



IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS APLICADA: DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE BASEADO EM MÍNIMOS QUADRADOS

André Camarão Ramos

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Processos – Mestrado Profissional, PPGEP/ITEC, da Universidade Federal do Pará, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Processos.

Orientador: Orlando Fonseca Silva

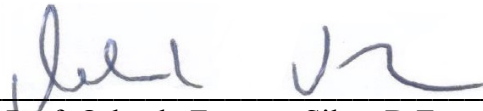
Belém
Maio de 2015

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS APLICADA:
DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE BASEADO EM MÍNIMOS
QUADRADOS**

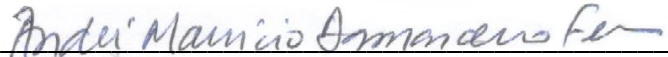
André Camarão Ramos

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PROCESSOS – MESTRADO PROFISSIONAL (PPGEP/ITEC) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA DE PROCESSOS.

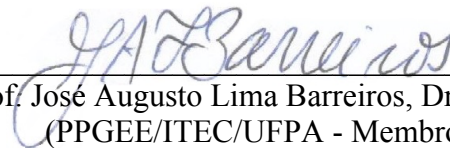
Examinada por:



Prof. Orlando Fonseca Silva, D.Eng.
(PPGEP/ITEC/UFPA - Orientador)



Prof. André Maurício Damasceno Ferreira, Dr.
(IFPA - Membro)



Prof. José Augusto Lima Barreiros, Dr.
(PPGEE/ITEC/UFPA - Membro)

BELÉM, PA - BRASIL

MAIO DE 2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Ramos, André Camarão
Identificação de Sistemas Dinâmicos Aplicada:
Desenvolvimento de Software Baseado Em Mínimos Quadrados /
André Camarão Ramos.- 2015.

Orientador: Orlando Fonseca Silva

Dissertação (Mestrado Profissional) - Universidade
Federal do Pará. Instituto de Tecnologia. Programa de
Pós-Graduação em Engenharia de Processos, 2015

1. Identificação de sistemas 2. Software -
desenvolvimento 3. Mínimos quadrados I. Título

CDD 23.ed.003.1

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter dado graça e saúde a todas as pessoas importantes que me apoiaram, sensibilizaram-se, e me entenderam durante a realização deste sonho pessoal, o de ser mestre.

Agradeço a Deus novamente por dar saúde todos os dias às pessoas mais importantes de minha vida – meus pais e minha irmã – e fazê-las testemunhas da realização de meu sonho particular.

Agradeço ao meu grande e querido orientador, professor doutor Orlando Silva – *Nick*. Sem a sua grande virtude da paciência e seu toque de genialidade este resultado não teria acontecido.

Agradeço à Hydro Alunorte, excelente empresa em que trabalho há mais de 7 anos, por tornar o sonho deste engenheiro em realidade; por me tornar capaz de ser profissional, ser prático pragmático e de colocar toda a teoria aprendida na universidade para funcionar.

Agradeço à Universidade Federal do Pará, universidade que diplomou a mim há alguns anos como bacharel em engenharia e mais uma vez entrega este sonho do título de mestre. Digo hoje que é um local de sonhos.

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGE/UFPA como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Processos (M.Eng.)

**IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS APLICADA:
DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE BASEADO EM MÍNIMOS
QUADRADOS**

André Camarão Ramos

Maio/2015

Orientador: Orlando Fonseca Silva

Área de Concentração: Engenharia de Processos

A necessidade de otimizar e reduzir perdas em processos industriais na indústria química de alumina e de utilidades é uma constante. E para obter sucesso nessa tarefa, a precisão dos modelos matemáticos das plantas e controladores é extremamente necessária. Neste trabalho, a tarefa de identificação dos processos é apresentada e o método dos mínimos quadrados não recursivo monovariável e em espaço de estados é desenvolvido. Para automatizar computacionalmente esta atividade, foi desenvolvido um software em planilha utilizando linguagem comercial disponível (VBA®). Esse software foi aplicado para identificar os processos de calcinação e de geração de vapor em uma caldeira de 15 kgf/cm².

Abstract of Dissertation presented to PPGE/UFPA as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Process Engineering (M.Eng.)

**DYNAMIC SYSTEM IDENTIFICATION: A SOFTWARE DEVELOPMENT
BASED ON LEAST SQUARES METHOD**

André Camarão Ramos

May/2015

Advisor: Orlando Fonseca Silva

Research Area: Process Engineering

In due to fluctuation in prices of raw material markets, optimization and cost reduction are top actions in alumina refinery and powerhouse process. The way to achieve that is keeping precise mathematical plant models and good controlling performance. In this paper, the role of process identification is presented under non recursive single input least-square problem, and also in state space form. As a tool for turning least-square estimation problems easy and fast, a worksheet software was built and applied on calcination process and over steam generation on a 15 bar boiler

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	Objetivo do trabalho.....	2
1.2	Metodologia	2
1.3	Motivação.....	3
1.4	Estrutura do trabalho	4
2	CALDEIRAS.....	5
2.1	Caldeiras aquatubulares.....	6
2.2	Processo estudado.....	11
2.3	Conclusão	13
3	IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS.....	14
3.1	Método dos Mínimos Quadrados	16
3.2	Estimador dos Mínimos Quadrados Não Recursivo (MQNR) ou em Batelada...19	
3.3	Estimadores de Mínimos Quadrados Recursivos Monovariáveis.....	21
3.3.1	Algoritmo do estimador de Mínimos Quadrados Recursivo	25
3.4	Estimador de Mínimos Quadrados Recursivo de Matrizes de Estado	25
3.5	Softwares de Identificação	28
3.6	Conclusão	28
4	RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS NÃO RECURSIVA.....	29
4.1	Elaboração do problema	30
4.2	Validação do Modelo 1	30
4.3	Validação do Modelo 02	32
4.4	Identificação de um segundo modelo para a caldeira Aalborg	34
4.5	Conclusão	36

5	RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVA.....	38
5.1	Estimação das variáveis do calcinador	39
5.1.1	Conjunto de dados 01 do calcinador.....	39
5.2	Estimação das variáveis da caldeira Aalborg B.....	42
5.2.1	Estimação do conjunto de dados 01 da caldeira	44
6	CONCLUSÃO.....	47
7	REFERÊNCIAS	50
8	ANEXO I.....	52
9	ANEXO II.....	56
10	ANEXO III.....	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Caldeira flamotubular com 01 queimador (BABCOCK & WILCOX, 2005).....	5
Figura 2.2 - Caldeira tipo aquatubular, com 02 tubulões, 06 queimadores de óleo combustível, e 01 superaquecedor (LIPTÁK, 2006).....	6
Figura 2.3 – Vista de corte lateral de uma caldeira aquatubular. Adaptado de LIPTÁK (2006).....	7
Figura 2.4 – Vista de um corte lateral de um tubulão de vapor (Aalborg, 1997).....	8
Figura 2.5 – Caldeira aquatubular, vista lateral dos tubulões e tubos de convecção. Adaptado de Aalborg (1997)	9
Figura 2.6 – Circulação natural da água/vapor nos tubos internos, sem tubulão de lama	10
Figura 2.7 – Overview da caldeira Aalborg B (imagem gentilmente cedida pela Hydro Alunorte, adaptada pelo autor)	11
Figura 3.1 - Ilustração das variáveis no problema dos mínimos quadrados (ASTROM, 1984).....	16
Figura 4.1 - Resposta ao degrau do Modelo 01.....	31
Figura 4.2 - Resultado da Simulação ao Modelo 2	33
Figura 4.3 - Resultado da estimação para o modelo 2 após melhoria nas condições iniciais.....	34
Figura 5.1 - Temperatura estimada a partir do modelo obtido com o <i>software</i> em MS Excel em azul e real em vermelho (°C) para o calcinador	40
Figura 5.2 - Temperatura estimada no <i>software</i> Matlab em azul e real em verde (°C) para o calcinador.....	40
Figura 5.3 - Oxigênio estimado a partir do modelo obtido com o <i>software</i> em MS Excel em azul e o real em verde (%) para o calcinador.....	41
Figura 5.4 - Oxigênio estimado no software MATLAB do conjunto 01 (%)	42
Figura 5.5 - Variáveis de entrada e estado para a caldeira Aalborg B	43
Figura 5.6 - Nível do balão estimado no MS Excel ao conjunto 01 (%).....	44
Figura 5.7 - Pressão no tubulão estimada no MS Excel ao conjunto 01 (kgf/cm ²)	45
Figura 5.8 – Pressão de saída de vapor estimada no MS Excel ao conjunto 01 (kgf/cm ²)	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 01).....	31
Tabela 4.2 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 02).....	32
Tabela 4.3 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 02).....	34
Tabela 4.4 – Comparativo entre matrizes θ para o modelo 03	35

LISTA DE SIGLAS

MQNR	Mínimos Quadrados Não Recursivo
VBA	Visual Basic For Applications®

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A necessidade de identificar sistemas de forma rápida e acessível sempre foi tema de discussão dos engenheiros de controle e demais profissionais da área. No cenário nacional, HAENDEL (2013), por exemplo, propõe técnicas de identificação em malha fechada, enquanto BARREIROS (1995) utiliza técnicas de identificação para modelagem e implementação de controladores adaptativos. ARAÚJO e SOARES (2012) apresentam a determinação de um modelo matemático para um processo térmico estimado recursivamente pelo método dos mínimos quadrados. Esse anseio nasce, na maioria das vezes, diante da necessidade de um melhor conhecimento da planta para um novo projeto (ou ajuste) de controladores responsáveis pelas tomadas de decisão.

Quanto aos métodos disponíveis, os de modelagem através do equacionamento físico do processo são aqueles que demandam conhecimento estrutural dos equipamentos e das leis e propriedades físico, químicas, elétricas, mecânicas, etc. envolvidas (AGUIRRE, 2007). Da mesma forma, ASTROM E WITTENMARK (1995) capitulam que cada processo possui suas características específicas, e que não existem métodos gerais que determinem o modelo completo de um sistema. Esses autores argumentam que a maior dificuldade no modelamento matemático é a determinação, por exemplo, dos estados do sistema, que são variáveis representadas basicamente pela energia e massa acumuladas no mesmo. Apesar da excelente precisão, é uma técnica um pouco mais lenta de ser conduzida.

Métodos de identificação rápidos geralmente são motivados pelo tipo de aplicação onde se necessita de soluções em tempo real (*on line*), como, por exemplo, na necessidade de ajustar os parâmetros de um determinado controlador de processo em tempo real (controle adaptativo).

Nas aplicações de hoje, existem diversos processos que precisam ter sua dinâmica melhor compreendida e também diversos controladores já estabelecidos, que necessitam de ajustes ou mesmo de ser reprojatados.

Os meios produtivos do planeta (setor secundário ou industrial) são compostos por diversos encadeamentos de processos, e cada um é regido por uma determinada lei natural de funcionamento. Esses encadeamentos precisam ser operados de maneira adequada para que tragam resultados financeiros positivos e também não ocorram desperdícios ou perdas, por exemplo, por falha de equipamentos. Essa busca pela operação adequada é a busca pela melhoria no desempenho de um determinado processo, e atinge-se este objetivo através do melhor conhecimento do sistema.

1.1 Objetivo do trabalho

O objetivo principal deste trabalho é o desenvolvimento e testes de um *software* em MS Excel® (MICROSOFT EXCEL, 2010) para identificação de sistemas, que possa ser utilizado amplamente em processos da refinaria Hydro Alunorte. Optou-se pelo MS Excel® por ser uma ferramenta computacional disponível em pacotes comerciais da Microsoft® e de utilização muito comum. A ferramenta de desenvolvimento foi o ambiente *Visual Basic For Applications*® (MICROSOFT VISUAL BASIC FOR APPLICATIONS, 2010) programável em linguagem estruturada.

Em relação às técnicas de identificação, estabeleceu-se o uso dos mínimos quadrados e que o *software* execute tanto técnicas não recursivas (batelada), bem como recursivas ambas resultando em modelos lineares discretos.

Para efeito de testes serão utilizados dados associados ao controle de nível da caldeira Aalborg da refinaria Hydro Alunorte, bem como dados do calcinador da mesma refinaria. Os resultados obtidos com *software* desenvolvido em MS Excel são apresentados, discutidos e comparados com resultados obtidos via *software* Matlab (MATHWORKS, 2008).

A fundamentação teórica se baseia nas seguintes referências: LJUNG (1987), ASTROM E WITTENMARK (1995), ZHU (2001), AGUIRRE (2007).

1.2 Metodologia

A metodologia seguida neste trabalho foi integralmente de revisão bibliográfica para fundamentá-lo teoricamente e o desenvolvimento e testes do algoritmo de

identificação propriamente dito em *software* específico. Após a elaboração do *software*, houve seleção de dados a serem testados, e a validação desses.

A pesquisa exploratória iniciou no final do ano de 2013 através de extensiva revisão bibliográfica de especialistas na área. São eles ASTROM E WITTENMARK (1984) e (1995), AGUIRRE (2007), COELHO E COELHO (2004), dentre livros, alguns artigos, teses e materiais de aula disponíveis na internet.

Após a compreensão do arcabouço de identificação, o passo seguinte foi construir o algoritmo. Essa etapa foi conduzida pelo uso de uma ferramenta computacional disponível em pacotes comerciais da Microsoft® e de utilização muito comum. Essa ferramenta de desenvolvimento foi o ambiente *Visual Basic For Applications*® programável em linguagem estruturada.

De posse do algoritmo pronto e experimentável no pacote comercial da Microsoft®, MS Excel®, houve a etapa da seleção de dados. Primeiro os dados foram gerados via Matlab para validação do *software*. Em seguida coletaram-se dados ligados ao controle de nível da caldeira Aalborg da refinaria Hydro Alunorte. Esses dados são relativos aos transmissores de nível do tubulão de vapor e de água de alimentação do mesmo tubulão. Também foram selecionados dados do calcinador.

Após essa coleta, e com os parâmetros identificados, realizaram-se as simulações no *software*. Os resultados obtidos foram comparados com os valores reais para a caldeira e calcinador, e também com os resultados gerados no *software* consolidado MATLAB®.

1.3 Motivação

O *software* de identificação é a ferramenta principal para utilização dos engenheiros de manutenção e também dos engenheiros de processo. Ele torna cada vez mais robusta a capacidade analítica dos profissionais que trabalham diretamente com a planta e seus equipamentos. Abre espaço para a realização de estudos e melhorias em eficiência energética e estabilidade do processo através da revisão dos projetos dos controladores existentes numa planta, e também para aplicação de diversas técnicas modernas de controle.

A princípio o *software* possibilita identificar qualquer processo numa planta industrial mediante dados de entrada e saída. Isso torna viável um melhor ajuste no projeto dos diversos controladores existentes, que normalmente são do tipo Proporcional-Integral-Derivativo (PID). Essa melhoria no desempenho dos controladores permitiria tornar os processos mais estáveis, tornando-os mais energeticamente eficientes. E isso pode garantir ganhos anuais em torno de milhões de reais.

Por exemplo, a identificação de um processo de controle de nível de uma caldeira e o seu desdobramento num melhor ajuste dos controladores garantiria a estabilidade de um coletor de vapor e conseqüentemente a redução nas faltas de fornecimento dessa utilidade.

1.4 Estrutura do trabalho

Este trabalho apresenta 6 capítulos, sendo o 1º capítulo esta introdução geral contendo os objetivos gerais e específicos, a metodologia de trabalho, e a motivação.

O segundo capítulo apresenta o processo que está sendo observado e tendo seus dados coletados para utilização no estimador, a caldeira Aalborg da Hydro Alunorte e o controle de nível (malha de controle composta por transmissor de nível e vazão de água de alimentação).

O terceiro capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sobre o tema de identificação de sistemas.

O quarto capítulo versa sobre o desenvolvimento completo do *software* de estimação em mínimos quadrados não recursivo. Enquanto o quinto capítulo contém os resultados dos testes e aplicações do *software* em mínimos quadrados recursivo no espaço de estados.

E o sexto capítulo apresenta as conclusões do trabalho de identificação usando os métodos dos mínimos quadrados.

CAPÍTULO 2

CALDEIRAS

A definição de caldeira pode ser simplificada como sendo um equipamento gerador de vapor sob determinada qualidade. Essa qualidade pode ser, por exemplo, vapor saturado ou vapor seco.

As caldeiras podem ser classificadas como caldeiras aquatubulares ou flamotubulares. As aquatubulares são aquelas cujo circuito interno de água/vapor é conduzido via tubulações. Diferente de caldeiras flamotubulares, as quais possuem os circuitos de combustão e gases guiados por tubulações. Nesse último caso, o circuito de água/vapor é localizado externamente à tubulação. A Figura 2.1 ilustra uma caldeira flamotubular.

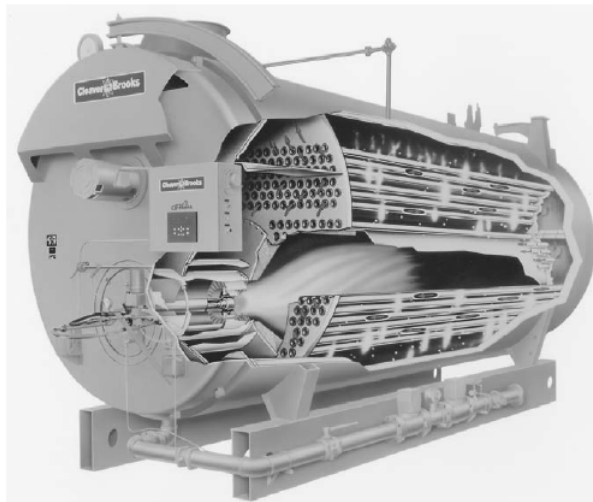


Figura 2.1 – Caldeira flamotubular com 01 queimador (BABCOCK & WILCOX, 2005)

Outra grande diferença entre esses dois tipos de caldeiras é a capacidade. As caldeiras flamotubulares são menos capazes de produzir vapor, e também são construídas para operação em menores pressões. Isso é diferente para as aquatubulares. Estas caldeiras possuem maior capacidade em virtude de possuírem maior superfície de aquecimento e operam em maiores pressões de trabalho. Essa característica garante maior número de aplicações em diversos ambientes que necessitem de energia térmica, como, por exemplo, em usinas de energia elétrica.

Por isso, as caldeiras mais comuns são as aquatubulares. Neste trabalho a caldeira utilizada como referência é desse tipo, que será mais detalhada a seguir.

1.5 Caldeiras aquatubulares

A geração de vapor em caldeiras aquatubulares é composta por diversos circuitos de fluidos. Os principais circuitos são o de água/vapor, o circuito de óleo combustível, e o de combustão e gases. Outros circuitos serão necessários quando outros tipos de combustíveis primários forem utilizados. Por exemplo, a utilização do carvão mineral na combustão leva a construção de circuitos de correias de alimentação, e circuitos de controle e tratamento de enxofre (circuito de calcário).

Para ilustrar, a Figura 2.2 exibe uma caldeira do tipo aquatubular, com determinadas especificações. Ela possui dois tubulões (um tubulão de vapor e outro tubulão de lama – ou de água), e é construída com seis queimadores de óleo combustível, e um superaquecedor.

