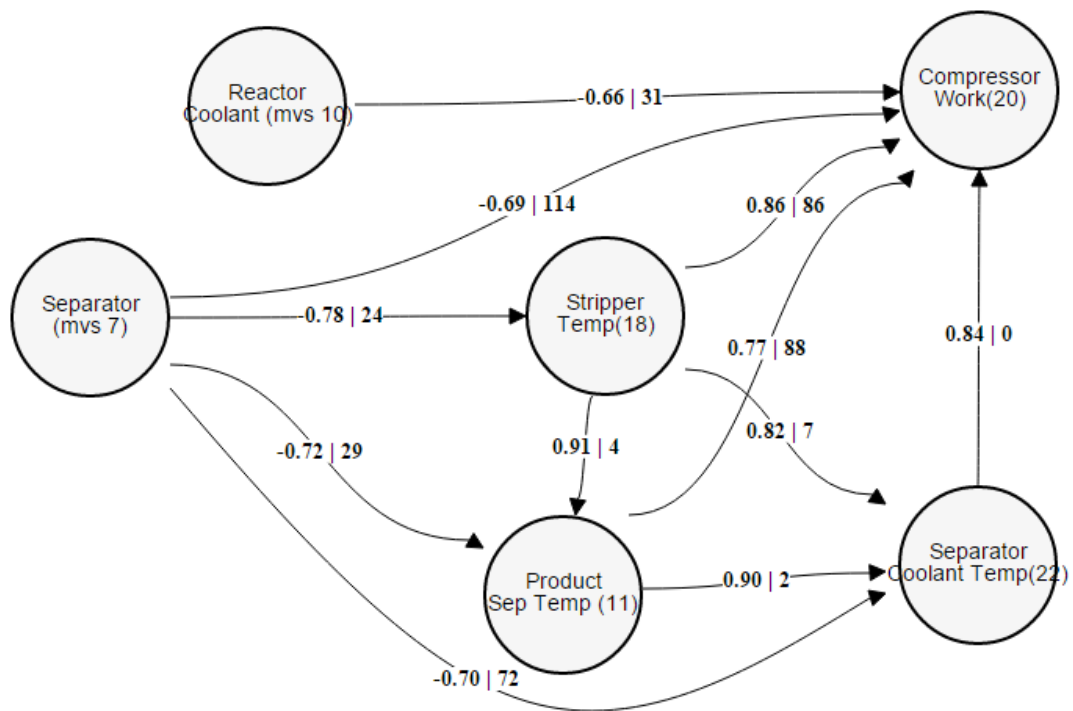


Figura 5.6: Terceiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada.

nas unidades de operação. Observando a magnitude de correlação entre esses sinais, percebe-se que são altas, porém nesse sistema existe tanto dependência linear positiva quanto negativa.

Ao analisar os *delays* do grafo da Figura 5.6, percebe-se que esse sistema é muito mais lento que os dois mostrados anteriormente, no qual o atraso máximo dele é 114 amostras. Ao converter isso para intervalo de tempo, obtêm-se 1.14 horas, ou 4104 segundos. Isso é devido a dinâmica das variáveis de temperatura serem mais lentas. Dessa forma, após analisarmos este grafo, verifica-se que é necessário limitar a sua defasagem máxima, pois como uma perturbação pode ser gerada por vários caminhos, existem comunicações que geram esta oscilação mais rapidamente. Com isso, foi aplicado o terceiro *threshold* igual a 70.

Como os dois primeiros grafos possuem um atraso máximo pequeno, eles não foram alterados, então o resultado do grafo da Figura 5.6 com o *threshold* pode ser analisado na Figura 5.7.

Observando o grafo da Figura 5.7, percebe-se que ele está mais simplificado, não contendo ligações com os altos *delays*, com isso pode-se analisar de uma forma mais satisfatória a propagação do distúrbio neste bloco do sistema.

