

Desenvolvimento de sistema de supervisão e controle de uma planta de produção de cachaça tradicional: inovação e multidisciplinaridade na abordagem de identificação e controle de processos

Márcio Luiz Marques Assunção ^[1], Fabiana de Moura ^[2], Helmuth Guido Luna Siebald ^[3], Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes ^[4]

[1] marcioluizassuncao@gmail.com. [2] mourafabi1@gmail.com. [3] hsiebald@ufmg.br. [4] emmendes@ufmg.br. Universidade Federal de Minas Gerais

RESUMO

O trabalho apresenta um sistema de controle e supervisão especialmente projetado para uma planta piloto de produção de cachaça tradicional. Essa planta destina-se a desenvolver pesquisas multidisciplinares visando à melhoria da bebida destilada em alambique de cobre por meio da compreensão da dinâmica dos fenômenos bioquímicos e físicos. A aquisição em tempo real dos dados de entrada e de saída dos processos de fermentação e destilação é realizada por uma plataforma embarcada baseado em microcontrolador. Esses dados são disponibilizados via rede de comunicação USB para uma interface de aquisição de dados úteis para o desenvolvimento de modelos dos processos estudados, executar simulações e projetar controladores. Do ponto de vista de pesquisa e ensino, a utilização do sistema na operação da planta permite: usar técnicas de modelagem e identificação para compreensão dos processos; estudar as dinâmicas lentas e rápidas presentes nos processos de fermentação e destilação; trabalhar conceitos de sistemas não lineares investigados nos ensaios. Além disso, o sistema de controle e supervisão permite tratar problemas reais de instrumentação que são inerentes a esses processos. Finalmente são apresentados os ensaios de identificação e modelagens obtidas para a planta real atestando a abordagem inovadora e multidisciplinar.

Palavras-chave: Cachaça de alambique de cobre. Fermentação. Destilação. Modelagem e identificação de sistemas. Controle de processos.

ABSTRACT

The work presents a control and supervision system especially designed for a pilot plant of the traditional cachaça production. This plant is designed to develop multidisciplinary research aimed at improving the distillate beverage in copper still by understanding the dynamics of the biochemical and physical phenomena. The real-time acquisition of the input and the output data of the fermentation and distillation processes is carried out by an embedded platform based on available microcontrollers. These data are made available via USB communication network to a friendly data acquisition interface that can be used to develop process models, to execute simulations and to design controllers. From the point of view of research and teaching, the use of the system during normal operation of the plant allows the use of modelling and identification techniques to study the slow and fast dynamics exhibited by the processes of fermentation and distillation as well as the nonlinearities typical of such processes. In addition to that, actual instrumentation and control problems inherent to these processes are investigated via the control and supervision system. Finally, identification tests and modelling techniques applied to a real plant are shown and discussed in a multidisciplinary approach.

Keywords: *Copper still cachaça. Fermentation. Distillation. Model and system identification, Process control.*

1 Introdução

Inúmeros trabalhos sobre a produção de cachaça vêm contribuindo, consideravelmente, para o seu aprimoramento indicando a importância das condições sanitárias e da condução dos processos de fermentação e destilação (CANUTO, 2012). Com o objetivo de reduzir na bebida a concentração de substâncias indesejáveis e aumentar a concentração de compostos desejáveis foram propostos métodos analíticos usando técnicas como a cromatografia gasosa acoplada à espectrometria de massas (GC-MS - *Gas Chromatography–Mass Spectrometry*) e a espectroscopia de absorção atômica (SILVA *et al.*, 2009; CANUTO *et al.*, 2015; SOUZA *et al.*, 2009).

Apesar dos trabalhos supracitados mostrarem a influência dos parâmetros e variáveis do processo na produção da bebida, eles não tratam das dinâmicas dos mesmos. Embora, as pesquisas já evidenciem a necessidade de analisar a dinâmica de processos usando modelos matemáticos, estudos quantitativos das variáveis de processo têm-se mostrados mais úteis tanto para caracterizar quanto propor melhorias (AGUIRRE, 2015).

Os modelos caixa-branca, fenomenológicos, para a fermentação, apresentados por Nagy (2007), e aqueles para destilação, baseados no trabalho de Wood e Berry (1973), são de difícil utilização prática, pois há dificuldade no ajuste desses modelos à realidade prática desses processos. Dessa forma, o mais adequado é obter modelos usando as técnicas de identificação caixa-preta (LJUNG, 1999; AGUIRRE, 2015), tomando, inclusive, como referência a extensa bibliografia desenvolvida por esses pesquisadores.