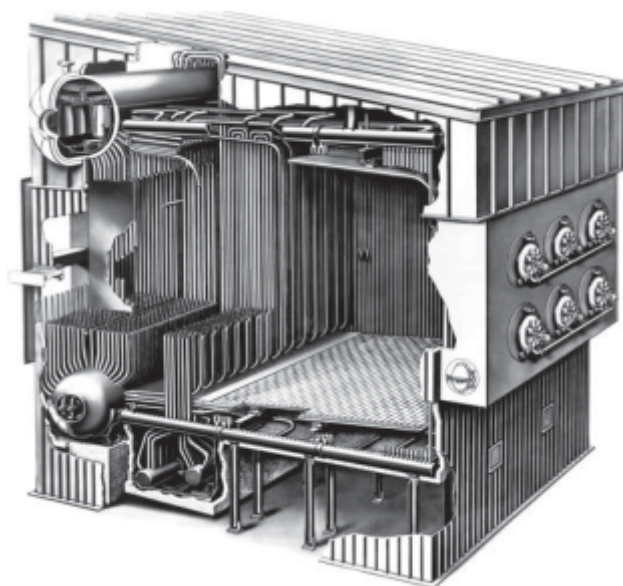


Figura 2.2 - Caldeira tipo aquatubular, com 02 tubulões, 06 queimadores de óleo combustível, e 01 superaquecedor (LIPTÁK, 2006)

Ainda sobre a Figura 2.2 é mostrada vista em perspectiva de uma caldeira. Nessa representação a caldeira possui um corte na sua parede lateral, exibindo a numerosa quantidade de tubulação interna por onde a água é conduzida e aquecida (traços de uma caldeira aquatubular). O aquecimento é proveniente do recebimento de energia térmica

do fogo gerado internamente na fornalha. A grande parte oca exibida através do corte em perspectiva é a fornalha da caldeira, que é a região onde há a combustão interna e a formação das chamas dos queimadores.

Quando o combustível primário utilizado é o óleo, os circuitos são resumidos basicamente ao de água/vapor, e ao de óleo combustível (óleo leve/pesado, como por exemplo, óleo diesel/BPF 1A). Esses circuitos são compostos por diversos equipamentos como válvulas tipo manual, automáticas *on-off*, automáticas de controle, válvulas seletoras de três ou mais vias, reguladores de pressão, instrumentos de indicação local e transmissores com princípios de medição de pressão, temperatura, vazão, condutividade, pH, e até viscosidade. Todos fazendo o trabalho de indicar estados de operação e condicionar o fluido de processo ao destino no estado físico-químico correto.

Para ilustrar e exibir alguns componentes que são os destinos dos fluidos de processo de uma caldeira aquatubular, a Figura 2.3 aponta alguns elementos dos circuitos principais.

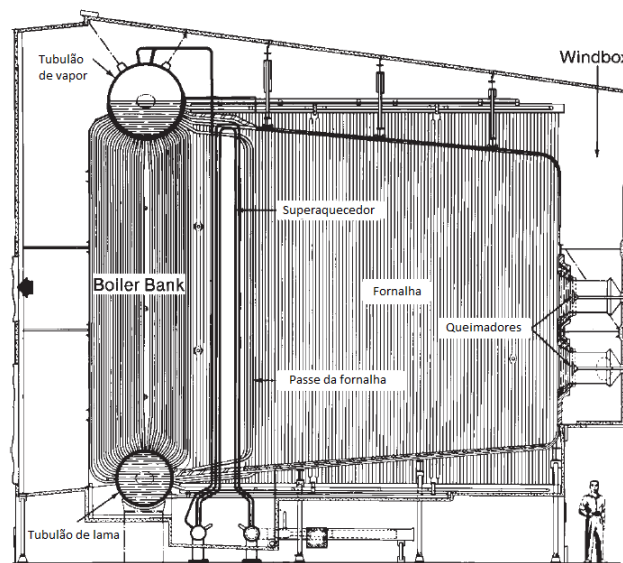


Figura 2.3 – Vista de corte lateral de uma caldeira aquatubular. Adaptado de LIPTÁK (2006)

Na Figura 2.3 observam-se os elementos principais do circuito de água/vapor, e também do circuito de combustão e gases. Os componentes do circuito de água são o tubulão de vapor, tubulão de lama (ou de água), o *boiler bank* (ou banco de convecção), e o

superaquecedor. O circuito de combustão e gases são o *windbox* (caixa de vento), os queimadores, a fornalha, e o passe.

Sobre o circuito de água/vapor e seus elementos, o primeiro componente citado e o mais importante é o tubulão de vapor. É através desse equipamento que o operador de uma caldeira controla o nível da caldeira em operação. E também é através dele que o processo de enchimento completo de água é realizado.

O tubulão de vapor possui diversas regras de construção internas e isso determina os parâmetros de especificação de caldeiras. Essas qualidades de especificação caracterizam basicamente a classe de pressão de uma caldeira (por exemplo, classes de baixa pressão – até 10 kgf/cm² –, classes de média pressão – de 10 kgf/cm² até 60 kgf/cm² –, e de alta pressão – acima de 60 kgf/cm²) e a temperatura de vapor que poderá ser gerado. Todas essas regras determinarão o tipo de material metálico que será utilizado nas paredes do tubulão, as espessuras dessas paredes, e outras dimensões internas. Uma ampliação do tubulão de vapor é mostrada na Figura 2.4.

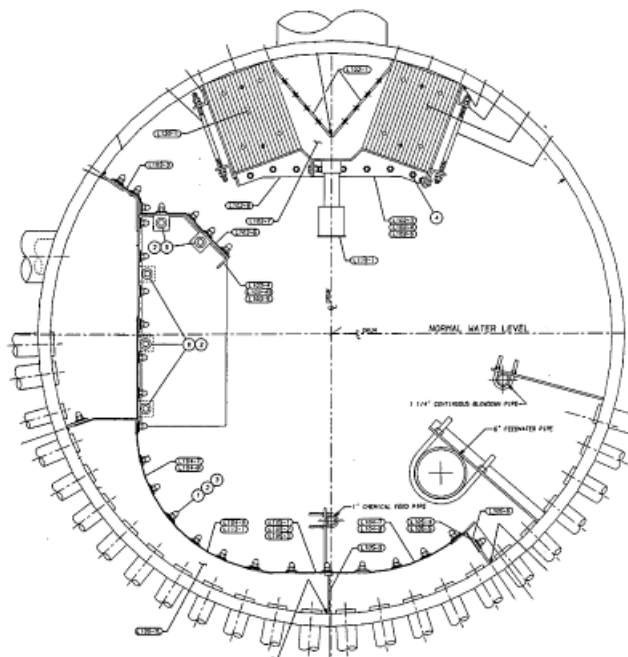


Figura 2.4 – Vista de um corte lateral de um tubulão de vapor (Aalborg, 1997)

Como citado anteriormente, é no tubulão de vapor que o operador de caldeiras controlará o nível de água desse equipamento. De forma inicial, a caldeira é cheia com

água a uma determinada temperatura (por exemplo, 150 °C) através do tubulão. A água penetrará em todos os tubos que estão ligados ao tubulão. Descerá pelos tubos de convecção da caldeira, encherá o balão de lama, e preencherá outros tubos como os de equalização e, conseqüentemente, os dutos da parede da fornalha. Dessa forma diz-se que a caldeira fica “afogada”, e o nível do tubulão de vapor torna-se visualmente dividido. Essa observação de divisão de fase é confirmada visualmente pelo operador através de um instrumento local chamado visor de nível.

A Figura 2.5 indica os elementos principais que são “afogados” e que compõem o nível da caldeira.

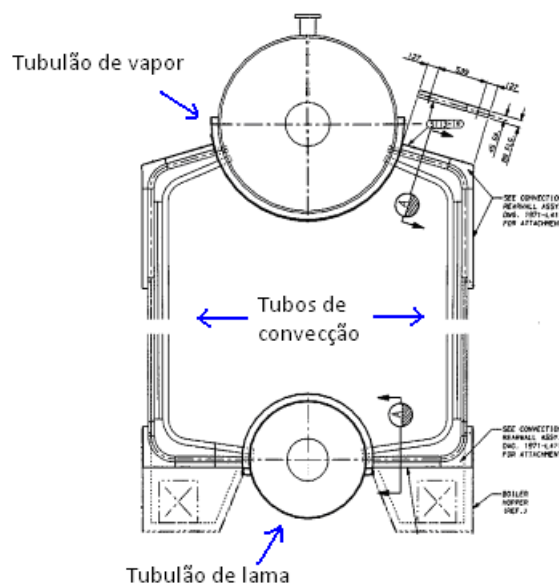


Figura 2.5 – Caldeira aquatubular, vista lateral dos tubulões e tubos de convecção. Adaptado de Aalborg (1997)

Após o enchimento completo da caldeira, o operador inicia o aquecimento da fornalha através dos queimadores. O pré-aquecimento da fornalha é geralmente feito com combustível tipo GLP (o gás liquefeito de petróleo, utilizado residencialmente) e óleo diesel. O GLP aquece os bicos dos queimadores, e, na sequência, é queimado óleo diesel, um combustível leve. Após determinado patamar de temperatura na fornalha, há a queima de um óleo mais pesado. Exemplifica-se nesse caso o óleo pesado tipo BPF, que possui um preço de aquisição mais baixo quando comparado aos outros tipos de óleos mais leves, como o diesel.

E a caldeira permanece a sua operação com óleo pesado (p. ex. óleo BPF). Nesse momento, o tubulão de vapor já está pressurizado no ponto de operação nominal (por exemplo, 16 kgf/cm²), pois todo o volume de água que estava dentro das paredes de convecção e da fornalha recebeu energia térmica. Esse montante de energia recebido foi o suficiente para levar diversas moléculas de água à mudança de estado físico (ponto de calor latente da água) ao vapor. Essas partículas de vapor possuem densidade menor que a água em estado líquido. A Figura 2.6 mostra resumidamente o calor cedido às paredes da fornalha, a formação de moléculas de vapor, e a tendência de circulação interna do vapor e da água “fria” dentro do circuito.

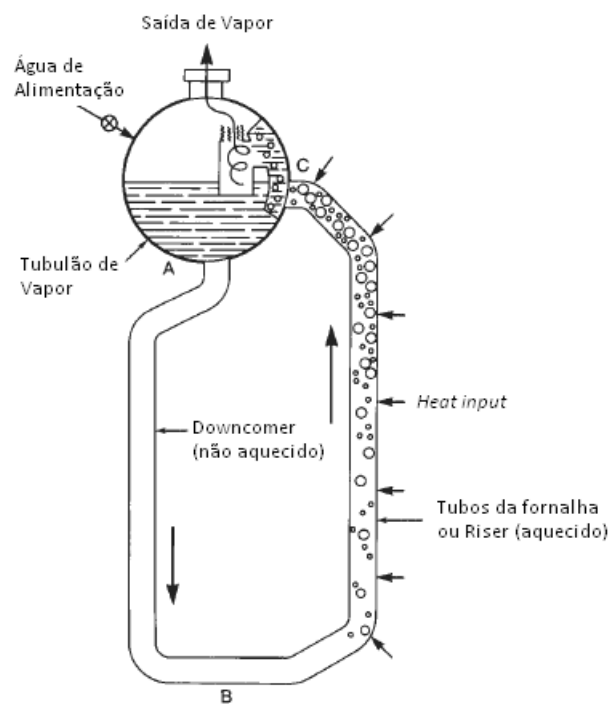


Figura 2.6 – Circulação natural da água/vapor nos tubos internos, sem tubulão de lama

O calor dos queimadores incide diretamente sobre a porção dos tubos de subida do banco de convecção, região denominada de *risers*. A quantidade de energia que é projetada nas tubulações é chamada tecnicamente de *heat input* da caldeira. Enquanto que a região do banco de convecção que não recebe diretamente a energia da combustão é denominada de *downcomers*, cujo fluido circulante é a água “fria” e, conseqüentemente, mais pesada que a quente. Esse diferencial de temperatura proporciona movimentos de convecção no banco com mesma denominação e determina a circulação interna de água na caldeira. No tubulão de vapor há a pressurização

controlada das fases da água líquida e gasosa, favorecendo o controle de nível da caldeira, e assim a produção estável do vapor.

1.6 Processo estudado

A caldeira que será apresentada aqui com o objetivo de estudos de fenômenos no controle de nível é a caldeira Aalborg B. Um equipamento capaz de produzir 130 toneladas por hora de vapor saturado, sob pressão média de operação no tubulão de vapor de 18 kgf/cm². A abordagem dada aqui será abrangente e sem muitos detalhes técnicos sobre o projeto da caldeira.

A Figura 2.7 mostra um fluxograma resumido do processo de geração de vapor da caldeira Aalborg B, que, como toda a caldeira aquatubular, é composta basicamente de circuitos de água/vapor, óleo combustível, e ar/gases.

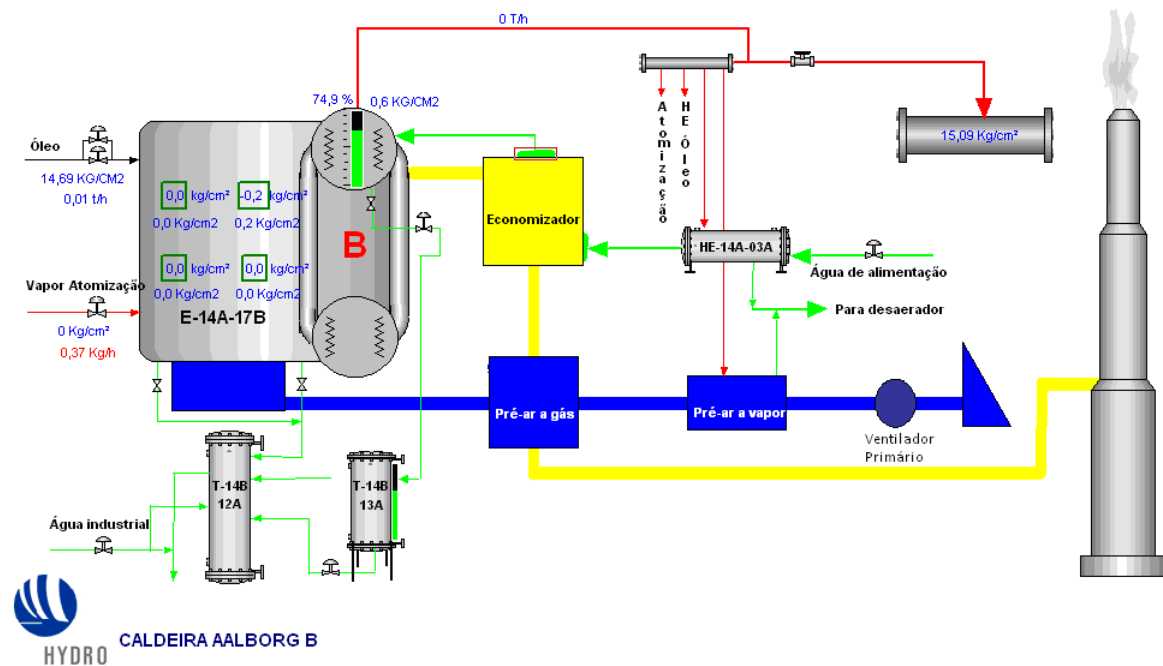


Figura 2.7 – Overview da caldeira Aalborg B (imagem gentilmente cedida pela Hydro Alunorte, adaptada pelo autor)

O primeiro circuito é o de água/vapor, que na Figura 2.7 inicia no ponto “água de alimentação” através de uma representação em setas verdes, passa por trocadores de calor, e chega ao tubulão de vapor da caldeira. No início da linha de água de alimentação existe o principal elemento final de controle do nível, que é uma válvula de

controle. Ela restringe e permite determinada vazão de água de alimentação aos próximos equipamentos, que condicionarão fisicamente a água antes de alimentar o tubulão. O primeiro equipamento que condiciona a água é um trocador de calor (*Heat Exchanger* - HE) aquatubular de feixes. O segundo equipamento é chamado de economizador, que, pela denominação, reduz a utilização de energia no pré-aquecimento da água antes de entrar no balão. Sendo outro tipo de trocador de calor, o economizador aproveita a energia térmica do circuito de gases da caldeira para pré-aquecer a água. Dessa forma, a alimentação de água chega ao tubulão, e é garantida em determinada temperatura ótima ao entrar no balão e favorecer a produção de vapor.

O segundo circuito básico é o circuito de óleo, que na Figura 2.7 está representado apenas por uma linha de óleo e uma linha de vapor de atomização. Na linha de alimentação de óleo, existem duas válvulas de controle que são elementos finais e regulam a vazão de óleo para combustão na caldeira. Semelhante a construção da linha de vapor de atomização, que possui um elemento final, que é uma válvula de controle de pressão de atomização. Esse vapor, constituinte do circuito de óleo, possui serventia de condicionar a temperatura do óleo combustível que estiver sendo conduzido até os queimadores, e também dispersar em gotículas esse combustível quando estiver nos bicos desse equipamento.

Os dois conjuntos de válvulas citadas como elementos finais do circuito de óleo fazem parte da malha de controle de combustão da caldeira. Essa malha também possui outro elemento final de importância, que é constituinte de outro circuito. Esse elemento de importância são os *dampers* de ar da caldeira, pertencentes ao circuito de ar e gases da caldeira.

O circuito de ar e gases começa com o insuflamento forçado de ar na caldeira através do ventilador primário, e é conduzido através de grandes dutos de ventilação, atravessando alguns trocadores de calor, até chegar à fornalha. Os dutos de ventilação estão representados na Figura 2.7 por traços espessos na cor azul. Iniciando na fornalha, o ar torna-se elemento comburente para a combustão total, já que conduz oxigênio necessário para a reação de explosão. Após esse fenômeno, em função de combustões não completas, gases são formados dentro da fornalha, logo, diversos monóxidos e dióxidos de carbono são gerados após a queima. Esses compostos fazem parte do novo fluido que é formado na fornalha, que são os gases quentes.

Logo os gases quentes são o novo fluido do circuito de gases da caldeira. Após as reações exotérmicas, esses gases partem da fornalha em direção a uma via de pressão menor, e são exalados, na maioria dos casos, na atmosfera, através de uma longa chaminé, sob qualidades físico químicas aceitáveis ambientalmente. Então, após a fornalha, que é uma grande câmara levemente pressurizada (pressões que podem variar em termos de -10 a +10 mmca – milímetros de coluna de água), os gases aquecidos partem para o próximo equipamento do circuito que é o economizador. Como já citado anteriormente, este componente é um trocador de calor, e favorece a cessão de energia dos gases à água que alimentará o tubulão de vapor. Após isso, o circuito chega a outro trocador de calor, que é o pré aquecedor de ar a gás. Semelhante ao economizador, esse equipamento possui a função de favorecer a cessão de energia de um fluido a outro. Nesse pré aquecedor, os gases quentes cedem energia térmica ao ar forçado que entrará na fornalha. E na seqüência, os gases são conduzidos por dutos, já em menor temperatura, até a chaminé da caldeira, e chega à atmosfera com menor quantidade de monóxidos e dióxidos de carbono e também menor temperatura.

Existem outros circuitos auxiliares e acessórios, como por exemplo, o circuito de sopragem da caldeira, o circuito de ar de serviço e instrumentação, dentre outros. Para esse trabalho, os circuitos apresentados são os essenciais para o entendimento da proposta.

1.7 Conclusão

Neste capítulo foram apresentados os tipos de caldeiras utilizados no mercado, os detalhes técnicos dos circuitos de água, ar e gases, e o processo que está sendo analisado. Essa abordagem é necessária para mostrar a importância da aplicação dos métodos de identificação de sistemas abordados neste trabalho.