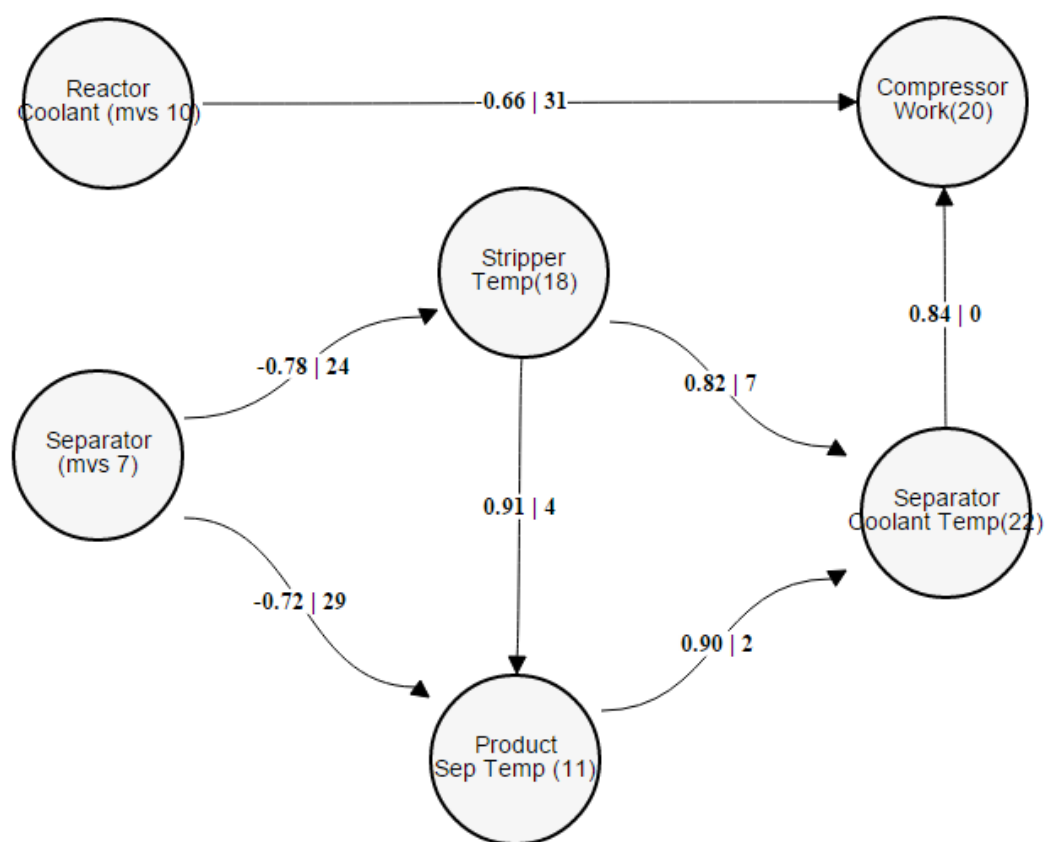


Figura 5.7: Terceiro grafo obtido a partir das matrizes de correlação cruzada com o *threshold* do *delay* máximo.

CONCLUSÃO

No trabalho apresentado, estudou-se ferramentas visuais com a finalidade de detectar distúrbios em uma planta, como também a causa raiz e o caminho da propagação dessas perturbações. Entre essas ferramentas, se encontra o método de correlação cruzada, e com as matrizes construídas a partir deste método, montou-se um grafo para um melhor entendimento do caminho de propagação dessas oscilações.

Para averiguar esse método, foi utilizado o *Benchmark Tennessee Eastman* e aplicado um distúrbio externo em 25 horas de simulação. Com os resultados obtidos, foi perceptível que a metodologia proposta atendeu parcialmente o projeto de identificar isoladamente a causa raiz dos distúrbios, porém ela demonstra de maneira adequada o relacionamento entre os componentes da planta, apresentando uma variável do processo que influencia as demais e um caminho de propagação entre elas.

Contudo este método é eficiente na identificação de distúrbios em processos industriais, pois as variáveis do processo que passam por todas as etapas da metodologia proposta, provavelmente são aquelas que possuem distúrbios. Este método também indica quais perturbações possuem um relacionamento, na qual após a análise destas relações é perceptível que obteve-se êxito no resultado.

Dessa forma, conclui-se que essa metodologia foi satisfatória na detecção de falhas em processos industriais. Por fim, pretende-se continuar estudos com outras metodologias para esses diagnósticos, como o método da causalidade de *Granger* e a transferência de entropia.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bathelt, Andreas, N. Lawrence Ricker & Mohieddine Jelali (2015), 'Revision of the Tennessee Eastman Process Model', *International Federation of Automatic Control* pp. 309–314.
- Bauer, Margret, John W. Cox, Michelle H. Caveness, James J. Dows & Nina F. Thornhill (2007), 'Finding the Direction of Disturbance Propagation in a Chemical Process Using Transfer Entropy', *Control Systems Technology* pp. 12–21.
- Bauer, Margret & Nina F. Thornhill (2008), 'A practical method for identifying the propagation path of plant-wide disturbances', *Journal of Process Control* pp. 707–719.
- Bondy, J. A. & U. S. R. Murty (2010), *Graph Theory with Applications*, North-Holland.
- Box, George E. P., Gwilym M. Jenkins & Gregory C. Reissel (2008), *Time Series Analysis - Forecasting and Control*, 4ª edição, WILEY.
- Callegari-Jacques, Sidia M. (2006), *Bioestatística: Princípios e aplicações*, Artmed.
- Detroja, K.P., R.D. Gudi & S.C. Patwardhan (2007), 'Plant-wide detection and diagnosis using correspondence analysis', *Control Engineering Practice* pp. 1468–1483.
- Downs, J. J. & E. F. Vogel (1993), 'A plant-wide Industrial Process Control Problem', *Computers & Chemical Engineering* pp. 245–255.
- Jiang, Hailei, M.A.A. Shoukat Choudhury & Sirish L. Shah (2007), 'Detection and diagnosis of plant-wide oscillations from industrial data using the spectral envelope method', *Journal of Process Control* pp. 143–155.

- Junior, Gercílio C. Zuqui & Celso J. Munaro (2015), Fault detection and isolation via Granger causality.
- Landman, R., J. Kortela, Q. sun & S. L. Jämsä-Jounela (2014), 'Fault propagation analysis of oscillations in control loops using data-driven causality and plant connectivity', *Computers & Chemical Engineering* pp. 446–456.
- Lathi, B. P. (1998), *Modern Digital and Analog Communication Systems*, 3^a edição, Oxford University Press.
- Yang, Fan, Sirish L. Shah & Deyun Xiao (2010), 'SDG (Signed Directed Graph) Based Process Description and Fault Propagation Analysis for a Tailings Pumping Process'.
- Yuan, Tao & Joe Qin (2014), 'Root cause diagnosis of plant-wide oscillations using Granger causality', *Journal of Process Control* pp. 450–459.