A planta piloto em questão tem o propósito multidisciplinar de permitir investigar as dinâmicas dos processos de fermentação e de destilação e propor melhorias práticas a esses processos. Para esse fim, a identificação e a modelagem de sistemas é a mais conveniente para descrever matematicamente processos reais com poucas informações a priori. A vantagem é utilizar dados de entrada e de saída para construir os modelos matemáticos dispensando os modelos físicos. Para a obtenção dos dados de processo foi elaborado um sistema embarcado (de monitoramento e controle) e *software* de interface com o operador que armazena e disponibiliza esses dados.

Neste trabalho, mostra-se que o sistema de supervisão e controle de uma planta piloto de fer-

mentação e destilação para a produção de cachaça tradicional permite o estudo do processo para garantir a qualidade química da bebida. Ainda, tanto o sistema quanto a planta servem para fins de ensino e pesquisa das técnicas de modelagem e identificação de sistemas e controle de processos reais.

O presente trabalho está estruturado da seguinte maneira. Na seção 2, a planta piloto para produção da bebida é descrita; na seção 3, os métodos de identificação e de modelagem são detalhados; a seção 4 discorre sobre o sistema embarcado elaborado para a planta; na seção 5, as técnicas de identificação são desenvolvidas para cada processo e, em seguida, a discussão dos resultados é apresentada; por fim, na seção 6 destina-se a compartilhar as conclusões referentes ao trabalho.

2 Planta piloto para produção de cachaça tradicional

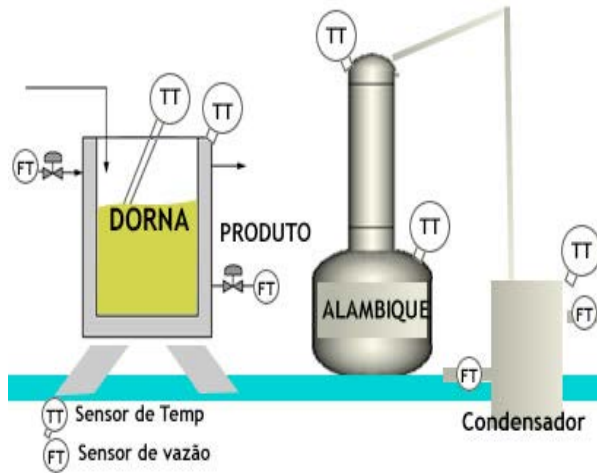
A planta piloto utilizada na pesquisa foi elaborada obedecendo duas premissas: a primeira estebelece que a planta respeite o modelo de produção de cachaça tradicional; e a segunda diz respeito à introdução dos elementos de instrumentação, controle e automação sem que o processo na forma tradicional fosse descaracterizado. Dessa forma, a elaboração da planta empregou recursos de instrumentação e controle para obter uma planta funcional do ponto de vista do processo produtivo e totalmente automatizada, garantindo a supervisão e controle dos processos de fermentação e destilação. Pode ser dito que é a primeira planta de produção de cachaça tradicional com objetivo de identificação, modelagem e controle desses processos.

2.1 Produção de cachaça tradicional

Define-se a produção de cachaça tradicional como o processo produtivo de fermentação do mosto de cana-de-açúcar seguido da destilação, que ocorre, exclusivamente, em alambique de cobre. Segundo Canuto (2012) também verificam-se: baixa escala de produção (principalmente para o modo artesanal), uso de bateladas, mão-de-obra intensiva, uso de receita específica e não padronizada, equipamentos com dimensões e projetos exclusivos, priorização de aspectos culturais e regionais na produção.

Na produção de cachaça há dois métodos: o tradicional e o artesanal. Ambos utilizam alambique de cobre na etapa de destilação e ocorrem em bate-

Figura 4 – Diagrama dos processos de fermentação e de destilação.



3 Identificação e modelagem

A modelagem e identificação de sistemas dinâmicos reais envolvem o conhecimento do processo com detalhamento que, na maioria das vezes, não é possível ou acarreta em custo para o projeto do sistema de controle e monitoramento. Para os processos de fermentação e destilação os modelos são complexos do ponto de vista matemático, pois envolvem sistemas de equações diferenciais não lineares (RAMASWAMY; CUTRIGHT; QAMMAR, 2005; NAGY, 2007). Para o trabalho com esses modelos é necessário o conhecimento profundo desses processos, além de exigirem um custo computacional expressivo durante a simulação dos mesmos.