CAPÍTULO 3

IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

De acordo com LJUNG (1987) existem três pontos principais na identificação de sistemas:

- 1 – Escolha ou seleção dos dados para os quais se deseja determinar um modelo que os represente;
- 2 – Escolha ou seleção de possíveis modelos a serem julgados como adequados;
- 3 – Escolha ou estabelecimento de regra pela qual esses modelos podem ser avaliados usando os dados;

Para NAGARAJIAH (2009) o principal alvo da identificação de sistemas é determinar o modelo matemático de um sistema físico e dinâmico a partir de dados coletados. Seis passos podem ser seguidos nesse processo:

- 1 - Desenvolver um modelo analítico aproximado ao do processo;
- 2 - Estabelecer níveis de resposta dinâmica que são prováveis de acontecer usando o modelo analítico, e características de fontes antecipadas de excitação;
- 3 - Determinar a especificação da instrumentação a ser utilizada para ter sensibilidade à dinâmica do processo com acurácia pré determinada e resolução adequada;
- 4 - Realizar os experimentos e registrar os dados;
- 5 - Aplicar técnicas de identificação de sistemas para reconhecer as características dinâmicas tais quais como o equacionamento matricial, os parâmetros do modelo e as características de ruídos de entrada e saída;
- 6 - Atualizar o modelo analítico baseado nos resultados da identificação;

De acordo com ASTROM e WITTENMARK (1995), a identificação de sistemas é o elemento chave na realização de diversos controles, principalmente o adaptativo. Os autores colocam que a identificação pode ser resumida em etapas como:

- 1 - Seleção da estrutura do modelo a ser estudado;
- 2 - Projeto do experimento;
- 3 - Estimação dos parâmetros;
- 4 - Validação do modelo;

Os mesmos autores citam ainda que os problemas principais na identificação são a seleção da estrutura do modelo e a parametrização, e que esses problemas podem ser simplificados significativamente se os modelos forem lineares nos parâmetros.

A 2ª etapa, projeto do experimento, é crucial para a continuidade do processo de identificação. Se mal realizado, pode inutilizar os resultados da identificação e consiste na escolha dos dados de entrada. Isso requer conhecimento prévio do processo e também a definição do objetivo desejado com a identificação. Os autores citam que dependendo dos sinais de entrada escolhidos, é necessária a introdução de sinais de perturbação.

Em abordagens anteriores os mesmos autores (ASTROM E WITTENMARK, 1984), referenciam a identificação de sistemas como um processo iterativo. Inicialmente conhece-se muito pouco sobre o sistema, então seria recomendável começar a análise ou através do estudo da resposta transitória no tempo ou da resposta em frequência. Isso para ter noção sobre a dinâmica e dos distúrbios. Por fim, esses autores estabelecem a seguinte estruturação para o processo de identificação.

- 1 - Plano experimental;
- 2 - Seleção do modelo estrutural;
- 3 - Critério,
- 4 - Estimação de parâmetros;
- 5 - Validação do modelo.

Segundo Zhu (2001) a identificação de sistemas é o campo da matemática que determina modelos de sistemas ou processos a partir de dados experimentais, ou ainda, é a determinação de modelos baseada nas entradas e saídas.

1.8 Método dos Mínimos Quadrados

O método dos mínimos quadrados (MQ) e seu desenvolvimento foi primeiramente estimulado por estudos astronômicos, nos quais os movimentos dos planetas e cometas eram analisados usando medidas obtidas a partir de telescópios. E o seu inventor foi Karl Friedrich Gauss em 1875, e oficialmente publicado por Legendre em 1809 (SORENSEN, 1970).

SORENSEN (1970) e AGUIRRE (2007) parafraseiam K. F. Gauss sobre o conceito do método: “os valores mais prováveis de quantidades desconhecidas serão aqueles cuja soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os valores computados, multiplicados por parâmetros que representem graus de precisão, seja mínima”.

Essa afirmação representa graficamente a melhor reta que passa entre diversos pontos definidos. Isso pode ser ilustrado através da Figura 3.1.

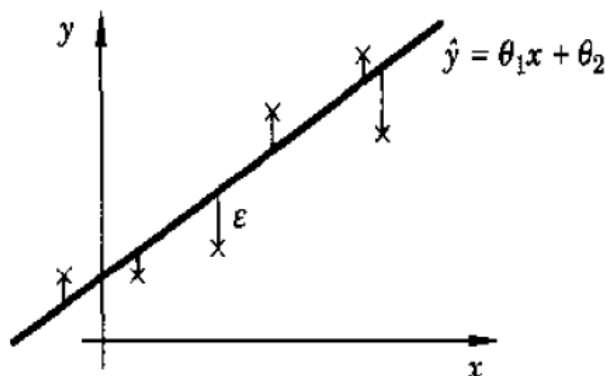


Figura 3.1 - Ilustração das variáveis no problema dos mínimos quadrados (ASTROM, 1984)

Então, o modelamento do problema dos mínimos quadrados é dado por

$$\hat{y} = \theta_1 \varphi_1(x) + \theta_2 \varphi_2(x) + \dots + \theta_n \varphi_n(x) \quad (3.1)$$

Onde: $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ são funções conhecidas, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ são parâmetros desconhecidos e pares de observações são obtidos $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, N\}$ por um experimento.

O problema está na determinação dos parâmetros de forma que as variáveis \hat{y} e os valores computados x_i sejam similares aos valores medidos y_i . Assim, o método dos mínimos quadrados sugere que os parâmetros devem ser selecionados de maneira que a função custo da Equação (3.2) seja mínima sendo ε_i definido na Equação (3.3).

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2 \quad (3.2)$$

$$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - \theta_1 \varphi_1(x_i) - \dots - \theta_n \varphi_n(x_i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.3)$$

Para simplificar os cálculos, as simplificações mostradas nas equações (3.4) a (3.8) são adotadas

$$\varphi = (\varphi_1 \quad \dots \quad \varphi_n)^T \quad (3.4)$$

$$\theta = (\theta_1 \quad \dots \quad \theta_n)^T \quad (3.5)$$

$$y = (y_1 \quad \dots \quad y_N)^T \quad (3.6)$$

$$\varepsilon = (\varepsilon_1 \quad \dots \quad \varepsilon_N)^T \quad (3.7)$$

$$\Phi = \begin{pmatrix} \varphi^T(x_1) \\ \vdots \\ \varphi^T(x_N) \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

A função a ser minimizada é reescrita conforme a Equação (3.9).

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \varepsilon^T \varepsilon = \frac{1}{2} \|\varepsilon\|^2 \quad (3.9)$$

Então, deve-se determinar o parâmetro θ de forma que $\|\varepsilon\|^2$ seja mínimo, sendo ε dado pela Equação (3.10).

$$\varepsilon = y - \Phi\theta \quad (3.10)$$

A função custo é reescrita conforme as Equações (3.11) e (3.12).

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \|\varepsilon\|^2$$

$$J(\theta) = \varepsilon^T \varepsilon = (y - \Phi\theta)^T (y - \Phi\theta) \quad (3.11)$$

$$J(\theta) = y^T y - y^T \Phi\theta - \theta^T \Phi^T y + \theta^T \Phi^T \Phi\theta \quad (3.12)$$

Determina-se o valor mínimo dessa função custo pela Equação (3.13).

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = 0$$

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = \frac{\partial (y^T y - y^T \Phi\theta - \theta^T \Phi^T y + \theta^T \Phi^T \Phi\theta)}{\partial \theta} \quad (3.13)$$

Usando operações matriciais compostas, AGUIRRE (2007), a derivada da função custo resulta na Equação (3.14).

$$\frac{\partial (x^T y)}{\partial y} = x$$

$$\frac{\partial (y^T x)}{\partial y} = x$$

$$\frac{\partial (x^T A x)}{\partial x} = (A + A^T)x$$

temos que a derivada da função custo $\partial J(\theta)/\partial \theta$ torna-se

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} = -2\theta^T y + 2\Phi^T \Phi\theta \quad (3.14)$$

e igualando-se a zero, a matriz θ é determinada

$$\theta = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T y \quad (3.15)$$

1.9 Estimador dos Mínimos Quadrados Não Recursivo (MQNR) ou em Batelada

Os problemas de identificação de sistemas dinâmicos na sua maioria são aqueles que possuem informações provenientes de séries temporais. Ou seja, dados que são apresentados na forma de entradas $\{u(1), u(2), \dots, u(N)\}$, e saídas correspondentes $\{y(1), y(2), \dots, y(N)\}$.

Visto isso, toma-se a representação do sistema através do modelo de equações de diferenças da Equação (3.16).

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + e(k) \quad (3.16)$$

Onde ‘ u ’ é a entrada, ‘ y ’ é a saída, e ‘ e ’ é o ruído. E assume-se que A e B são de ordem ‘ ny ’ e ‘ nu ’ respectivamente, e representados pelas Equações (3.17) e (3.18).

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{ny}q^{-ny} \quad (3.17)$$

$$B(q) = b_1q^{-1} + \dots + b_{nu}q^{-nu} \quad (3.18)$$

Como $y(k)q^{-1} = y(k-1)$, a Equação (3.16) pode ser reescrita pela Equação (3.19).

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + e(k)$$

$$y(k) + a_1y(k-1) + \dots + a_{ny}y(k-ny) = b_1u(k-1) + \dots + b_{nu}u(k-nu) + e(k)$$

$$y(k) = -a_1y(k-1) - \dots - a_{ny}y(k-ny) + b_1u(k-1) + \dots + b_{nu}u(k-nu) + e(k) \quad (3.19)$$

O que permite a construção de uma matriz de medidas $\Phi(t)$ dada pela Equação (3.20).

$$\Phi^T(t) = [-y(k-1) \quad \dots \quad -y(k-ny) \quad u(k-1) \quad \dots \quad u(k-nu)] \quad (3.20)$$

e uma matriz paramétrica $\theta(t)$ dada pela equação (3.21).

$$\theta^T(t) = [a_1 \quad \dots \quad a_{ny} \quad b_1 \quad \dots \quad b_{nu}] \quad (3.21)$$

De posse dessa formulação e recorrendo-se aos sistemas sobredeterminados (o número de observações é maior que o número de restrições, $N > n$) então, o modelo da Equação (3.16) pode ser reescrito, tornando-se o modelo dinâmico de regressão linear da Equação 3.22 (LJUNG, 1986).

$$y = \varphi^T(t)\theta(t) + e(t) \quad (3.22)$$

Para N medidas o modelo, numa representação matricial, é dado pela Equação (3.23).

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi^T(0) \\ \varphi^T(1) \\ \dots \\ \varphi^T(N-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(0) \\ e(1) \\ \dots \\ e(N-1) \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

e a matriz de medidas ϕ é representada pela Equação (3.24).

$$\phi = \begin{bmatrix} -y(-1) & -y(-2) & \dots & -y(-ny) & -u(-1) & -u(-2) & \dots & -u(-nu) \\ -y(0) & -y(-1) & \dots & -y(1-ny) & -u(0) & -u(-1) & \dots & -u(1-nu) \\ -y(1) & -y(0) & \dots & -y(2-ny) & -u(1) & -u(0) & \dots & -u(2-nu) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -y(N-2) & -y(N-3) & \dots & -y(N-ny-1) & -u(N-2) & -u(N-3) & \dots & -u(N-nu) \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

e o vetor de saídas é definido pela Equação (3.25)

$$Y^T = [y(0) \quad y(1) \quad y(2) \quad y(3) \quad \dots \quad y(N-1)] \quad (3.25)$$

De posse da matriz de medidas, ϕ e da matriz de saídas Y , os parâmetros de um modelo pelo método dos mínimos quadrados são determinados pela Equação (3.15), que usando as novas notações resulta na Equação (3.26).

$$\theta = [\phi^T \phi]^{-1} \phi^T Y \quad (3.26)$$

COELHO(2004) e AGUIRRE(2007) chamam a operação $[\phi^T \phi]^{-1}$ de vetor de excitação. Essa matriz deve possuir determinante maior que zero, ou seja, em termos

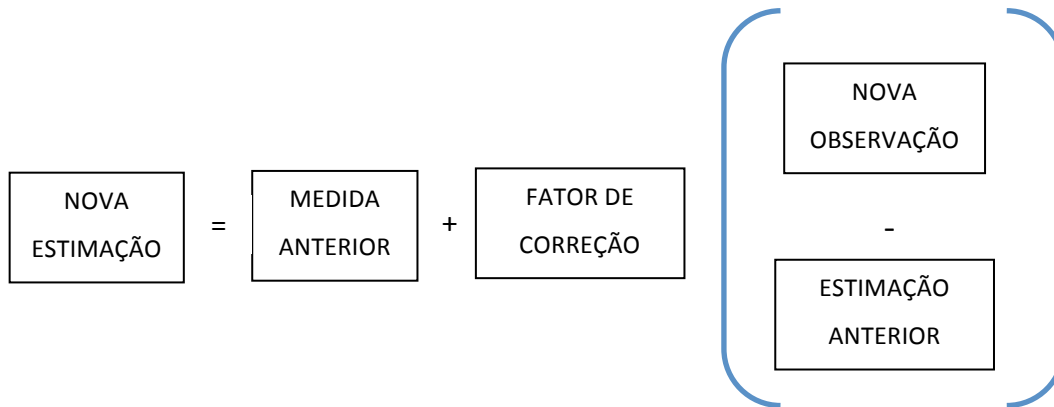
práticos, os valores que compõem as matrizes de medida ϕ devem ser diferentes de zero e também não ser linearmente dependentes entre si. É por isso que os dados devem apresentar um pequeno ruído.

1.10 Estimadores de Mínimos Quadrados Recursivos Monovariáveis

Em alguns casos, a estimação dos modelos deverá ser realizada em modo on-line, enquanto o sistema estiver em operação (tem-se um típico exemplo o controle adaptativo). O modelo será atualizado enquanto novas observações estiverem disponíveis (ZHU, 2001).

Então, para que se obtenha eficiência computacional, deseja-se elaborar um algoritmo de forma que os resultados obtidos sejam usados na atualização on-line do modelo. Essa rotina é chamada de estimação recursiva ou também como estimação adaptativa.

Um exemplo básico de algoritmo recursivo é descrito a seguir (IKONEN, 2002).



Para dedução dessa rotina, o algoritmo recursivo utiliza-se da seguinte expressão obtida anteriormente através do estimador não recursivo (ASTROM, 1984; COELHO, 2004; AGUIRRE, 2007).

$$\theta = [\phi^T \phi]^{-1} \phi^T Y$$

E as previsões no tempo t são

$$\theta(t) = [\phi^T(t)\phi(t)]^{-1}\phi^T(t)Y(t)$$

E no próximo instante $t+1$, as previsões são

$$\theta(t+1) = [\phi^T(t+1)\phi(t+1)]^{-1}\phi^T(t+1)Y(t+1) \quad (3.27)$$

Dessa expressão, tem-se a necessidade de atualizar cada termo. Uma parcela dessa mesma expressão pode ser deduzida na forma

$$\begin{aligned} \phi^T(t+1)\phi(t+1) &= [\phi^T(t) \quad \varphi(t+1)] \begin{bmatrix} \phi(t) \\ \varphi^T(t+1) \end{bmatrix} \\ \phi^T(t+1)\phi(t+1) &= \phi^T(t)\phi(t) + \varphi(t+1)\varphi^T(t+1) \end{aligned} \quad (3.28)$$

A outra parcela da expressão de $\theta(t+1)$ é a da saída $Y(t)$, que também precisa de atualização. E ela pode ser deduzida na seguinte forma.

$$\begin{aligned} \phi^T(t+1)Y(t+1) &= [\phi^T(t) \quad \phi(t+1)] \begin{bmatrix} Y(t) \\ \phi^T(t+1) \end{bmatrix} \\ \phi^T(t+1)Y(t+1) &= \phi^T(t)Y(t) + \phi(t+1)Y(t+1) \end{aligned} \quad (3.29)$$

Após isso, assume-se que

$$P(t) = [\phi^T(t)\phi(t)]^{-1}$$

$$R(t) = \phi^T(t)Y(t)$$

Então, substituindo $P(t)$ e $R(t)$ na equação de $\theta(t+1)$, equação (3.27), tem-se

$$\theta(t+1) = P(t+1)R(t+1)$$

Ou

$$\theta(t) = P(t)R(t) \quad (3.30)$$

E para as equações (3.28) e (3.29)

$$P^{-1}(t + 1) = P^{-1}(t) + \varphi(t + 1)\varphi^T(t + 1) \quad (3.31)$$

$$R(t + 1) = R(t) + \varphi(t + 1)Y(t + 1) \quad (3.32)$$

E como a equação (3.32) já demonstra a relação entre $R(t)$ e $R(t+1)$, precisa-se ter a mesma relação para a equação (3.31).

Essa relação pode ser obtida aplicando a identidade, ou Lema da Inversão Matricial.

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C - 1 + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}$$

Comparando-se essa identidade com a equação (3.31), tem-se

$$P(t + 1) = P(t)[1 - \varphi(t + 1)\{1 + \varphi^T(t + 1)P(t)\varphi(t + 1)\}^{-1}\varphi^T(t + 1)P(t)]$$

Que pode ser reorganizado da seguinte forma

$$P(t + 1) = P(t) - \frac{P(t)\varphi(t + 1)\varphi^T(t + 1)P(t)}{1 + \varphi^T(t + 1)P(t)\varphi(t + 1)} \quad (3.33)$$

E consideramos o erro da previsão recursiva

$$\varepsilon(t + 1) = y(t + 1) - \varphi^T(t + 1)\theta(t)$$

Remodela-se com essa expressão do erro de previsão a equação (3.32)

$$R(t + 1) = R(t) + \varphi(t + 1)\{\varepsilon(t + 1) + \varphi^T(t + 1)\theta(t)\}$$

$$R(t + 1) = R(t) + \varphi(t + 1)\varepsilon(t + 1) + \varphi(t + 1)\varphi^T(t + 1)\theta(t) \quad (3.34)$$

Substitui-se as equações (3.28) e (3.30) na (3.34)

$$P^{-1}(t+1)\theta(t+1) = P^{-1}(t)\theta(t) + \varphi(t+1)\varepsilon(t+1) + \{P^{-1}(t+1) - P^{-1}(t)\}\theta(t)$$

$$\theta(t+1) = \theta(t) + P(t+1)\varphi(t+1)\varepsilon(t+1)$$

O termo $P(t+1)\varphi(t+1)$ é um vetor coluna e é denominado ganho do estimador, $K(t)$, (COELHO, 2004), ou seja,

$$K(t+1) = P(t+1)\varphi(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$$

O vetor de parâmetros estimados é calculado por

$$\theta(t+1) = \theta(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1)$$

E substituindo-se a equação do erro de previsão recursivo na equação do vetor de parâmetros

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \varphi^T(t+1)\theta(t)$$

Observa-se a equação

$$\theta(t+1) = \theta(t) + K(t+1)\{y(t+1) - \varphi^T(t+1)\theta(t)\} \quad (3.35)$$

e

$$K(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)} \quad (3.36)$$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\varphi(t+1)\varphi^T(t+1)P(t)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)} \quad (3.37)$$

1.10.1 Algoritmo do estimador de Mínimos Quadrados Recursivo

Os passos do algoritmo são demonstrados a seguir (COELHO, 2004).