3.1 Identificação e modelos não lineares

O uso das técnicas de identificação de sistemas caixa-preta é a mais indicada quando se conhece muito pouco do processo ou quando a elaboração do modelo fenomenológico é inviável (AGUIRRE, 2015). Para empregá-las definem-se: o conjunto de dados de entrada-saída dentro da faixa de interesse; a taxa de amostragem; e o tipo de entrada a ser aplicada.

De forma resumida e sintética para a identificação de um sistema não linear é preciso usar um sinal binário pseudo aleatório, PRBS (*Pseudorandom Binary Sequence*), com função de autocorrelação (FAC), impulsiva, com variação de amplitude, dentro dos limites do sinal de controle (AGUIRRE, 2015). Em seguida, determinam-se a representação e a estrutura do modelo escolhido, no caso, NARMAX

(*Nonlinear Autoregressive Moving Average Model with Exogenous Inputs*) polinomial. O grau de complexidade e não linearidade pode ser definido usando a taxa de redução do erro (ERR, *Error Reduction Ratio*), proposto por Billings (2013).

A estrutura usada no trabalho é do tipo não linear auto-regressiva com média móvel e entrada exógena. Esse modelo denominado-se NARMAX (BILLINGS, 2013) e pode ser expresso na forma polinomial devido a sua fácil interpretação (AGUIRRE, 2015). A estrutura de um modelo NARMAX polinomial é dada por:

$$y(k) = F[y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-\tau_a), \dots, u(k-n_u), e(k), e(k-1), \dots, e(k-n_e)] \quad (1)$$

onde: $F[\cdot]$ indica uma função polinomial de grau de não linearidade l entre os termos $y(k)$, (k) e $e(k)$; n_y é ao atraso máximo do sinal de saída; n_u o de entrada e n_e é o de ruído. A escolha dos parâmetros l , n_u , n_y , e n_e determinarão o conjunto de termos a serem escolhidos e é elaborada na etapa de seleção de estrutura e estimação de parâmetros (AGUIRRE, 2015).

A validação do modelo identificado é realizada aplicando uma entrada diferente ao modelo, e comparando a saída obtida com a saída real. Critérios de desempenho como o RSME (*Root Square Mean Error*) e outros são usados para avaliar a capacidade do modelo em expressar a dinâmica do processo (BILLINGS, 2013). A correlação dos resíduos (ρ), resultado da aplicação do método de regressão, deve ser impulsiva, indicando que não há correlação com os regressores escolhidos. Caso a representação escolhida para o modelo seja não linear, outros testes baseados em funções de correlação não lineares devem ser feitos para investigar se existe dinâmica nos resíduos de identificação (AGUIRRE, 2015).

3.2 Modelagem do processo de fermentação

Para a fermentação, a modelagem mais recorrente é o CSTR (*Continuous Stirred-tank Reactor* – Reator Contínuo Perfeitamente Agitado), que é usado para representar a dinâmica do processo no biorreator. O modelo apresentado por Ramaswamy, Cutright e Qammar (2005) e Nagy (2007) é composto por um sistema de equações diferenciais não lineares

que descrevem a dinâmica dos estados: substrato, biomassa, produto, balanço de massa e energia dentro do tanque; e o balanço de massa e energia na jaqueta de resfriamento.

Analisando esse modelo caixa-branca e implementando o mesmo em *softwares* de simulação numérica (MatLab, SciLab, por exemplo), é possível compreender o processo de fermentação e mostrar como a modificação de entradas e de parâmetros influenciam na saída. Simular modelos fenomenológicos é importante principalmente para ensinar aos alunos, conceitos sobre o processo e as dinâmicas presentes. Contudo, a simulação não substitui a operação da planta real.

Para o processo em batelada, esse modelo caixa-branca proposto é reduzido a seis equações diferenciais, pois o balanço de massa no interior do biorreator é nulo. Para simplificar, desacoplam-se as equações que regem o crescimento dos microrganismos (que tem dinâmica mais lenta) das equações que tratam do balanço de massa e energia na jaqueta (com dinâmica mais rápida).

No processo fermentativo de produção de cachaça, o suco de cana-de-açúcar (mosto) filtrado é adicionado ao interior do biorreator e em seguida, a levedura (cepa de *Saccharomyces cerevisiae*) é devidamente tratada e adicionada. O crescimento da levedura é condicionada ao metabolismo da sacarose e de outros nutrientes presentes no meio, como sais minerais e outras substâncias (SILVA *et al.*, 2009). Essa reação é exotérmica e produz, principalmente, gás carbônico e etanol.

O objetivo da etapa da modelagem da fermentação é definir um modelo para esse processo e projetar um controle capaz de seguir a referência de temperatura determinada (NAGY, 2007). Embora, o trabalho de Ramaswamy, Cutright e Qammar (2005) apresente a vazão de água refrigerante para o controle da temperatura do biorreator, derivou-se o modelo identificado a partir de dados da simulação do modelo analítico, e não a partir dos obtidos do conjunto de dados de ensaios reais em biorreator do processo.

3.3 Modelagem do processo de destilação

Os modelos físicos para a destilação se baseiam no modelo proposto por Wood e Berry (1973), embora explique o processo teoricamente, não se aplica diretamente ao processo empírico. Para a identificação *off-line* (feita através dos dados após o ensaio)

foi considerada a entrada com o sinal degrau de potência e a saída a temperatura dentro do biorreator, no caso, o alambique de cobre. Para obter o modelo foram utilizados o método desenvolvido por Ahmed (2016), que estima os parâmetros utilizando as integrais da resposta ao degrau, e o bem conhecido Método dos Mínimos Quadrados (AGUIRRE, 2015). No método de Ahmed (2016), o uso das integrais minimiza o efeito dos ruídos presentes nos sinais usados na identificação e, assim, dispensa o emprego de filtros digitais específicos e possibilita usar os dados coletados diretamente.

O uso da modelagem caixa-preta para o processo de destilação é muito importante para descrever o processo, uma vez que o mesmo é a etapa de purificação da bebida. A qualidade do processo de destilação implica diretamente na qualidade da cachaça obtida. Os ensaios com o vinho (mosto fermentado) a ser destilado indicam que a variação da potência entregue ao reator, no caso, o alambique, é determinante para se fazer a separação das frações da bebida: cabeça, coração e cauda.

Na destilação, as frações são separações de quantidades do destilado em relação ao tempo da operação do processo. Assim, define-se: a primeira fração a sair é denominada cabeça; a segunda é o coração, que é a fração de maior volume e de importância (por ser a bebida em si), e a terceira fração é a cauda. A forma de realizar a diferenciação dessas frações depende de critérios estabelecidos pelo produtor (CANUTO, 2012). A modelagem não trata de realizar essa diferenciação, porém ela tem por objetivo entender a relação entre a energia e a temperatura envolvidos no processo durante o recolhimento das frações cabeça, coração e cauda.

A modelagem do processo de destilação tem por finalidade estabelecer a relação matemática entre a potência entregue ao alambique e a temperatura no seu interior. Busca-se um modelo simples de primeira ordem com atraso puro de tempo. A simplicidade do modelo é essencial para que o estudo do processo seja simplificado para ser empregado na prática didática e na pesquisa da dinâmica, de ambos processos.

4 O sistema embarcado

O sistema embarcado projetado visa um conjunto de recursos que o torna acessível por meio da rede e específico para aplicações em sistemas de controle para a planta piloto. A sua utilização no projeto deve-se também a facilidade de integrar diferentes tipos

de instrumentos e módulos de comunicação bem como permitir a reprogramação dos algoritmos de controle e identificação.

4.1 Sistemas embarcados para identificação

Sistemas embarcados são dispositivos computacionais de propósito específicos, que integrados ao meio externo, desempenham tarefas totalmente dedicadas à aplicação ou ao processo (TOULSON; WILMSHURST, 2016). Atualmente, a viabilidade dos projetos de sistemas embarcados deve-se à disponibilidade e à redução de custos de microcontroladores, sensores inteligentes, *SoCs* (*System on Chip*), entre outros. Novos sistemas são criados ao interconectar os circuitos integrados com aquisição e tratamento de dados, execução de algoritmos (por exemplo, FFT - *Fast Fourier Transform* - e filtros digitais) e novos padrões de comunicação (I²C, SPI, *OneWire*, entre outros).