1 – Obter os dados de entrada e saída do sistema estudado;

2 – Atualizar o vetor de medidas

$$\phi^T(t+1) = [-y(k-1) \quad \dots \quad -y(k-ny) \quad u(k-1) \quad \dots \quad u(t-nu)]$$

3 – Calcular o erro de previsão

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \phi^T(t+1)\theta(t)$$

4 – Calcular o ganho do estimador

$$K(t+1) = \frac{P(t)\phi(t+1)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)}$$

5 – Calcular o vetor de parâmetros estimados

$$\theta(t+1) = \theta(t) + K(t+1)\varepsilon(t+1)$$

6 – Calcular a matriz de covariância

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\phi(t+1)\phi^T(t+1)P(t)}{1 + \phi^T(t+1)P(t)\phi(t+1)}$$

1.11 Estimador de Mínimos Quadrados Recursivo de Matrizes de Estado

O método de estimação recursiva em espaço de estados visa prever duas matrizes na representação de estado, como a matriz dinâmica e a matriz de entrada (AGUIRRE, 2007).

Inicialmente, toma-se a consideração do modelo linear no espaço de estados.

$$\mathbf{x}(k) = \Phi \mathbf{x}(k-1) + \Gamma \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{e}(k) \quad (3.38)$$

Os n estados no instante k são

$$\mathbf{x}(k) = [x_1(k) \quad x_2(k) \quad \dots \quad x_n(k)]^T$$

As entradas r coletadas nos instantes $k-1$ são

$$\mathbf{u}(k) = [u_1(k) \quad u_2(k) \quad \dots \quad u_r(k)]^T$$

E os valores de erro de regressão nos instantes k são

$$\mathbf{e}(k) = [e_1(k) \quad e_2(k) \quad \dots \quad e_n(k)]^T$$

A equação (3.38) pode ser reescrita:

$$\mathbf{x}(k) = [\Phi \quad \Gamma] \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k-1) \\ \mathbf{u}(k-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x}(k) = \Delta^T \mathbf{m}(k-1)^T$$

E a transposta

$$\mathbf{x}(k)^T = \mathbf{m}(k-1) \Delta$$

$$\mathbf{x}(k)^T = [\mathbf{x}(k-1)^T \quad \mathbf{u}(k-1)^T] \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Gamma^T \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

Então, para N aplicações de (3.39) tem-se

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(1)^T \\ \mathbf{x}(2)^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}(N)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(0) \\ \mathbf{m}(1) \\ \vdots \\ \mathbf{m}(N-1) \end{bmatrix} \Delta$$

ou

$$X_N = M\Delta \quad (3.40)$$

Esta equação pode ser resolvida usando o estimador recursivo mostrado no tópico anterior.

$$K(t+1) = \frac{P(t)\varphi(t+1)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$$

$$\theta(t+1) = \theta(t) + K(t+1)\{y(t+1) - \varphi^T(t+1)\theta(t)\}$$

$$P(t+1) = P(t) - \frac{P(t)\varphi(t+1)\varphi^T(t+1)P(t)}{1 + \varphi^T(t+1)P(t)\varphi(t+1)}$$

Usando as notações de AGUIRRE(2007) e ajustando os membros K e P, e assumindo $\theta = \Delta$, e $\varphi = \mathbf{m}$

$$K_k = \frac{P_{k-1}\mathbf{m}(k-1)^T}{1 + \mathbf{m}(k-1)P_{k-1}\mathbf{m}(k-1)^T} \quad (3.41)$$

$$\Delta_k = \Delta_{k-1} + K_k\{x^T(k) - \mathbf{m}(k-1)\Delta_{k-1}\} \quad (3.42)$$

$$P_k = P_{k-1} - \frac{P_{k-1}\mathbf{m}(k-1)^T\mathbf{m}(k-1)P_{k-1}^T}{1 + \mathbf{m}(k-1)P_{k-1}\mathbf{m}(k-1)^T} \quad (3.43)$$

1.12 Softwares de Identificação

LJUNG (1995) cita diversos *softwares* de identificação por exemplo: o *Toolbox* de identificação desenvolvido pelo próprio autor Lennart Ljung para a Mathwork MATLAB (Mathworks, 1986); o módulo de identificação *Matrix_x's* da companhia de mesmo nome (*Matrix_x's*, 1991); e o PIM (Landau, 1990).

Ainda em LJUNG (1995), o autor sueco descreve os pontos e rotinas que todos os *softwares* possuem em comum. São eles:

- Manuseio de dados, plotagem, etc. Rotinas de filtragem de dados, de remoção de deslocamentos, de escolha dos melhores segmentos de dados, etc;
- Métodos de identificação não-paramétrica. Rotinas de estimação de covariâncias, transformadas de Fourier, análise de correlação e análise espectral, etc;
- Métodos de estimação paramétrica. Rotinas de cálculo de estimação paramétrica em diferentes modelos estruturais;
- Apresentação do modelo. Rotinas de simulação desse modelo; de estimação e plotagem de pólos e zeros; de computação das funções no domínio da frequência; de plotagem do diagrama de Bode; etc;
- Validação do modelo. Rotinas de computação e análise residual; de comparação entre propriedades de modelos diferentes, etc;

1.13 Conclusão

Neste capítulo foram apresentados os métodos de identificação baseados em mínimos quadrados. De todas as abordagens existentes, a identificação não recursiva monovariável e a recursiva em espaço de estados foram as escolhidas para utilização no trabalho e no teste prático. A primeira é uma técnica de identificação que exige mais memória computacional, visto que monta diversas matrizes, e não é favorável na aplicação online; e a segunda é um método recursivo, que usa dados instantâneos anteriores para correção e ajuste, sendo mais adequada para usos em tempo real durante a identificação.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS NÃO RECURSIVA

Até fevereiro de 2015, desde o início de 2014, a elaboração e correção do *software* de identificação baseado nos Mínimos Quadrados, para este trabalho, foram ações permanentes, especialmente ações de busca da validação e *benchmark*. É importante lembrar que esta aplicação foi desenvolvida no mês de novembro de 2013, completamente elaborada na linguagem Visual Basic For Applications (VBA) da Microsoft®, e executada no aplicativo desse mesmo fabricante, a ferramenta MS Excel.

Para que a validação ocorresse, as correções trabalhadas foram sobre os resultados da comparação entre as matrizes geradas no MS Excel e MATLAB. Comparou-se as matrizes φ , φ' , $(\varphi' * \varphi)^{-1}$ e $\varphi' * Y$. A causa da diferença entre os resultados estava na escrita do algoritmo, especificamente na organização da matriz φ , e conseqüentemente na φ' .

Para que o algoritmo implementado via *software* na linguagem VBA pudesse ter *benchmark* e confiabilidade, adotou-se a seguinte estratégia: utilizar as massas de dados em outro *software* de simulação matemática e manipulação de matrizes – o que serviria então como um teste para validação dos resultados obtidos em VBA, para tanto utilizou-se o *software* MATLAB®.

A partir daqui, serão apresentados de forma resumida os resultados obtidos nas duas ferramentas, utilizando as mesmas massas de dados. Serão apresentadas as diversas matrizes que fazem parte do método não recursivo, e demais informações.

1.14 Elaboração do problema

Estimador: Mínimos Quadrados Não Recursivo (ou em batelada)

Modelo de sistema a ser validado:

- Modelo 1: Série de dados gerados por simulação em Matlab para um sistema de segunda ordem específico (ANEXO I);

- Modelos 2 e 3: Série de dados reais da caldeira Aalborg B (ANEXO II);

Tempo de amostragem

- Modelo 1: 0,1 segundo;

- Modelo 2 e Modelo 3: 5,0 segundos;

Arredondamento de casas decimais no *software* elaborado no MS Excel: 8 dígitos

O algoritmo e o *software* foram elaborados baseados nas consultas bibliográficas em AGUIRRE (2007), ASTROM (1984), COELHO (2004).

1.15 Validação do Modelo 1

Os parâmetros do Modelo 1 foram estimados nos dois *softwares* (MATLAB e MS Excel) e os resultados obtidos com os dois modelos obtidos, resposta a um degrau de entrada, são mostrados na Figura 4.1.

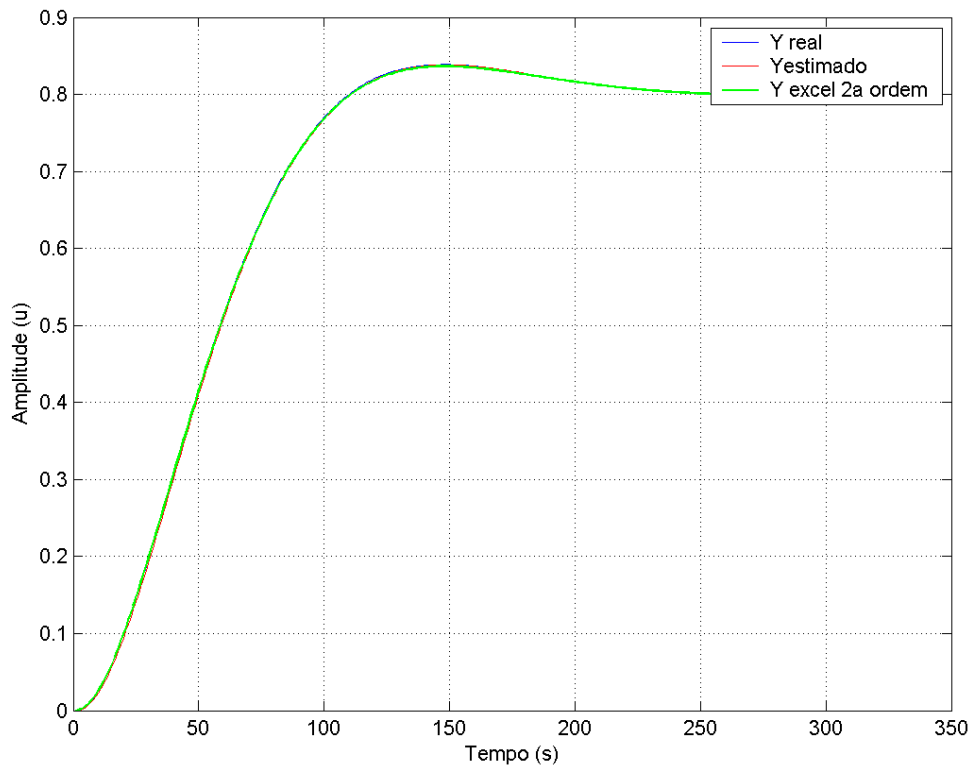


Figura 4.1 - Resposta ao degrau do Modelo 01

Na Figura 4.14.1 a saída real está em azul; os resultados da simulação com os parâmetros obtidos para o modelo 1 no MATLAB em vermelho e o resultado da simulação com os parâmetros obtidos para o Modelo 1 no MS Excel em verde. O gráfico mostra que os resultados das duas suas simulações são muito semelhantes.

Outro instrumento para comparação entre os resultados obtidos pelos dois *softwares* é mostrado na Tabela 4.1, ou seja, os valores numéricos dos parâmetros obtidos, onde mais uma vez se vê a grande similaridade entre os parâmetros calculados pelos dois *softwares* e armazenados na matriz θ .

Tabela 4.1 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 01)

Matriz θ MS Excel		Matriz θ Matlab	
a1	-1,9579	a1	-1,958
a2	0,958781	a2	0,9589
b1	0,000385	b1	0,000355
b2	0,00032	b2	0,0003501

1.16 Validação do Modelo 02

O 2º modelo é a composição do controle de nível da caldeira Aalborg B em agosto/2012. A variável manipulada (entrada – x) é a vazão de água de alimentação da caldeira (unidade de engenharia: ton/h), e a variável controlada (saída –y) é o nível do tubulão da caldeira (unidade de engenharia: %). Os dados estão organizados no ANEXO II.

O resultado da estimação por MQNR desses dados está disposto na Tabela 4.2, através da representação da matriz de parâmetros, θ .

Tabela 4.2 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 02)

Matriz θ MS Excel		Matriz θ Matlab	
a1	-1,82754	a1	-1,97323
a2	0,829951	a2	0,973666
b1	-0,54353	b1	-0,0403
b2	0,54554	b2	0,04065

Os parâmetros dispostos na Tabela 4.2 mostram similaridade entre os resultados de identificação. A etapa seguinte é a simulação dos modelos lineares cujos parâmetros estão sintetizados na matriz θ para comparação dos resultados.

Realizando as simulações no *software* elaborado no MS Excel, os seguintes resultados são obtidos na Figura 4.2.

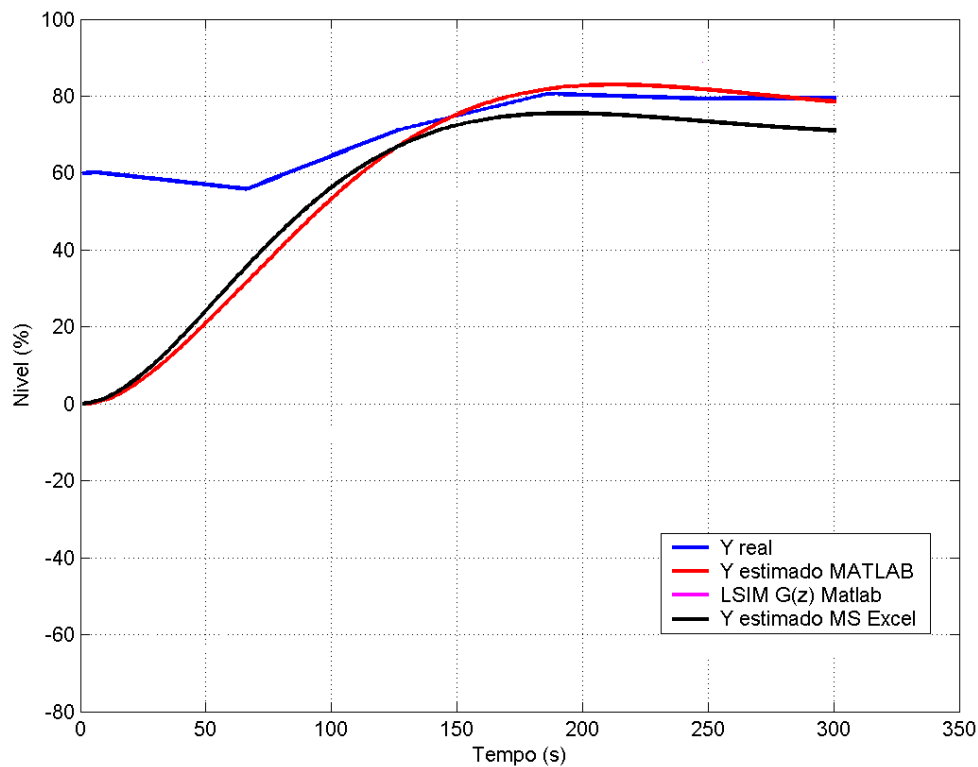


Figura 4.2 - Resultado da Simulação ao Modelo 2

Observando que não se considerou nas simulações no Excel e no Matlab a mesma condição inicial dos dados reais, fez-se a devida correção no *software* em Excel para que isso fosse levado em consideração e o resultado obtido consta na Figura 4.3, onde: em azul, é saída real e em vermelho a estimada a partir do modelo identificado. Percebe-se que o valor real estabiliza em 79,53% e o estimado em 77,83%.

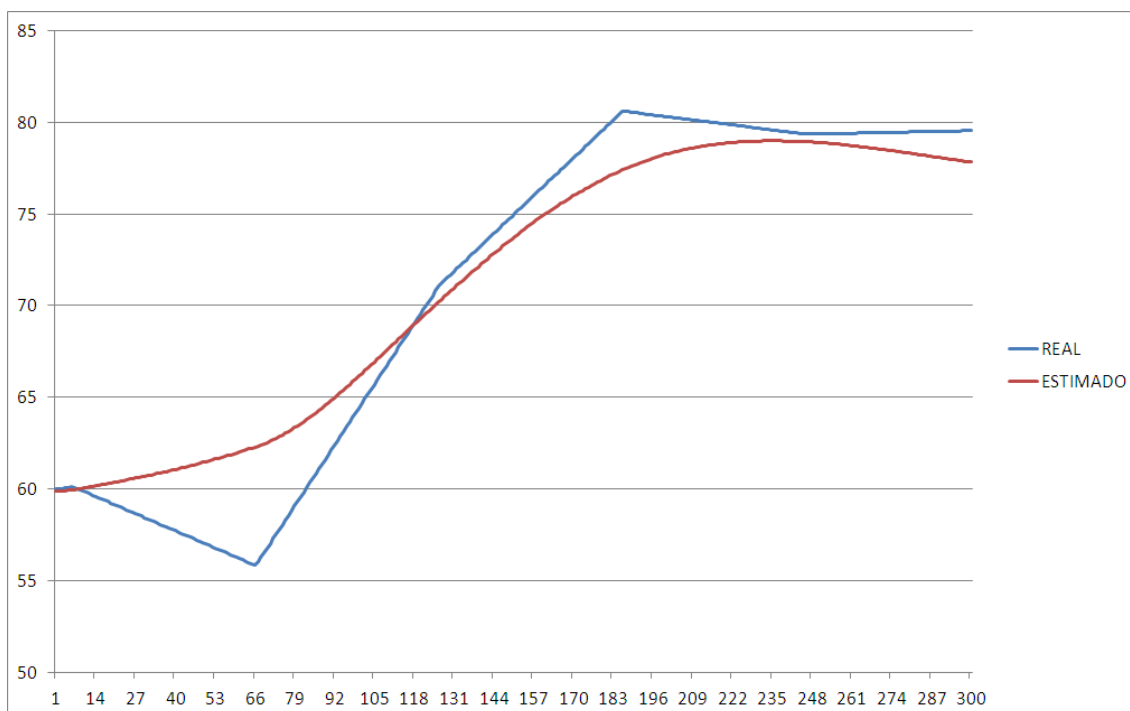


Figura 4.3 - Resultado da estimação para o modelo 2 após melhoria nas condições iniciais

Mostra-se a seguir, na Tabela 4.3 o resultado comparativo entre as matrizes paramétricas obtidas após melhorar as condições iniciais.

Tabela 4.3 – Comparativo entre as matrizes θ do MS Excel® e do MATLAB® (Modelo 02)

Matriz θ MS Excel		Matriz θ Matlab	
a1	-1,973231185	a1	-1,97323
a2	0,97366599	a2	0,973666
b1	-0,040304533	b1	-0,0403
b2	0,040649597	b2	0,04065

1.17 Identificação de um segundo modelo para a caldeira Aalborg

Modelo 3: Série de dados reais da caldeira Aalborg B obtidos em 15/01/2015, desde o instante de 00:00:00 até 02:00:00; Período de amostragem 5,0 segundos; neste caso utiliza-se uma quantidade de dados maior do que no modelo 2, com 1441 pontos.

Os resultados da estimação por mínimos quadrados não recursivo, utilizando o *software* desenvolvido em Excel e no Matlab, estão dispostos na Tabela 4.4, através dos parâmetros que compõem a matriz θ .

Tabela 4.4 – Comparativo entre matrizes θ para o modelo 03

Matriz θ MS Excel		Matriz θ Matlab	
a1	-2,003151771	a1	-2,0032
a2	1,003318795	a2	1,0033
b1	0,009477997	b1	0,0095
b2	-0,009363166	b2	-0,0094

Os parâmetros da Tabela 4.4 mostram mais uma vez a similaridade entre os resultados da identificação. Realizando as simulações dos modelos obtidos no *software* elaborado no MS Excel e no Matlab, as saídas obtidas com a entrada real são mostrados na Figura 4.4. Em azul: saída real do nível do tubulão. Em vermelho: saída estimada a partir do modelo obtido pelo *software* de estimação.