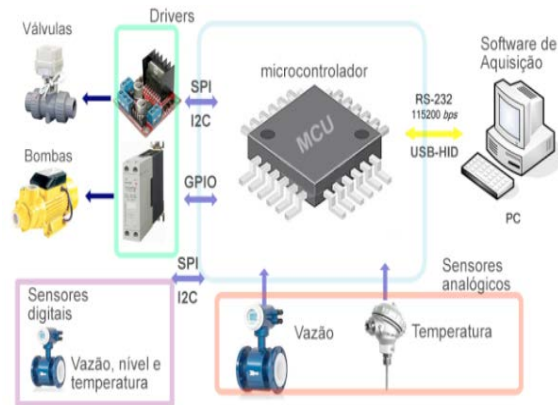
O projeto do sistema embarcado para identificação foi baseado em plataforma definida por modelagem UML (*Unified Modeling Language*, Linguagem de Modelagem Unificada) que permite atualizar os módulos que constituem o *hardware* à medida que funcionalidades são melhoras. Cada parte pode ser reprojeta e trocada para que uma nova funcionalidade do *hardware* seja implementada. Dessa forma, o sistema embarcado resultante é simples e de baixo custo, pois ele deve atender à execução de algoritmos em tempo real e utilizar os periféricos básicos do microcontrolador sem precisar de integrar periféricos externos, que geralmente são mais caros.

No desenvolvimento do sistema embarcado foi priorizado o uso de microcontroladores disponíveis no mercado brasileiro. Outro aspecto determinante foi a facilidade de programação dos mesmos e o suporte do fabricante, pois é requisito do projeto ter dispositivos, atuadores e instrumentos acessíveis e de fácil manutenção.

4.2 Descrição do sistema embarcado para monitoramento e controle

O projeto do sistema é baseado em módulos microcontrolados (BARR; MASSA, 2006) que simplificam a manutenção e a reconfiguração dos módulos. O sistema elaborado, denominado *Master Legacy*, ilustrado na Figura 5, é composto por: módulo embarcado, módulo de comunicação e *software* de aquisição.

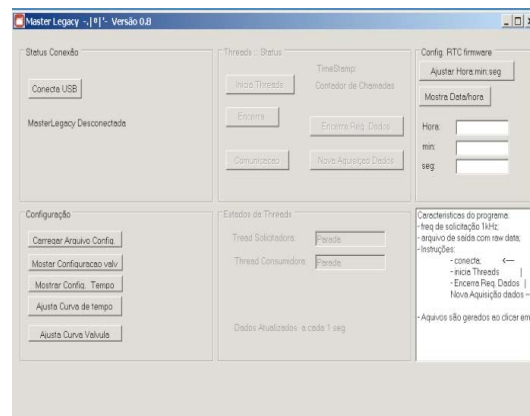
Figura 5 – Sistema embarcado *Master Legacy*, para o processo de produção de cachaça.



O módulo embarcado é constituído pelo microcontrolador MSP430G2955, da *Texas Instruments*, que executa os algoritmos de aquisição e controle atualizando os dados, os quais, em seguida, são enviados pelo módulo de comunicação. O *software* de aquisição estabelece a interface entre o usuário e os outros dois módulos do sistema.

O *firmware* dedicado à comunicação implementa protocolo específico via USB-HID, com frequência de amostragem máxima de 1 kHz, que é o limite imposto pelo sistema operacional Microsoft Windows (AXELSON, 2005). O *software* de aquisição foi desenvolvido em linguagem C# usando a IDE (*Integrated Development Environment*, ambiente de desenvolvimento integrado) Microsoft Visual Studio C# 2017 e emprega *threads* (fluxos de execução de um programa ou aplicativo) para processar a interface com usuário e realizar a comunicação com o sistema embarcado. Uma tela com a interface para o usuário é ilustrada na Figura 6.

Figura 6 – Software de aquisição e interface com o usuário.



5 Utilização da planta para identificação

A disponibilidade de uma planta real para identificação representa a possibilidade de investigar por meio de ensaios práticos as características dinâmicas dos processos de fermentação e destilação, dos atuadores e sensores. Para a produção de cachaça representa o desenvolvimento de modelos específicos para os processos que, posteriormente, podem ajudar a melhorar a qualidade da bebida.

5.1 Processo de identificação

Os ensaios para aquisição de dados seguiram o padrão tradicional de produção da bebida. Os testes iniciais já indicavam que ambos os processos têm dinâmica não linear, pois há dependência da condição de operação e há diferentes constantes de tempo. Com a finalidade de registrar as não linearidades, os dados são coletados com frequência de amostragem de 1 Hz. Para a devida identificação, a massa de dados deve ser decimada para novo período de amostragem (T_s) (AGUIRRE, 2015):

$$\frac{T_m}{20} \leq T_s \leq \frac{T_m}{10} \quad (2)$$

O valor de T_s , que é o menor valor dos atrasos para os quais a FAC linear e a FAC não linear assumem valores mínimos locais. Esse valor é o menor tempo de atraso entre aqueles verificados nas duas FAC's dos dados de saída considerados na análise de linearidade. Já, o teste de detecção de não linearidade da Equação (3), função de correlação não linear da saída ($\Phi_{y'y_2'}$), deve ser aplicado aos dados para determinar a necessidade de regressores não lineares no modelo.

$$\Phi_{y'y_2'}(\tau) = E\{(y(t) - E\{y(t)\}) (y^2(t - \tau) - E\{y(t)\})\} \quad (3)$$

As correlações não lineares para diferentes (atrasos) indica se há informação não linear na saída a ser incorporada no modelo. Se o resultado aplicando a Equação 3 ser nula para todo τ , o modelo linear é o mais indicado.

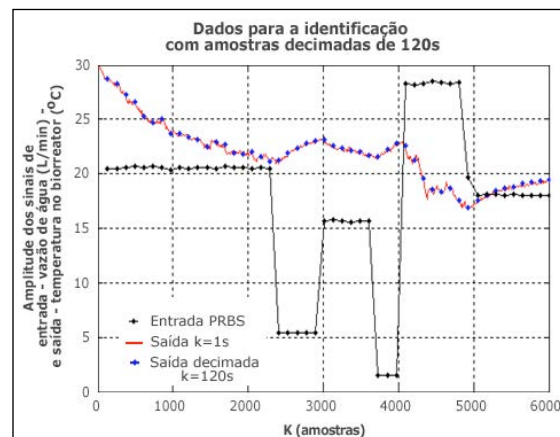
Didaticamente a identificação resume-se nas etapas: (i) definição do conjunto de dados (entradas e saídas); (ii) testes de linearidade; (iii) definição da representação e da estrutura; (iv) definição dos parâmetros; e (v) validação. Em cada uma delas tem a oportunidade de ensinar e desenvolver um conjunto de técnicas que determinarão a qualidade e o quanto o modelo identificado é fidedigno ao processo real.

5.2 Identificação da fermentação

Determinou-se a taxa de amostragem a ser usada no modelo conforme estabelecido na Equação 3. Em seguida, o modelo NARMAX polinomial é montado com os regressores candidatos, e usando o critério do ERR é possível escolher aqueles que mais contribuem para representar a dinâmica. Os modelos NARMAX linear e não linear escolhidos são desenvolvidos a seguir.

Usando a função de autocorrelação linear foi possível determinar que o conjunto de dados favoráveis a uma boa identificação do modelo e estimação dos parâmetros é aquele resultante da decimação dos dados originais por um fator de 120 amostras. Esse valor foi calculado tomando como referência, o valor da amostra na qual o primeiro mínimo que a FAC (Função de Auto Correlação) não linear do sinal de saída é atingido, com esse valor seguindo o critério estabelecido na Equação 2. Com os dados de entrada (sinal do tipo PRBS) e de saída devidamente decimados, o modelo pode ser derivado seguindo as etapas de identificação descritas na subseção 5.1.

Figura 7 – Conjunto de dados (entrada-saída) em três horas de coleta, decimação de 120 s.



A escolha da estrutura do modelo NARMAX ocorreu após aplicar o teste de detecção e consta-

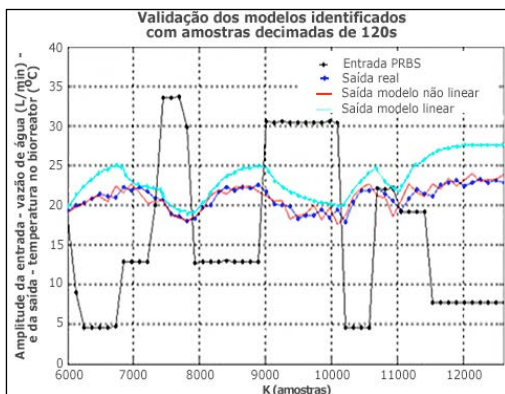
tar a presença de não linearidades nos dados. Para montar o modelo, foi escolhido um conjunto de termos candidatos composto de 36 regressores, com atrasos de até quatro amostras. Para a detecção de estrutura de modelos NARMAX polinomiais o critério ERR foi aplicado resultando na seleção de cinco termos. O ERR de cada termo candidato é um índice que quantifica a melhoria no modelo dada a inclusão desse termo na representação. O modelo não linear com esses termos, ilustrado na Equação 4, foi o mais simples para os dados obtidos, uma vez que modelos mais complexos acarretam em comportamentos dinâmicos espúrios e instáveis.