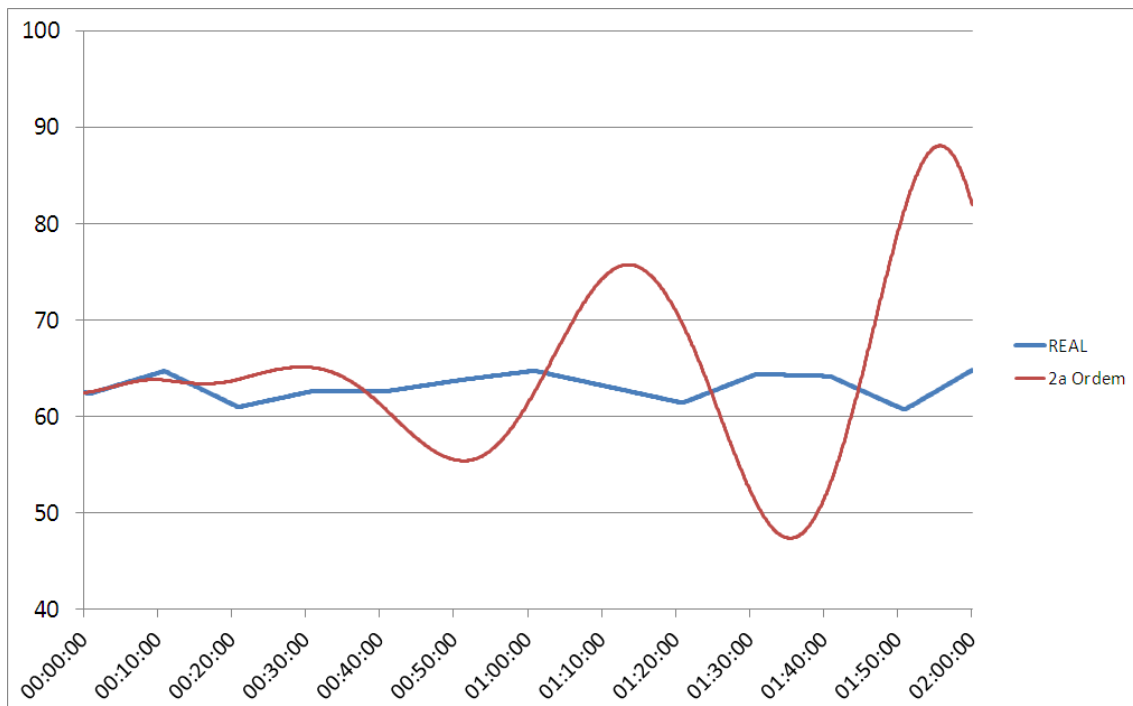


Figura 4.4 – Resultado da estimação ao Modelo 3

Percebe-se na Figura 4.4 que existem muitas variações no valor real que não são seguidas pelo valor estimado. São variações que mostram um resultado de identificação instável.

Ainda no mesmo processo, e usando a flexibilidade do *software*, é possível estimar modelos de diferentes ordens e avaliar os resultados para, por exemplo, até a 4ª ordem. Tais resultados constam na Figura 4.5.

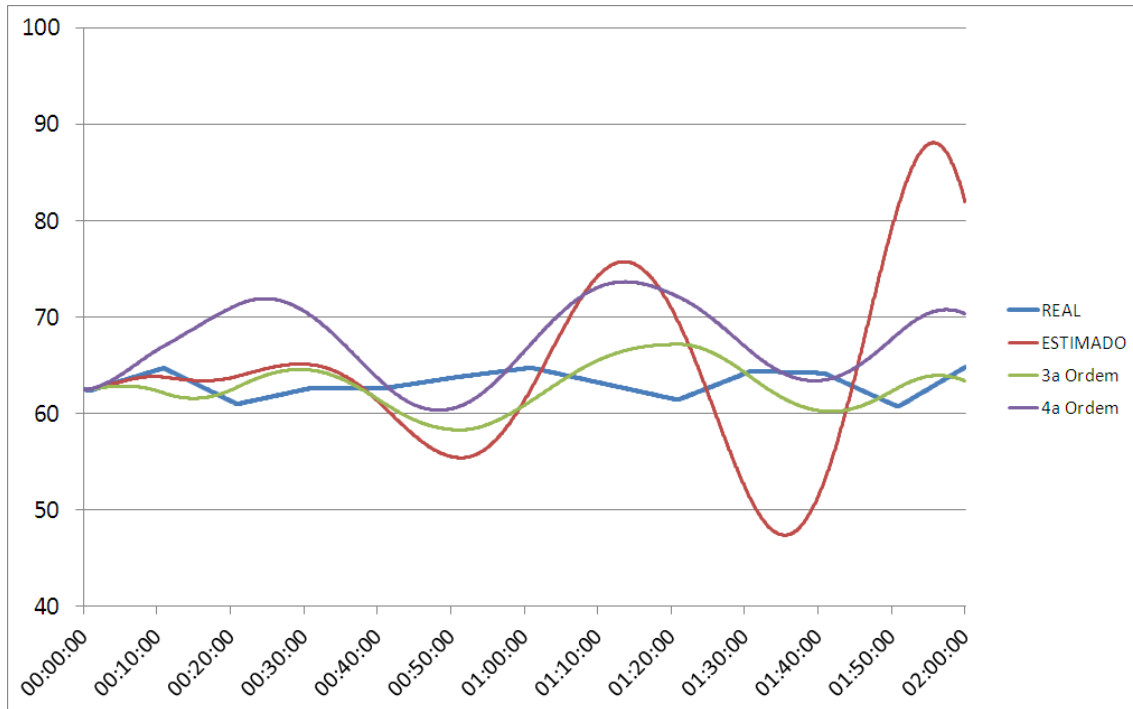


Figura 4.5 - Resultados ao Modelo 3 com diversas ordens

Na Figura 4.5, em azul destacado, o valor real do nível do tubulão de vapor; em vermelho, o resultado para uma planta estimada de 2ª ordem; em verde, a saída estimada da estimação de 3ª ordem; em roxo, a resposta de um sistema de 4ª ordem; e de azul claro e laranja, os resultados para sistemas de 5ª e 6ª ordens respectivamente.

1.18 Conclusão

A primeira validação do algoritmo de identificação implementado em Excel (item 4.2), mostrou que os resultados das matrizes paramétricas θ são muito similares aos obtidos em Matlab, o que resultou na similaridade e sobreposição gráfica da resposta ao degrau dos mesmos.

Além disso, na segunda validação mostrada no item 4.3, os resultados da matriz de parâmetros são numericamente semelhantes, e o resultado gráfico também demonstra similaridade entre ambos.

Na terceira validação (item 4.4) a simulação do modelo identificado apresentou resultado insatisfatório, mostrando características oscilatórias e aumento gradativo do erro entre o real e a identificação.

Tais diferenças também ocorreram nos resultados da terceira validação com modelos de ordem mais elevada. Apesar de que nos resultados de 3^a e 4^a ordens observa-se estimações mais próximas ao valor estudado, ainda assim não apresentam similaridades gráficas ao processo, tornando-os insatisfatórios.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS RECURSIVA

Diante dos resultados não satisfatórios obtidos nos testes realizados com o estimador não recursivo monovariável, para determinação de um modelo representativo da caldeira Aalborg, apresentados no Capítulo 4, bem como para tornar o *software* desenvolvido em Excel mais completo, ou seja, com a possibilidade de aplicação em um maior número de processos, implementou-se no mesmo, o algoritmo de identificação recursiva de mínimos quadrados multivariável no espaço de estados descrito na seção 3.4 (AGUIRRE, 2007).

A opção pela identificação recursiva multivariável e não monovariável surgiu pela necessidade de se considerar, de uma única vez, não apenas a possível variância no tempo dos parâmetros do processo, bem como todas as variáveis de entrada e saída presentes na caldeira Aalborg, mantendo apenas um modelo linear como hipótese simplificadora.

Para efeito de teste de validação do algoritmo multivariável implementado em com VBA no MS Excel, assim como se fez para a validação do algoritmo em batelada, utilizou-se dados de outro processo da Hydro Alunorte, provenientes da calcinação e para o qual já se dispunha de resultados de identificação obtidos em Matlab.

Num primeiro teste de validação apresentam-se os resultados gráficos da identificação recursiva, obtidos com *software* consolidado MATLAB, e, em seguida, os resultados obtidos no *software* desenvolvido em Excel, ou seja, espera-se que ambos gerem os mesmo resultados, ou pelo menos muito próximos entre si, o que seria um indicativo de que o *software* criado em Excel está correto e com precisão numérica adequada.

Um segundo teste de validação apresentado é o índice de desempenho sugerido por COELHO (2004), utilizado em artigos de identificação de sistemas (CONCER, 2005), denominado Coeficiente de Correlação Múltipla (R^2) e definido pela equação (5.1).

(5.1)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2}{\sum_{k=1}^N [y(k) - \bar{y}]^2}$$

Na equação (5.1), $y(k)$ é a saída real, $\hat{y}(k)$ é a saída estimada e \bar{y} é a média das N amostras. COELHO (2004) atesta que o valor de R^2 próximo de 0,9 e 1 pode ser considerado suficiente para muitos resultados práticos em identificação.

Este coeficiente será utilizado para indicar o grau de correlação múltipla entre os resultados dos dois *softwares* (MS EXCEL e MATLAB), e também para mostrar o grau de correlação da identificação obtida pelo *software* elaborado MS Excel.

Observa-se que o arredondamento de casas decimais no *software* em MS Excel é de 8 dígitos. O algoritmo e o *software* foram elaborados baseados nas consultas bibliográficas em AGUIRRE (2007) e COELHO (2004).

1.19 Estimação das variáveis do calcinador

O primeiro teste de validação do *software* de identificação elaborado em MS Excel foi com dados reais do processo do calcinador. Esses dados foram gentilmente cedidos pela Hydro Alunorte, área da Calcinação e da Automação de Sistemas.

As variáveis de entrada do calcinador são a vazão de ar (toneladas/hora); a vazão de óleo BPF (toneladas/hora); e a velocidade das roscas (%). E as variáveis de estado são o oxigênio (%), e a temperatura (°C). Essa associação de variáveis de entrada e estado foram feitas após análise das áreas que cederam os dados para esta validação.

1.19.1 Conjunto de dados 01 do calcinador

A seguir, toma-se os resultados da estimação do 1º conjunto de dados do calcinador. A Figura 5.1 mostra a estimação da temperatura (°C) obtida no software desenvolvido pelo autor, plataforma VBA/MS Excel.

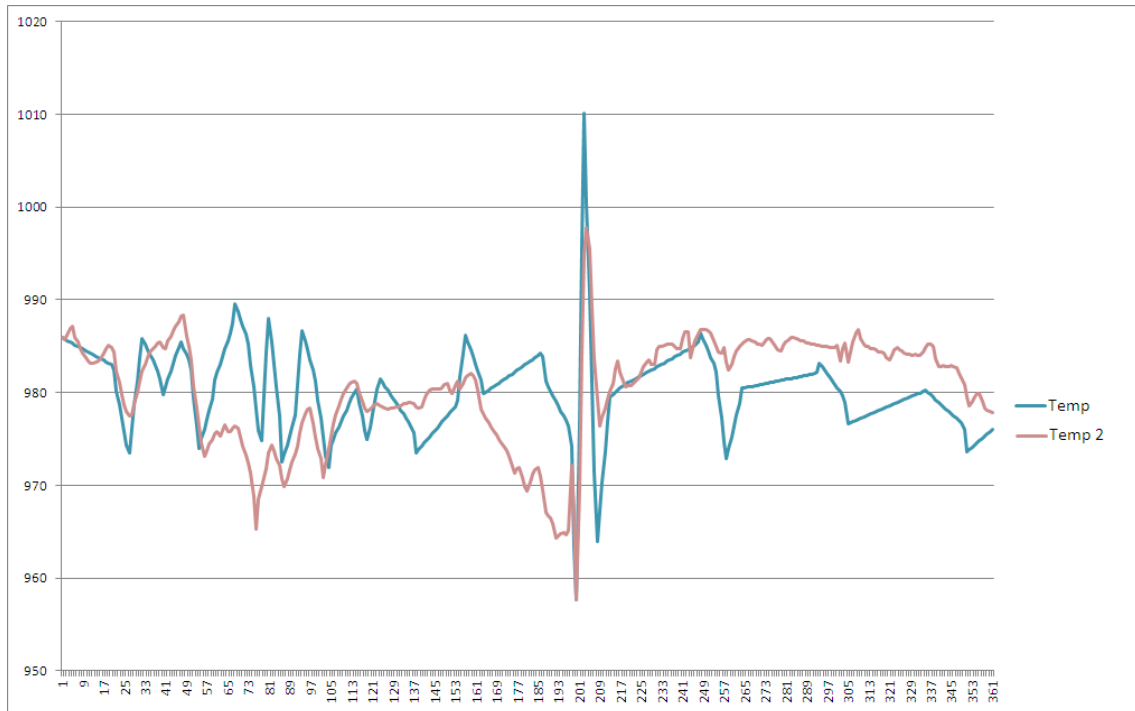


Figura 5.1 - Temperatura estimada a partir do modelo obtido com o *software* em MS Excel em azul e real em vermelho (°C) para o calcinador

A Figura 5.1 mostra o valor real da temperatura (Temp) e o valor da estimção em espaço de estados (Temp 2). E, a seguir, o resultado da estimção da temperatura obtido no Matlab.

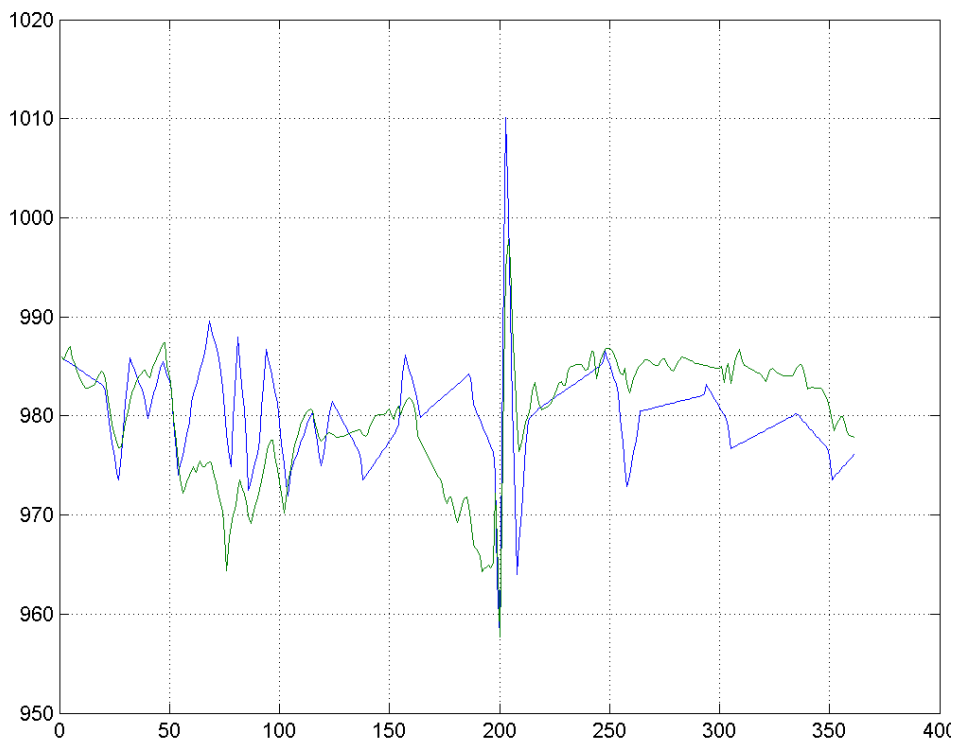


Figura 5.2 - Temperatura estimada no *software* Matlab em azul e real em verde (°C) para o calcinador

Após estes resultados, percebe-se que um comportamento gráfico muito semelhante entre a Figura 5.1 (MS Excel) e a Figura 5.2 (Matlab).

Calculando o coeficiente de correlação múltipla, entre as temperaturas estimadas com os modelos obtidos nos *softwares* MS Excel e Matlab, obtém-se 0,999997921162314. Este indicador mostra que os *softwares* possuem a mesma precisão prática de identificação. Ou seja, pode se utilizar qualquer um dos dois para obter identificação recursiva em espaço de estados.

Para validar a identificação do modelo obtido pelo *software* em MS Excel, determinou-se o coeficiente de correlação múltipla entre a temperatura estimada com o modelo obtido em MS Excel e a temperatura real, obtendo-se o valor de 0,999647260299421. Este resultado mostra que a identificação desta variável de estado está adequada e válida.

A mesma metodologia foi aplicada para a segunda variável de estado, o oxigênio. A Figura 5.3 mostra o oxigênio obtido com a simulação do modelo identificado no *software* desenvolvido em VBA/MS Excel e o real.

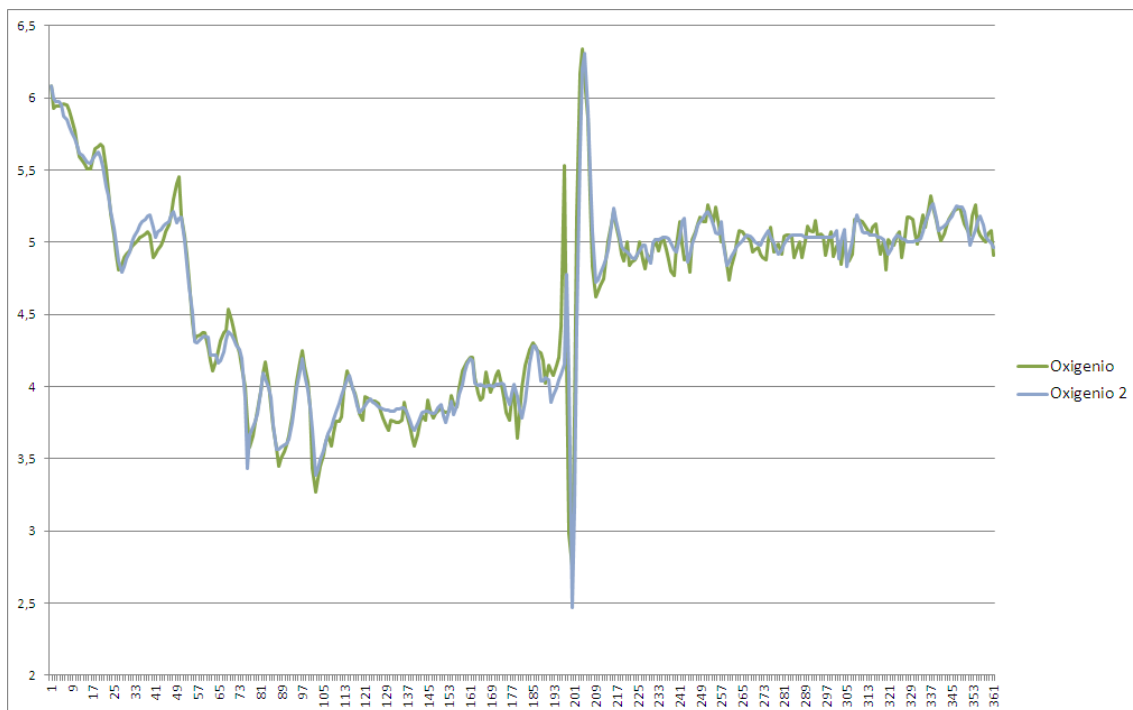


Figura 5.3 - Oxigênio estimado a partir do modelo obtido com o *software* em MS Excel em azul e o real em verde (%) para o calcinador

A seguir, na Figura 5.4, o resultado da estimação do oxigênio obtido no MATLAB.

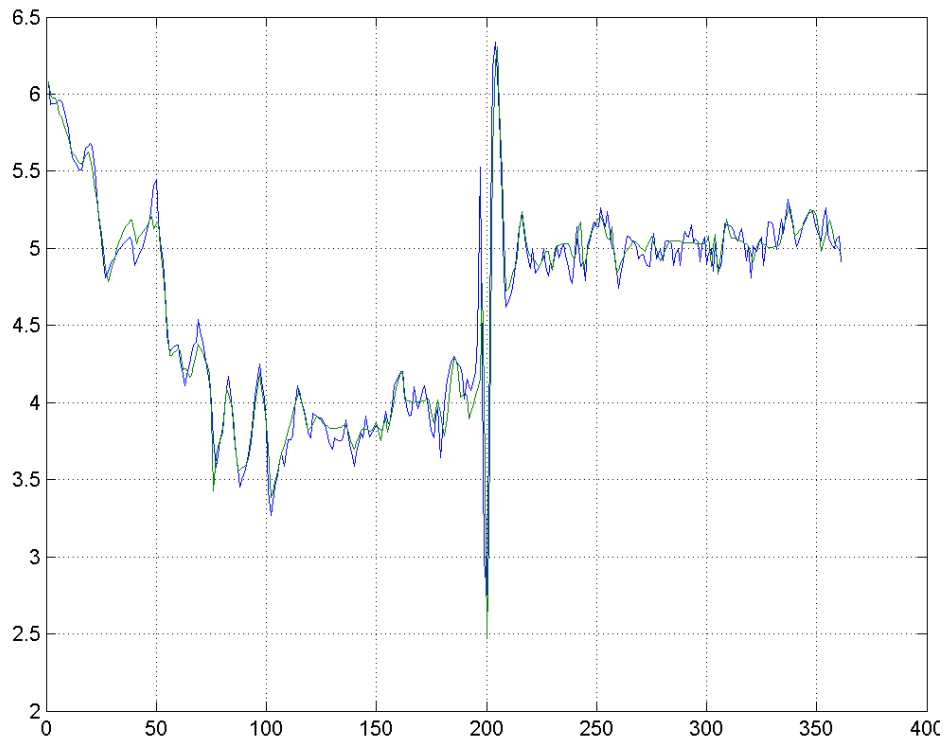


Figura 5.4 - Oxigênio estimado no software MATLAB do conjunto 01 (%)

Não diferente da variável de estado anterior, o resultado gráfico da estimação do oxigênio do calcinador é muito semelhante.

Seguindo a metodologia, utiliza-se o indicador de correlação múltipla para comparação entre os dois softwares. O resultado obtido é 0,999999119773646, ou seja, um valor que mostra a aplicação prática do software em MS Excel frente ao consolidado MATLAB.

Após a validação entre *softwares*, aplica-se a correlação múltipla da identificação. O resultado é 0,991974723126012.

Esses resultados mostram que as variáveis de estado estão adequadas e também a utilização do *software* elaborado pelo autor em MS Excel é válido nesta aplicação prática de estimação recursiva em espaço de estados.

1.20 Estimação das variáveis da caldeira Aalborg B

Conforme explicado no Capítulo 2, a caldeira Aalborg B da Hydro Alunorte possui diversas variáveis de entradas e estados. Nesta análise será assumido que a caldeira possui a seguinte configuração representada na Figura 5.5.

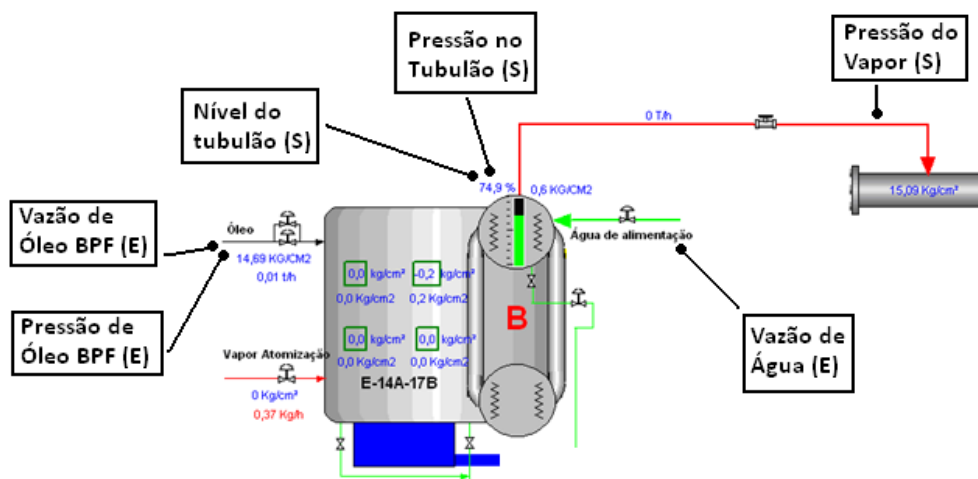


Figura 5.5 - Variáveis de entrada e estado para a caldeira Aalborg B

A Figura 5.5 mostra as variáveis selecionadas para a estimação recursiva. Como entrada, assume-se a vazão de óleo BPF, a pressão de óleo BPF, e a vazão de água de alimentação da caldeira. E como variáveis de estado (ou saídas) são definidos o nível do tubulão de vapor, a pressão no tubulão de vapor, e a pressão de vapor gerado pela caldeira.

Neste estudo, o interesse é identificar as variáveis de estado representadas pelo nível do tubulão e as pressões no tubulão e na saída de vapor.

Sabe-se que o nível do tubulão de vapor é uma variável muito instável, e possui influência direta da vazão de água de alimentação. Essa variável possui acoplamento térmico com a vazão e a pressão de óleo BPF.

E da mesma forma que o nível do tubulão, as pressões no tubulão e do vapor gerado também possuem as influências do tubulão.

Então, toma-se uma série de dados temporais dessas variáveis extraídas na data de 21 de agosto de 2012, entre o instante de 12h10 até 14h. Amostram-se os dados de 5 em 5 segundos, e obtém-se uma massa de 1321 pontos para cada variável. Essa massa de dados será chamada aqui de conjunto de dados 01 da caldeira.

1.20.1 Estimação do conjunto de dados 01 da caldeira

As variáveis de entrada deste conjunto de dados são a vazão de água de alimentação do balão (ton/h); a pressão de óleo BPF (ton/h), e a vazão de ar de combustão (ton/h). E as variáveis de estado são o nível do tubulão (%); a pressão do balão (kgf/cm²), e a vazão de vapor gerado (ton/h).

A Figura 5.6 mostra o resultado da estimação em espaço de estados ao nível do tubulão de vapor (LT14B106C.MV).

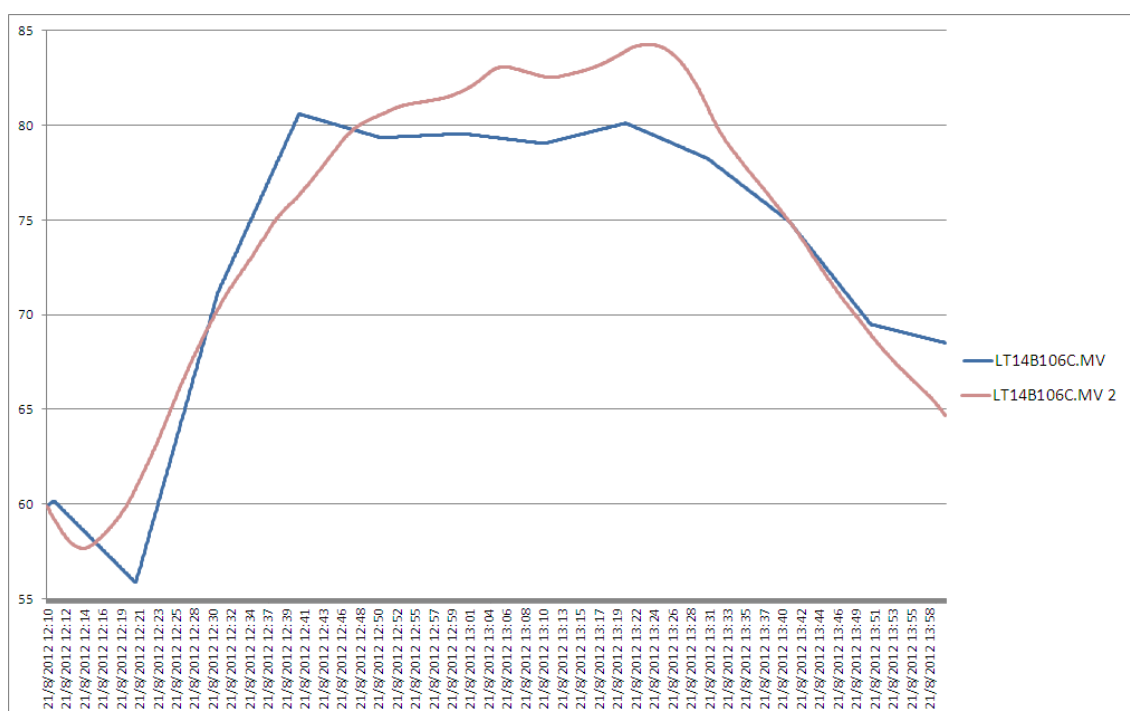


Figura 5.6 - Nível do balão estimado no MS Excel ao conjunto 01 (%)

Para essa estimação, o resultado da correlação múltipla foi de 0,876939765. Isso mostra que é aceitável em termos práticos a identificação desta variável.

A Figura 5.7 mostra o resultado da identificação da pressão no tubulão de vapor (PT14B201.MV).

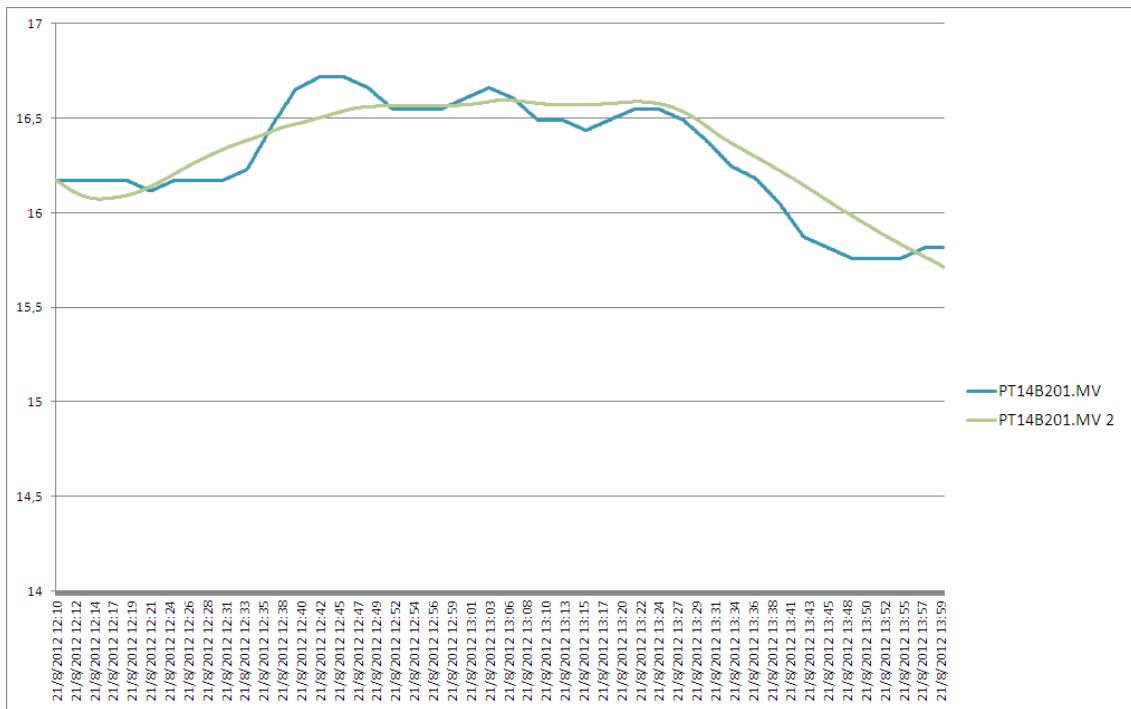


Figura 5.7 - Pressão no tubulão estimada no MS Excel ao conjunto 01 (kgf/cm²)

A sua correlação múltipla foi mensurada em 0,999887953. Isso é um resultado bastante satisfatório para esta variável de estado.

Além disso, segue a estimaco da presso de vapor (PT14206.MV) na sada da caldeira Aalborg, apresentada na Figura 5.8.

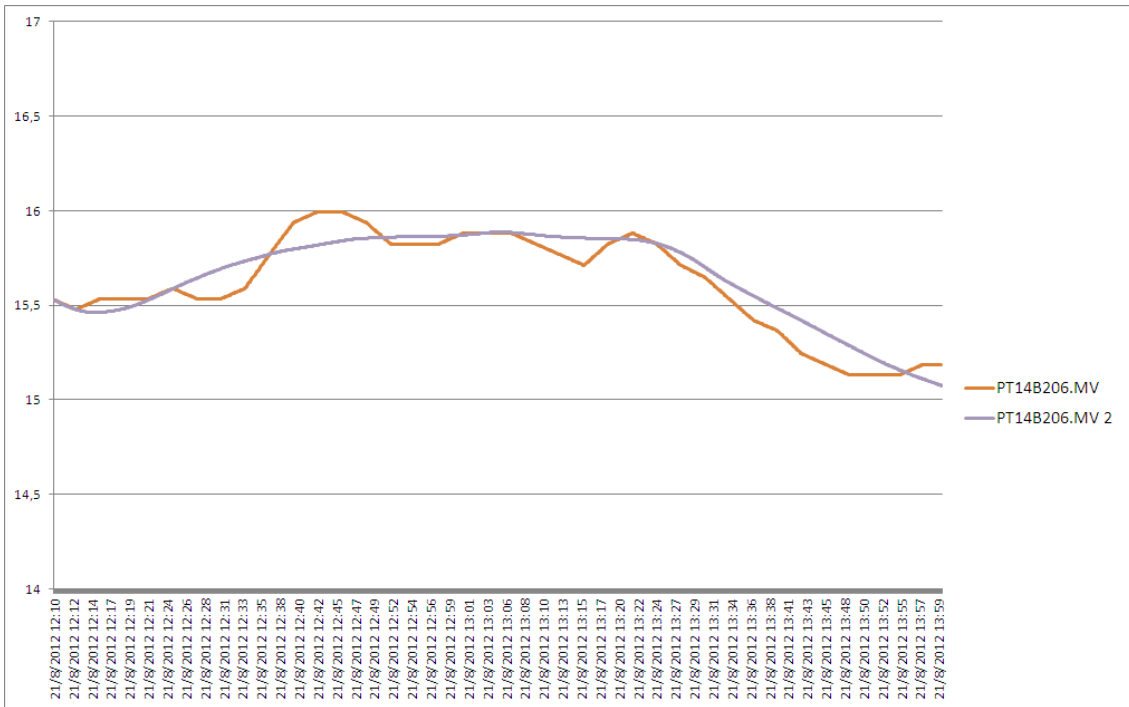


Figura 5.8 – Pressão de saída de vapor estimada no MS Excel ao conjunto 01 (kg/cm²)

E o resultado desta estimaco trouxe o indicador de correlaco mltipla em 0,984326511, que tambm  um valor bastante aceitvel.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÃO

O desenvolvimento do trabalho de identificação de processos industriais mostrou que é possível obter resultados positivos utilizando os métodos de mínimos quadrados pelo *software* elaborado pelo autor no MS Excel, linguagem VBA.

Para a estimação não recursiva, a primeira validação do *software* de identificação mostrou que os resultados das matrizes paramétricas θ são equivalentes aos obtidos no Matlab. Isso resultou na similaridade e sobreposição gráfica da resposta ao degrau obtida pelos dois *softwares* bem como a conclusão de que o algoritmo desenvolvido em Excel, além de implementado corretamente, tem precisão numérica aceitável.

Na segunda validação não recursiva, o segundo resultado de estimação mostrou poucas diferenças entre valor real e o valor estimado.

Essas diferenças também ocorrem nos resultados do 3º modelo não recursivo, porém com maior intensidade. Os resultados da estimação não recursiva trouxeram valores com tendência ao aumento do erro entre o real e a identificação. Erro percebido pelo comportamento instável da identificação. Isso inviabilizou a aplicação do *software* desenvolvido na identificação do nível do tubulão da caldeira Aalborg B.

Então, esses resultados levaram a concluir a necessidade de considerar o sistema como sendo multivariável e variante no tempo. Assim fez-se a implementação de um estimador baseado nos mínimos quadrados usando modo recursivo, tornando o *software* mais completo.

Os resultados da identificação recursiva produziram erros ainda mais aceitáveis na estimação do nível do tubulão.

É possível comparar os resultados das estimções não recursiva (MQNR) e recursiva em espaço de estados (EE) observando a Figura 6.1.



Figura 6.1 – Comparação entre estimação MQNR e em Espaço de Estados do Nível do Tubulão

Além desse resultado, observa-se o comparativo entre a estimação do 3º conjunto de dados estudado. A Figura 6.2 mostra a desqualificação do software não recursivo (MQNR 2ª) e o bom desempenho da estimação em espaços de estado (EE) aplicado ao nível do tubulão da caldeira Aalborg B.

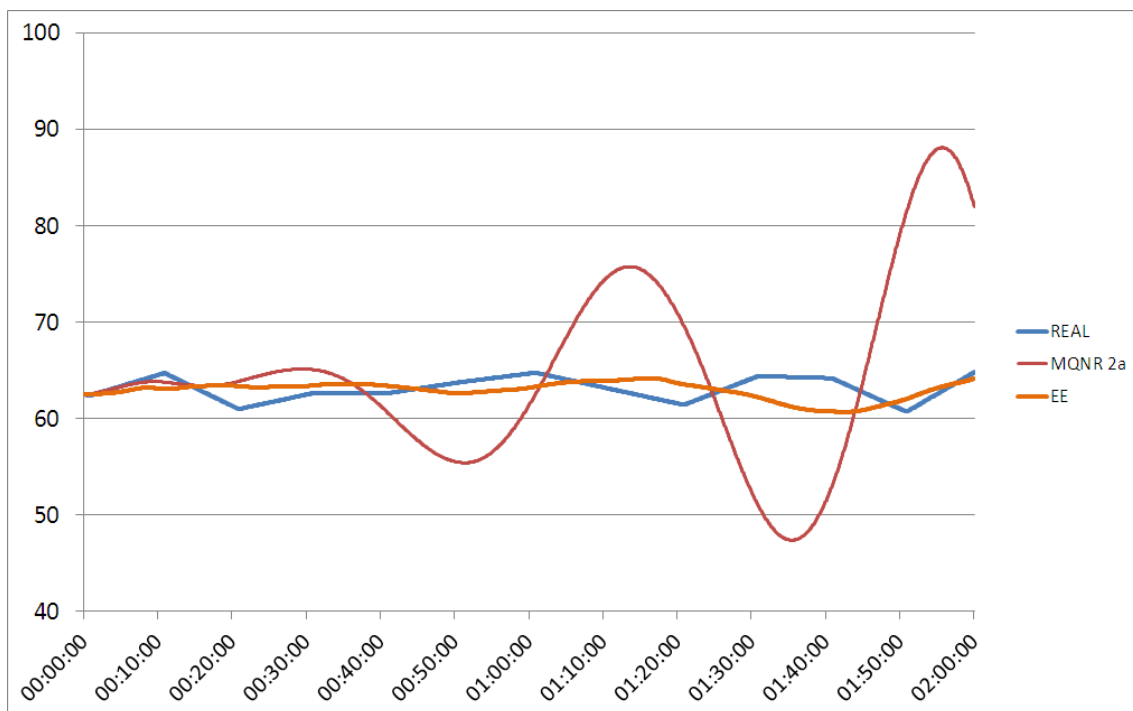


Figura 6.2 – 2ª Comparação entre estimação MQNR e em Espaço de Estados do Nível do Tubulão

Assim, além do *software* desenvolvido em Excel, que pode ser aplicado em diversos processos da Hydro Alunorte, obteve-se também um modelo mais realista para a caldeira e que pode ser útil na revisão dos parâmetros de seus controladores. Neste trabalho pôde-se perceber a aplicação nos processos da calcinação, e a obtenção de bons resultados de identificação.