$$y(k) = 0,9987y(k - 1) - 5,1274 \times 10^{-4}u(k) - 4 \times 10^{-5}u(k - 2) - 12 \times 10^{-8}u(k - 1)u(k - 2) + 2383 \times 10^{-4}u(k - 2)u(k - 3) \quad (4)$$

O modelo linear também foi obtido, ilustrado na Equação 5, porém ele não explica bem o regime transitório como pode ser visto na Figura 8. O modelo não linear com cinco termos, ilustrado na Equação 4, representa com mais exatidão o comportamento dinâmico do processo.

$$y(k) = 0,6895y(k - 1) + 0,056y(k - 2) - 6,3792 \times 10^{-4}u(k - 1) - 5,3 \times 10^{-7}u(k - 2) \quad (5)$$

Figura 8 – Predição usando o modelo identificado (3 horas e 10 minutos).



Para validar os modelos encontrados, foi usado o critério RMSE, de acordo com a Equação (6), que quantifica a qualidade das predições, ou seja, ele é capaz de ponderar o quanto o modelo explica a saída dada à entrada quando comparado ao modelo elabo-

rado através da média da saída, denominado modelo *naive*.

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

onde: \hat{y} é o vetor de valores de simulação e \bar{y} é o valor médio do sinal medido.

O valor do RMSE para o modelo não linear obtido foi de 0,5089 e o mesmo índice para o modelo linear foi de 0,8777. Esse valor é uma medida estatística e mensura a capacidade preditiva dos modelos. Como o índice RMSE não é próximo de um, pode ser dito que o modelo não linear é melhor que um preditor trivial (valor médio da saída).

O resíduo de identificação deve ser analisado também do ponto de vista estatístico por meio da FAC linear e não linear a fim de saber se há presença de dinâmica tanto linear quanto não linear. Para implementar as FAC necessárias às análises foi elaborado um método em linguagem C++ com base na função denominada *mycff@*, que inicialmente fora desenvolvida em MatLab por Aguirre (2015). Como visto na Figura 9, os pontos da FAC do resíduo do modelo não linear ultrapassam os limites do intervalo de confiança. O mesmo ocorre para a FAC do resíduo do modelo não linear, Figura 10. Portanto, nos dois modelos o resíduo tem autocorrelação, ou seja, não é branco. Dessa forma, deve ser proposto um modelo para o resíduo. Essa etapa é conhecida como branqueamento do resíduo.

Figura 9 – FAC linear de $\xi(k)$.

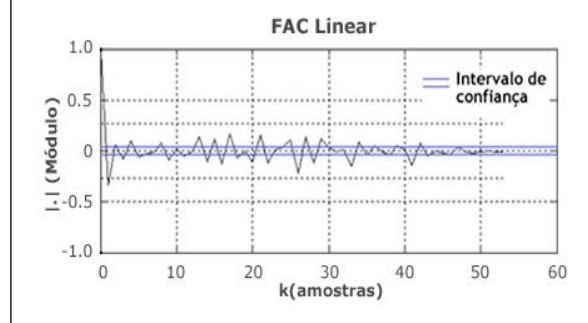
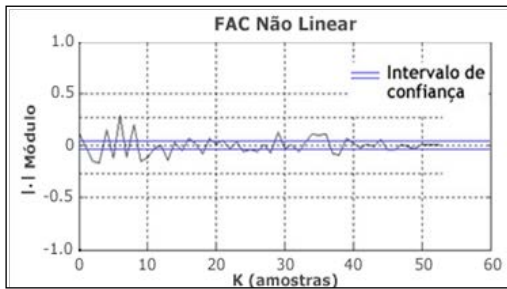


Figura 10 – FAC não linear de $\xi(k)$.



Os 20 termos do resíduo do modelo, $\xi(k)$, que pode ser entendido como a diferença entre a saída dada pelo modelo e a saída real, na Equação 7 foram ajustados de forma a tornar o resíduo resultante com FAC linear impulsiva e limites dentro da faixa de confiança.

$$y(k) = 0,9987y(k - 1) - 5,1274 \times 10^{-4}u(k) - 4 \times 10^{-5}u(k - 2) - 12 \times 10^{-8}u(k - 1)u(k - 2) + 2383 \times 10^{-4}u(k - 2)u(k - 3) + \sum_{j=1}^{20} \theta_j \xi(k - j) + \xi(k) \quad (7)$$

5.3 Identificação da destilação

Para obter o modelo para o processo de destilação foi usado o método da resposta ao sinal do tipo degrau para duas condições de regime estacionário (AHMED, 2016). A condição modelada foi a de partida do alambique. O aquecimento do alambique deve ser modelado, pois ele determina a qualidade da destilação (CANUTO, 2012; SERAFIM *et al.*, 2012).