Um trabalho futuro seria implementar o algoritmo de identificação *online* no supervísório afim de, num primeiro momento, comparar as variáveis reais (nível por exemplo) e as estimadas a partir do modelo identificado.

Uma segunda proposta é utilizar o modelo identificado para rever o projeto dos controladores existentes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AALBORG, *Manual da caldeira*, 1ª edição, publicação Aalborg, 1997.
- AGUIRRE, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não – Lineares Aplicadas a Sistemas Reais, 3ª edição, Belo Horizonte: Editora da UFMG, 2007.
- ARAÚJO, R. B; SOARES, J. N. A. J. Modelo Matemático Discreto de uma Planta Térmica pelo Método das Diferenças (*Backward Difference*) e uma Estimação Recursiva de Mínimos Quadrados dos seus Parâmetros. XXXIV Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional. 2012.
- ASTROM, K. J; WITTENMARK, B. Adaptive Control, 2ª Edição, Addison-Wesley Inc, 1995.
- ASTROM, K. J; WITTENMARK, B. Computer-Controlled Systems: Theory and Design, 1ª Edição, New Jersey: Prentice-Hall, 1984.
- BABCOCK & WILCOX, *Steam – its generation and use*, Edição 41, Barberton, Ohio, EUA, 2005.
- BARREIROS, J. A. L. Método de Controle Adaptativo Auto-Ajustável Aplicados à Síntese de Estabilizadores de Sistemas de Potência. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, UFSC, 1995.
- COELHO, A. A. R.; COELHO, L. S. Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares, 1ª Edição, Florianópolis: Editora da UFSC, 2004.
- CONCER, G. M. Identificação de Processos Industriais Utilizando Tecnologia *Foundation Fieldbus*. Monografia de Conclusão de Curso. UFSC. 2005.
- HAENDEL, V. H. F; FONTES, A. B.; LIMA J. S.; SOBRINHO M. O. S. Técnicas de Identificação em Malha Fechada Usando o Algoritmo Variável Instrumental: um estudo de caso, artigo apresentado no Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, SBAI, 2013.
- IKONEN, E; NAJIM, K. *Advanced Process Identification and Control*. Marcel Dekker, New York, 2002.

LIPTÁK, Béla G., *Instrument Engineers' Handbook – Process Control Volume II*, 4^a edição, CRC Press, Boca Raton, Flórida, vol. 2, 2006.

LJUNG, Lennart. Material de aula obtido em http://ece.ut.ac.ir/Classpages/S90/ECE150/index_files/Files/ljung95system_C57.pdf. Acessado em 06/12/2013. 1995.

MATHWORKS. Matlab – Manual do Usuário. 2008.

MICROSOFT. EXCEL - Manual do Usuário. 2010.

MICROSOFT. VISUAL BASIC FOR APPLICATIONS - Manual do Usuário. 2010.

NAGARAJAIAH, S. Material de aula. Curso de Identificação de Sistemas. Disponível em http://sstl.cee.illinois.edu/apss/files/9a_SN_UIUC_Short_Course_1.pdf. Acessado em 14/02/2015. 2009.

SORENSEN H. W. Least-Squares Estimation: From Gauss to Kalman, *Revista IEEE Spectrum*. Julho, 1970.

ZHU, Y. *Multivariable System Identification for Process Control*,

ANEXO I

0	0.9957	0
0.01	0.9862	0.0004
0.02	1.0083	0.0014
0.03	0.994	0.0031
0.04	1.0033	0.0054
0.05	1.0136	0.0084
0.06	0.9927	0.0119
0.07	1.0084	0.0159
0.08	0.9992	0.0205
0.09	0.997	0.0256
0.1	1.0114	0.0312
0.11	1.0008	0.0372
0.12	0.9992	0.0436
0.13	1.0125	0.0505
0.14	0.9872	0.0577
0.15	0.987	0.0653
0.16	0.9873	0.0732
0.17	1.0053	0.0814
0.18	1.0166	0.09
0.19	1.0031	0.0987
0.2	0.9971	0.1078
0.21	0.983	0.1171
0.22	1.0137	0.1266
0.23	1.0165	0.1363
0.24	1.017	0.1462
0.25	1.0146	0.1563
0.26	0.989	0.1666
0.27	1.0022	0.177
0.28	1	0.1875
0.29	1.0126	0.1981
0.3	0.9954	0.2088
0.31	1.014	0.2196
0.32	1.004	0.2304
0.33	1.0094	0.2414
0.34	1.008	0.2524
0.35	1.0164	0.2634
0.36	1.0101	0.2744
0.37	0.9986	0.2855
0.38	1.0092	0.2965
0.39	1.0164	0.3076
0.4	0.9915	0.3186
0.41	1.0144	0.3296
0.42	0.9943	0.3406
0.43	0.989	0.3516
0.44	0.9977	0.3624
0.45	1.009	0.3732
0.46	1.0144	0.384
0.47	1.0001	0.3947
0.48	0.9957	0.4053
0.49	1.0094	0.4158
0.5	0.9893	0.4262
0.51	0.9992	0.4365
0.52	1.0028	0.4467
0.53	1.0124	0.4568
0.54	1.0059	0.4668
0.55	0.9894	0.4767
0.56	1.015	0.4864
0.57	1.0034	0.4961
0.58	1.0053	0.5056
0.59	0.9957	0.515
0.6	0.994	0.5242
0.61	0.9838	0.5333
0.62	0.9979	0.5423
0.63	1.0111	0.5511
0.64	1.0053	0.5598
0.65	1.0171	0.5683
0.66	1.0035	0.5767
0.67	1.0006	0.585
0.68	0.9852	0.5931
0.69	1.0056	0.601
0.7	0.9969	0.6088
0.71	0.9917	0.6165
0.72	1.0091	0.624

0.73	1.0132	0.6313
0.74	1.0017	0.6385
0.75	0.9983	0.6455
0.76	1.0151	0.6524
0.77	0.9856	0.6592
0.78	0.9954	0.6657
0.79	0.9838	0.6722
0.8	0.9843	0.6784
0.81	1.0049	0.6845
0.82	1.0004	0.6905
0.83	1.0021	0.6963
0.84	0.9924	0.702
0.85	1.0062	0.7075
0.86	1.0044	0.7128
0.87	1.0072	0.7181
0.88	1.004	0.7232
0.89	0.9983	0.7281
0.9	1.0079	0.7329
0.91	1.0168	0.7376
0.92	1.0012	0.7421
0.93	1.0097	0.7465
0.94	1.017	0.7508
0.95	1.0047	0.755
0.96	0.9921	0.759
0.97	1.0036	0.7629
0.98	1.0047	0.7667
0.99	1.0142	0.7704
1	1.004	0.7739
1.01	1.0154	0.7773
1.02	0.9915	0.7806
1.03	0.9895	0.7838
1.04	0.9981	0.7869
1.05	1.0131	0.7898
1.06	0.9947	0.7927
1.07	0.9864	0.7954
1.08	1.0092	0.798
1.09	1.0137	0.8005
1.1	0.9892	0.8029
1.11	1.006	0.8053
1.12	1.0006	0.8075
1.13	1.0125	0.8096
1.14	0.993	0.8116
1.15	0.9932	0.8135
1.16	0.9903	0.8154
1.17	0.9875	0.8171
1.18	1.0159	0.8188
1.19	1.0063	0.8203
1.2	1.0106	0.8218
1.21	1.0013	0.8232
1.22	1.0111	0.8246
1.23	0.9918	0.8259
1.24	1.0068	0.827
1.25	1.0122	0.8282
1.26	0.9857	0.8292
1.27	1.0161	0.8302
1.28	1.007	0.8311
1.29	0.9853	0.832
1.3	1.0153	0.8328
1.31	1.016	0.8335
1.32	0.9961	0.8342
1.33	1.0027	0.8348
1.34	1.011	0.8354
1.35	0.9853	0.8359
1.36	1.0127	0.8364
1.37	0.989	0.8368
1.38	1.0116	0.8372
1.39	1.0118	0.8375
1.4	1.0003	0.8378
1.41	1.0007	0.8381
1.42	0.9954	0.8383
1.43	1.0147	0.8384
1.44	1.0069	0.8385
1.45	1.017	0.8386
1.46	1.0162	0.8387
1.47	0.9859	0.8387
1.48	0.9955	0.8387

1.49	1.001	0.8387
1.5	0.9855	0.8386
1.51	1.0071	0.8385
1.52	0.9947	0.8383
1.53	0.9866	0.8382
1.54	1.0153	0.838
1.55	0.9899	0.8377
1.56	0.983	0.8375
1.57	1.0128	0.8372
1.58	1.0062	0.8369
1.59	0.9886	0.8366
1.6	0.9888	0.8363
1.61	1.0137	0.8359
1.62	0.9855	0.8355
1.63	0.9852	0.8351
1.64	0.9835	0.8347
1.65	1.0025	0.8342
1.66	0.994	0.8338
1.67	1.0009	0.8333
1.68	0.9966	0.8328
1.69	1.0045	0.8323
1.7	1.0046	0.8318
1.71	0.9946	0.8313
1.72	1.0158	0.8308
1.73	0.9942	0.8303
1.74	1.0059	0.8298
1.75	0.9836	0.8292
1.76	1.0125	0.8287
1.77	0.9943	0.8282
1.78	1.0146	0.8276
1.79	0.9912	0.8271
1.8	0.9854	0.8266
1.81	0.9925	0.826
1.82	0.9932	0.8255
1.83	1.0042	0.8249
1.84	1.0028	0.8243
1.85	1.0067	0.8238
1.86	0.9877	0.8232
1.87	0.9947	0.8227
1.88	1.0043	0.8221
1.89	1.0124	0.8216
1.9	0.999	0.821
1.91	1.0066	0.8205
1.92	0.9859	0.82
1.93	0.9847	0.8195
1.94	1.0113	0.8189
1.95	0.9858	0.8184
1.96	0.9898	0.8179
1.97	1.0102	0.8174
1.98	1.0063	0.8168
1.99	0.999	0.8163
2	1.0138	0.8158
2.01	0.9968	0.8153
2.02	1.0055	0.8149
2.03	1.0159	0.8144
2.04	0.9931	0.8139
2.05	1.0078	0.8135
2.06	1.0087	0.8131
2.07	0.9891	0.8126
2.08	1.0024	0.8122
2.09	0.9848	0.8118
2.1	1.0063	0.8114
2.11	1.0058	0.811
2.12	0.9873	0.8106
2.13	1.0136	0.8102
2.14	0.9886	0.8098
2.15	1.0015	0.8094
2.16	0.9839	0.809
2.17	1.0109	0.8086
2.18	1.0033	0.8083
2.19	0.9967	0.8079
2.2	1.005	0.8076
2.21	0.9954	0.8072
2.22	1.0173	0.8069
2.23	1.0071	0.8066
2.24	0.9895	0.8063

2.25	1.0114	0.806
2.26	0.9932	0.8057
2.27	1.0008	0.8054
2.28	1.0043	0.8051
2.29	0.9828	0.8049
2.3	1.0095	0.8046
2.31	0.99	0.8043
2.32	0.9897	0.8041
2.33	1.0102	0.8038
2.34	0.992	0.8036
2.35	1.0115	0.8033
2.36	1.0172	0.8031
2.37	0.9964	0.8029
2.38	1.0138	0.8027
2.39	1.0011	0.8025
2.4	0.9855	0.8023
2.41	0.9972	0.8021
2.42	0.9833	0.8019
2.43	1.0139	0.8018
2.44	0.9957	0.8016
2.45	0.9831	0.8014
2.46	1	0.8012
2.47	0.998	0.8011
2.48	1.0122	0.8009
2.49	1	0.8007
2.5	0.9866	0.8006
2.51	1.0101	0.8005
2.52	1.0151	0.8003
2.53	1.0123	0.8002
2.54	0.988	0.8001
2.55	0.9855	0.8
2.56	1.0044	0.7999
2.57	0.986	0.7997
2.58	0.9838	0.7996
2.59	0.9939	0.7995
2.6	1.005	0.7994
2.61	1.0029	0.7993
2.62	1.006	0.7992
2.63	1.0101	0.7991
2.64	0.9958	0.799
2.65	0.9854	0.7989
2.66	0.9977	0.7988
2.67	1.0099	0.7988
2.68	0.9932	0.7987
2.69	1.0081	0.7986
2.7	0.9862	0.7985
2.71	0.9887	0.7985
2.72	1.0147	0.7984
2.73	1.01	0.7983
2.74	1.0097	0.7983
2.75	1.0131	0.7982
2.76	1.0142	0.7982
2.77	1.0149	0.7982
2.78	0.9967	0.7982
2.79	0.9927	0.7982
2.8	1.0093	0.7982
2.81	1.0154	0.7982
2.82	0.9924	0.7982
2.83	0.9955	0.7982
2.84	0.9921	0.7982
2.85	0.9991	0.7982
2.86	1.016	0.7983
2.87	0.9862	0.7983
2.88	1.0014	0.7983
2.89	0.9933	0.7983
2.9	0.9879	0.7983
2.91	0.9973	0.7983
2.92	0.9939	0.7983
2.93	1.002	0.7983
2.94	0.9891	0.7983
2.95	0.9901	0.7983
2.96	1.0023	0.7983
2.97	1.0142	0.7983
2.98	1.0069	0.7983
2.99	1.0134	0.7983
3	1.0084	0.7983

ANEXO II

0	91.07517242	59.88511658
1	91.05354309	59.93951416
2	91.03191376	59.99390793
3	91.01028442	60.04830551
4	90.98865509	60.10270309
5	90.96702576	60.15709686
6	91.06060791	60.10380936
7	91.17416382	60.03184509
8	91.28772736	59.95987701
9	91.40129089	59.88791275
10	91.5148468	59.81594849
11	91.62841034	59.74398422
12	91.74196625	59.67201614
13	91.85552979	59.60005188
14	91.96909332	59.52808762
15	92.08264923	59.45612335
16	92.19621277	59.38415527
17	92.30976868	59.31219101
18	92.42333221	59.24022675
19	92.53689575	59.16825867
20	92.65045166	59.0962944
21	92.7640152	59.02433014
22	92.87757874	58.95236588
23	92.99113464	58.8803978
24	93.10469818	58.80843353
25	93.21825409	58.73646927
26	93.33181763	58.66450119
27	93.44538116	58.59253693
28	93.55893707	58.52057266
29	93.67250061	58.4486084
30	93.78606415	58.37664032
31	93.89962006	58.30467606
32	94.01318359	58.23271179
33	94.1267395	58.16074371
34	94.24030304	58.08877945
35	94.35386658	58.01681519
36	94.46742249	57.94485092
37	94.58098602	57.87288284
38	94.69454956	57.80091858
39	94.80810547	57.72895432
40	94.92166901	57.65699005
41	95.03522491	57.58502197
42	95.14878845	57.51305771
43	95.26235199	57.44109344
44	95.3759079	57.36912537
45	95.48947144	57.2971611
46	95.60302734	57.22519684
47	95.71659088	57.15323257
48	95.83015442	57.0812645
49	95.94371033	57.00930023
50	96.05727386	56.93733597
51	96.1708374	56.86536789
52	96.28439331	56.79340363
53	96.39795685	56.72143936
54	96.51151276	56.6494751
55	96.62507629	56.57750702
56	96.73863983	56.50554276
57	96.85219574	56.43357849
58	96.96575928	56.36161423
59	97.07932281	56.28964615
60	97.19287872	56.21768188
61	97.30644226	56.14571762
62	97.41999817	56.07374954
63	97.53356171	56.00178528
64	97.64712524	55.92982101
65	97.76068115	55.85785675
66	97.78894806	56.0322113
67	97.78948212	56.28667068

68	97.79000854	56.54113388
69	97.7905426	56.79559326
70	97.79107666	57.05005646
71	97.79160309	57.30451965
72	97.79213715	57.55897903
73	97.79266357	57.81344223
74	97.79319763	58.06790161
75	97.79372406	58.32236481
76	97.79425812	58.57682419
77	97.79478455	58.83128738
78	97.7953186	59.08574677
79	97.79584503	59.34020996
80	97.79637909	59.59466934
81	97.79690552	59.84913254
82	97.79743958	60.10359192
83	97.797966	60.35805511
84	97.79850006	60.6125145
85	97.79902649	60.86697769
86	97.79956055	61.12143707
87	97.80008698	61.37590027
88	97.80062103	61.63035965
89	97.80114746	61.88482285
90	97.80168152	62.13928223
91	97.80220795	62.39374542
92	97.802742	62.64820862
93	97.80326843	62.902668
94	97.80380249	63.1571312
95	97.80433655	63.41159058
96	97.80486298	63.66605377
97	97.80539703	63.92051315
98	97.80592346	64.17497253
99	97.80645752	64.42943573
100	97.80698395	64.68389893
101	97.80751801	64.93836212
102	97.80804443	65.19281769
103	97.80857849	65.44728088
104	97.80910492	65.70174408
105	97.80963898	65.95620728
106	97.81016541	66.21066284
107	97.81069946	66.46512604
108	97.81122589	66.71958923
109	97.81175995	66.97405243
110	97.81228638	67.228508
111	97.81282043	67.48297119
112	97.81334686	67.73743439
113	97.81388092	67.99189758
114	97.81440735	68.24636078
115	97.81494141	68.50081635
116	97.81546783	68.75527954
117	97.81600189	69.00974274
118	97.81652832	69.26420593
119	97.81706238	69.5186615
120	97.81758881	69.77312469
121	97.81812286	70.02758789
122	97.81865692	70.28205109
123	97.81918335	70.53650665
124	97.81971741	70.79096985
125	97.82024384	71.04543304
126	97.81006622	71.22725677
127	97.79644012	71.3857193
128	97.7828064	71.54417419
129	97.7691803	71.70262909
130	97.7555542	71.86109161
131	97.7419281	72.01954651
132	97.728302	72.17800903
133	97.7146759	72.33646393
134	97.7010498	72.49491882
135	97.68742371	72.65338135
136	97.67379761	72.81183624
137	97.66017151	72.97029877
138	97.64654541	73.12875366

139	97.63291931	73.28721619
140	97.61929321	73.44567108
141	97.60565948	73.60412598
142	97.59203339	73.7625885
143	97.57840729	73.9210434
144	97.56478119	74.07950592
145	97.55115509	74.23796082
146	97.53752899	74.39641571
147	97.52390289	74.55487823
148	97.51027679	74.71333313
149	97.4966507	74.87179565
150	97.4830246	75.03025055
151	97.4693985	75.18871307
152	97.4557724	75.34716797
153	97.4421463	75.50562286
154	97.42851257	75.66408539
155	97.41488647	75.82254028
156	97.40126038	75.98100281
157	97.38763428	76.1394577
158	97.37400818	76.2979126
159	97.36038208	76.45637512
160	97.34675598	76.61483002
161	97.33312988	76.77329254
162	97.31950378	76.93174744
163	97.30587769	77.09020996
164	97.29225159	77.24866486
165	97.27862549	77.40711975
166	97.26499939	77.56558228
167	97.25136566	77.72403717
168	97.23773956	77.88249969
169	97.22411346	78.04095459
170	97.21048737	78.19940948
171	97.19686127	78.35787201
172	97.18323517	78.5163269
173	97.16960907	78.67478943
174	97.15598297	78.83324432
175	97.14235687	78.99169922
176	97.12873077	79.15016174
177	97.11510468	79.30861664
178	97.10147858	79.46707916
179	97.08785248	79.62553406
180	97.07421875	79.78399658
181	97.06059265	79.94245148
182	97.04696655	80.10090637
183	97.03334045	80.2593689
184	97.01971436	80.41782379
185	97.00608826	80.57628632
186	97.00434113	80.5824585
187	97.00470734	80.56150818
188	97.00507355	80.54055786
189	97.00543976	80.51959991
190	97.0058136	80.4986496
191	97.00617981	80.47769928
192	97.00654602	80.45674896
193	97.00691223	80.43579102
194	97.00727844	80.4148407
195	97.00764465	80.39389038
196	97.00801849	80.37294006
197	97.0083847	80.35198212
198	97.00875092	80.3310318
199	97.00911713	80.31008148
200	97.00948334	80.28913116
201	97.00984955	80.26817322
202	97.01022339	80.2472229
203	97.0105896	80.22627258
204	97.01095581	80.20532227
205	97.01132202	80.18436432
206	97.01168823	80.163414
207	97.01206207	80.14246368
208	97.01242828	80.12151337
209	97.01279449	80.10055542

210	97.01316071	80.0796051
211	97.01352692	80.05865479
212	97.01389313	80.03770447
213	97.01426697	80.01675415
214	97.01463318	79.9957962
215	97.01499939	79.97484589
216	97.0153656	79.95389557
217	97.01573181	79.93294525
218	97.01609802	79.9119873
219	97.01647186	79.89103699
220	97.01683807	79.87008667
221	97.01720428	79.84913635
222	97.0175705	79.82817841
223	97.01793671	79.80722809
224	97.01830292	79.78627777
225	97.01867676	79.76532745
226	97.01904297	79.74436951
227	97.01940918	79.72341919
228	97.01977539	79.70246887
229	97.0201416	79.68151855
230	97.02050781	79.66056061
231	97.02088165	79.63961029
232	97.02124786	79.61865997
233	97.02161407	79.59770966
234	97.02198029	79.57675934
235	97.0223465	79.55580139
236	97.02272034	79.53485107
237	97.02308655	79.51390076
238	97.02345276	79.49295044
239	97.02381897	79.47199249
240	97.02418518	79.45104218
241	97.02455139	79.43009186
242	97.02492523	79.40914154
243	97.02529144	79.38818359
244	97.02565765	79.36723328
245	97.02602386	79.34628296
246	97.03109741	79.34378815
247	97.03771973	79.3473587
248	97.04434204	79.35092926
249	97.05095673	79.35449982
250	97.05757904	79.35807037
251	97.06420135	79.36164093
252	97.07081604	79.36521912
253	97.07743835	79.36878967
254	97.08406067	79.37236023
255	97.09068298	79.37593079
256	97.09729767	79.37950134
257	97.10391998	79.3830719
258	97.1105423	79.38664246
259	97.11715698	79.39021301
260	97.1237793	79.39378357
261	97.13040161	79.39735413
262	97.13702393	79.40092468
263	97.14363861	79.40449524
264	97.15026093	79.4080658
265	97.15688324	79.41163635
266	97.16349792	79.41520691
267	97.17012024	79.41877747
268	97.17674255	79.42234802
269	97.18335724	79.42591858
270	97.18997955	79.42948914
271	97.19660187	79.43305969
272	97.20322418	79.43663025
273	97.20983887	79.44020081
274	97.21646118	79.44377136
275	97.2230835	79.44734192
276	97.22969818	79.45091248
277	97.2363205	79.45448303
278	97.24294281	79.45805359
279	97.24956512	79.46162415
280	97.25617981	79.4651947

281	97.26280212	79.46876526
282	97.26942444	79.47233582
283	97.27603912	79.47590637
284	97.28266144	79.47948456
285	97.28928375	79.48305511
286	97.29590607	79.48662567
287	97.30252075	79.49019623
288	97.30914307	79.49376678
289	97.31576538	79.49733734
290	97.32238007	79.5009079
291	97.32900238	79.50447845
292	97.33562469	79.50804901
293	97.34223938	79.51161957
294	97.34886169	79.51519012
295	97.35548401	79.51876068
296	97.36210632	79.52233124
297	97.36872101	79.52590179
298	97.37534332	79.52947235
299	97.38196564	79.53304291
300	97.38858032	79.53661346

ANEXO III

Public deltas(), matps() As Variant

Sub testemqr()

Dim n_cols, n_lins, col_m_ent, col_m_ini, arred As Integer

Dim a, b1, cont1, cont2, cont3, cont4 As Integer

Dim dados(), mat_entrada(), mat_inic(), mat_delta(), matriz_m() As Variant

Dim mt(), p_x_mt(), m_x_pmt(), mat_um(), denom() As Variant

Dim mat_x(), m_x_delta(), m_x_delta_ok(), mat_sub() As Variant

Dim k_mdelta(), mat_delta_ok(), num_01(), num_02(), num_P(), mat_P_01() As Variant

Dim mat_phi(), mat_gama() As Variant

Dim mat_xzao(), mat_u(), mat_phi_x(), mat_gama_u() As Variant

Dim xestim() As Variant

ActiveCell.SpecialCells(xlLastCell).Select

Range("A1").Select

Cells(ActiveCell.Row + 1, ActiveCell.Column).Select

ActiveCell.End(xlDown).Select

ActiveCell.End(xlToRight).Select

n_cols = Selection.Column

n_lins = Selection.Row

Range("A1").Select

decisao01 = MsgBox("Ignorar a primeira coluna?", vbYesNo, "Mínimos Quadrados Recursivo")

If decisao01 = vbYes Then

Cells(ActiveCell.Row, ActiveCell.Column + 1).Select

n_cols = n_cols - 1

End If

decisao02 = MsgBox("Ignorar a primeira linha (cabecalho)?", vbYesNo, "Mínimos Quadrados Recursivo")

If decisao02 = vbYes Then

Cells(ActiveCell.Row + 1, ActiveCell.Column).Select

n_lins = n_lins - 1

End If

lin_ini = ActiveCell.Row

col_ini = ActiveCell.Column

'DECLARANDO A MATRIZ DE DADOS DO PROCESSO

ReDim dados(1 To n_lins, 1 To n_cols)

'ARREDONDAMENTO DAS CASAS DECIMAIS

arred = 8

'COMEÇA A COLETAR OS DADOS DA MATRIZ E DAS COLUNAS

For cont2 = 1 To n_cols

For cont1 = 1 To n_lins

dados(cont1, cont2) = Round(ActiveCell.Value, arred)

Cells(ActiveCell.Row + 1, ActiveCell.Column).Select

Next

Cells(lin_ini, ActiveCell.Column + 1).Select

Next

cont3 = 0 'USADO NO REDIMENSIONAMENTO DAS MATRIZES DE ENTRADA E INICIALIZACAO

cont4 = 0 'USADO NO REDIMENSIONAMENTO DAS MATRIZES DE ENTRADA E INICIALIZACAO

For cont1 = 1 To n_cols

decisao3 = MsgBox("A * coluna " & cont1 & " * é matriz de entrada?", vbYesNo, "Mínimos Quadrados Recursivo")

If decisao3 = vbYes Then

cont3 = cont3 + 1

ReDim Preserve mat_entrada(1 To n_lins, 1 To cont3)

For cont2 = 1 To n_lins

mat_entrada(cont2, cont3) = dados(cont2, cont1)

Next

Else

cont4 = cont4 + 1


```

ReDim Preserve mat_inic(1 To n_lins, 1 To cont4)
For cont2 = 1 To n_lins
    mat_inic(cont2, cont4) = dados(cont2, cont1)
Next
End If
Next

a = MsgBox("Matriz de Entrada (" & n_lins & " x " & cont3 & ") " & Chr(13) _
& "Matriz de Inicialização (" & n_lins & " x " & cont4 & ")", , "Mínimos Quadrados Recursivos")
'=====

col_m_ent = cont3
col_m_ini = cont4

'=====
'PREPARAÇÃO DO ALGORITMO RECURSIVO - MATRIZES INICIAIS

'MATRIZ DELTA (REDIMENSIONAMENTO COLUNAS X INICIALIZAÇÃO)
'delta = zeros( colunas dos dados x colunas da inicialização)
ReDim Preserve mat_delta(1 To n_cols, 1 To cont4)

decisao03 = MsgBox("Importar matriz delta?", vbYesNo, "Mínimos Quadrados Recursivo")
If decisao03 = vbYes Then
    importacaodelta

    For cont2 = 1 To cont4
        For cont1 = 1 To n_cols
            mat_delta(cont1, cont2) = deltas(cont1, cont2)
        Next
    Next

Else
    For cont2 = 1 To cont4
        For cont1 = 1 To n_cols
            mat_delta(cont1, cont2) = 0
        Next
    Next
End If

'MATRIZ P (REDIMENSIONAMENTO COLUNAS X COLUNAS)
' P = 1000*eye(colunas dos dados x colunas dos dados)
ReDim mat_P(1 To n_cols, 1 To n_cols)

decisao04 = MsgBox("Importar matriz P?", vbYesNo, "Mínimos Quadrados Recursivo")
If decisao04 = vbYes Then
    importacaomatp

    For cont2 = 1 To n_cols
        For cont1 = 1 To n_cols
            mat_P(cont1, cont2) = matps(cont1, cont2)
        Next
    Next

Else

    For cont2 = 1 To n_cols
        For cont1 = 1 To n_cols
            If cont1 = cont2 Then
                mat_P(cont1, cont2) = 1000
            Else
                mat_P(cont1, cont2) = 0
            End If
        Next
    Next
End If

'=====
'adicionando mais uma planilha (para arquivos txt importados)
If Sheets.Count = 1 Then
    'Sheets.Add After:=Sheets(Sheets.Count)
End If

```

b1 = col_m_ent + col_m_ini

For a = n_cols + 1 To n_lins

'Criar e Redimensionar MATRIZ M

' matriz M são os valores da linha a-1 das matrizes ENTRADA e INICIALIZACAO

'ReDim matriz_m(1 To a - 1, 1 To b1) 'corrigir matriz m

ReDim Preserve matriz_m(1 To 1, 1 To b1) 'corrigir matriz m

'For cont2 = 1 To col_m_ent

For cont2 = 1 To col_m_ini

'For cont1 = 1 To a - 1

'matriz_m(cont1, cont2) = mat_entrada(cont1, cont2)

matriz_m(1, cont2) = mat_inic(a - 1, cont2)

'Debug.Print matriz_m(cont1, cont2)

'Next

Next

cont3 = 1

'For cont2 = col_m_ent + 1 To b1

For cont2 = col_m_ini + 1 To b1

'For cont1 = 1 To a - 1

matriz_m(1, cont2) = mat_entrada(a - 1, cont3)

cont3 = cont3 + 1

'Debug.Print matriz_m(cont1, cont2)

'Next

Next

mt = WorksheetFunction.Transpose(matriz_m)

ReDim p_x_mt(1 To UBound(mat_P, 1), 1 To UBound(mt, 2))

p_x_mt = WorksheetFunction.MMult(mat_P, mt)

ReDim m_x_pmt(1 To UBound(matriz_m, 1), 1 To UBound(p_x_mt, 2))

m_x_pmt = WorksheetFunction.MMult(matriz_m, p_x_mt)

ReDim mat_um(1 To a, 1 To n_cols)

For cont2 = 1 To n_cols

For cont1 = 1 To a

mat_um(cont1, cont2) = 1

Next

Next

ReDim denom(1 To UBound(matriz_m, 1), 1 To UBound(p_x_mt, 2))

'CORRIGIR - Denominador com matriz 1x1

For cont1 = 1 To UBound(m_x_pmt, 1)

denom(cont1, 1) = m_x_pmt(cont1) + 1

Next

'+++++

'MATRIZ K

'mat_k = WorksheetFunction.MMult(p_x_mt, invden)

ReDim mat_k(1 To UBound(mat_P, 1), 1 To UBound(mt, 2))

For cont2 = 1 To UBound(p_x_mt, 2)

For cont1 = 1 To UBound(p_x_mt, 1)

mat_k(cont1, 1) = p_x_mt(cont1, 1) / denom(1, 1)

'denom(cont1) = m_x_pmt(cont1) + 1

Next

Next

ReDim mat_x(1 To 1, 1 To UBound(mat_inic, 2))

For cont2 = 1 To UBound(mat_inic, 2)

'For cont1 = 1 To a

mat_x(1, cont2) = mat_inic(a, cont2)

'Next

Next

ReDim m_x_delta(1 To UBound(matriz_m, 1), 1 To UBound(mat_delta, 2))

ReDim m_x_delta_ok(1 To UBound(matriz_m, 1), 1 To UBound(mat_delta, 2))

For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)

m_x_delta_ok(1, cont2) = m_x_delta(cont2)

Next

'=====

'X - M*DELTA

```

ReDim m_sub(1 To UBound(mat_x, 1), 1 To UBound(m_x_delta_ok, 2))
'
For cont2 = 1 To UBound(m_x_delta_ok, 2)
  For cont1 = 1 To UBound(mat_x, 1)
    m_sub(cont1, cont2) = mat_x(cont1, cont2) - m_x_delta_ok(cont1, cont2)
    'm_sub(cont1, cont2) = mat_x (cont1, cont2) - m_x_delta(cont1)
  Next
Next
'=====
'K * (X-M*Delta)
ReDim k_delta(1 To UBound(mat_k, 1), 1 To UBound(mat_delta, 2))
k_delta = WorksheetFunction.MMult(mat_k, m_sub)

'===== CÁLCULO FINAL DA MATRIZ DELTA
'delta = delta + K (X-M*delta)
'ReDim mat_delta_ok(1 To UBound(mat_delta, 1), 1 To UBound(mat_delta, 2))

'If a = n_cols Then
'  mat_delta_ok = WorksheetFunction.Sum(mat_delta, k_delta)
'Else
'  For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
'    For cont1 = 1 To UBound(mat_delta, 1)
'      mat_delta_ok(cont1, cont2) = mat_delta_ok(cont1, cont2) + k_delta(cont1, cont2)
'    Next
'  Next
'  mat_delta_ok = WorksheetFunction.Sum(mat_delta_ok, k_delta)
'End If

For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
  For cont1 = 1 To UBound(mat_k, 1)
    mat_delta(cont1, cont2) = mat_delta(cont1, cont2) + k_delta(cont1, cont2)
  Next
Next
num_01 = WorksheetFunction.MMult(mat_P, mt)
num_02 = WorksheetFunction.MMult(matriz_m, WorksheetFunction.Transpose(mat_P))
num_P = WorksheetFunction.MMult(num_01, num_02)

ReDim mat_P_01(1 To UBound(num_P), 1 To UBound(num_P, 2))
For cont2 = 1 To UBound(mat_P, 2)
  For cont1 = 1 To UBound(mat_P, 1)
    mat_P_01(cont1, cont2) = num_P(cont1, cont2) / denom(1, 1)
  Next
Next

For cont2 = 1 To UBound(mat_P, 2)
  For cont1 = 1 To UBound(mat_P, 1)
    mat_P(cont1, cont2) = mat_P(cont1, cont2) - mat_P_01(cont1, cont2)
    'Debug.Print Round(mat_P(cont1, cont2), 4) & ", ";
  Next
Next
For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
  For cont1 = 1 To UBound(mat_delta, 1)
    'Debug.Print Round(mat_delta(cont1, cont2), 4) & ", ";
  Next
Next
Next

For cont1 = 1 To UBound(mat_k, 1)
  For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
    Debug.Print Round(mat_delta(cont1, cont2), 6) & " ";
  Next
  Debug.Print
Next
Debug.Print

For cont1 = 1 To UBound(mat_P, 1)
  For cont2 = 1 To UBound(mat_P, 2)
    Debug.Print Round(mat_P(cont1, cont2), 6) & " ";
  Next
  Debug.Print
Next

```

```

ReDim mat_phi(1 To UBound(mat_inic, 2), 1 To UBound(mat_delta, 2))
For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
    For cont1 = 1 To UBound(mat_inic, 2)
        mat_phi(cont1, cont2) = mat_delta(cont1, cont2)
    Next
Next

mat_phi = WorksheetFunction.Transpose(mat_phi)

ReDim mat_gama(1 To UBound(mat_entrada, 2), 1 To UBound(mat_delta, 2))
For cont2 = 1 To UBound(mat_delta, 2)
    For cont1 = 1 To UBound(mat_entrada, 2)
        mat_gama(cont1, cont2) = mat_delta(UBound(mat_phi, 1) + cont1, cont2)
    Next
Next

mat_gama = WorksheetFunction.Transpose(mat_gama)

Cells(ActiveCell.Row + 1, ActiveCell.Column).Select

ReDim xestim(1 To UBound(mat_inic, 2), 1 To 1) 'DIMENSÕES INVERTIDO
For cont2 = 1 To UBound(mat_inic, 2)
    xestim(cont2, 1) = mat_inic(1, cont2)
Next

For a = 2 To n_lins

    'ReDim mat_xzao(1 To 1, 1 To UBound(mat_inic, 2))

    For cont2 = 1 To UBound(mat_inic, 2)
        xestim(cont2, 1) = xestim(cont2, 1)
    Next

    mat_phi_x = WorksheetFunction.MMult(mat_phi, xestim)

    ReDim mat_u(1 To 1, 1 To UBound(mat_entrada, 2))
    For cont2 = 1 To UBound(mat_entrada, 2)
        mat_u(1, cont2) = mat_entrada(a - 1, cont2)
    Next

    mat_u = WorksheetFunction.Transpose(mat_u)

    mat_gama_u = WorksheetFunction.MMult(mat_gama, mat_u)

    For cont1 = 1 To UBound(xestim, 1)
        xestim(cont1, 1) = mat_phi_x(cont1, 1) + mat_gama_u(cont1, 1)
    Next

    For cont1 = 1 To UBound(xestim, 1)
        Cells(ActiveCell.Row, ActiveCell.Column + cont1).Value = xestim(cont1, 1)
    Next
    Cells(ActiveCell.Row + 1, ActiveCell.Column).Select

Next

End Sub

```