O degrau de entrada é a potência entregue ao reator e a saída é a temperatura no interior do vinho, ilustrados na Figura 11 e Figura 12, respectivamente. O modelo escolhido para fazer a estimação foi de primeira ordem com atraso puro de tempo, pois ser o mais simples e ter fácil conversão para um equivalente em tempo discreto. A validação do modelo estimado está representada na Figura 13. Esse sinal é obtido usando uma batelada nas mesmas condições de ensaio com o mesmo degrau usado na identificação.

Figura 11 – Resposta da temperatura dentro do alambique ao sinal degrau de potência.

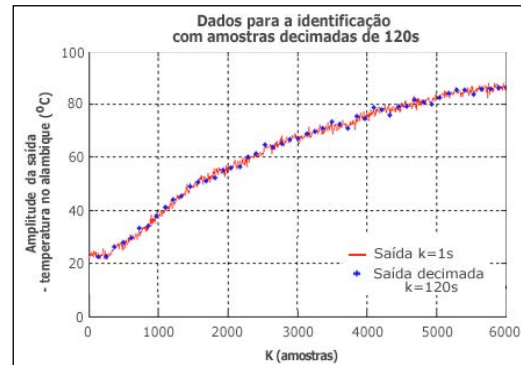


Figura 12 – Degrau de potência aplicado ao alambique (método tradicional).

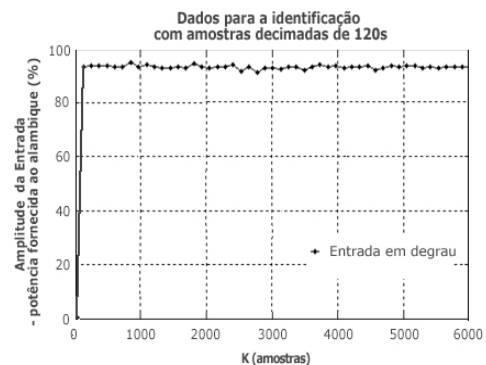
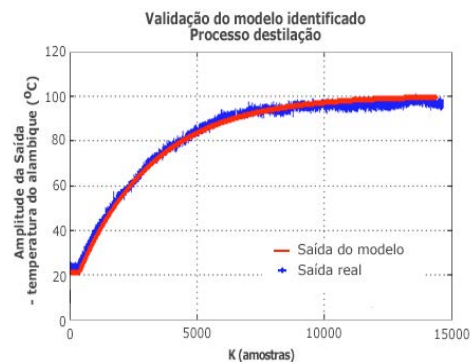


Figura 13 – Validação do modelo.



A Equação 8 apresenta um modelo linear de primeira ordem com atraso puro de tempo (δ) de seis minutos, equivalente a aproximadamente 368 amostras. A identificação foi realizada usando o método proposto por Ahmed (2016) e também mostra que a constante de tempo do sistema é de trinta e quatro minutos. O índice RMSE para o modelo foi de 0,6043, ou seja, inferior a 1 o que atesta a superioridade do modelo ao representar o processo em relação ao

modelo que considera somente a média dos valores medidos da saída, também conhecido por modelo *naïve*.

$$y_r(t) - y(0)t + ay(t) = bu(t - \delta) + \xi(t) \quad (8)$$

com os valores ; ; e , resultantes da etapa de estimação, obtidos diretamente do uso do método dos Mínimos Quadrados Ortogonais aplicados aos dados de entrada e saída para o processo de destilação.

Também deve ser lembrado que esse método de identificação não precisa trabalhar os dados com filtros, uma vez que o uso das integrais elimina o efeito do ruído aditivo. Apesar do modelo obtido para a destilação estar em tempo contínuo, ele é útil, pois pode ser discretizado com facilidade para aplicações em algoritmos implementados em sistemas micro-controlados.

5.4 Discussão

No processo de fermentação, a identificação usando o método dos Mínimos Quadrados Ortogonais (MQO) e os demais recursos matemáticos desenvolvidos por Aguirre (2015) e Billings (2013) é essencial para elaborar o modelo que descreve esse processo. Foi visto que o modelo não linear foi o mais adequado, pois ele descreve aspectos dinâmicos do fenômeno. A capacidade de predição foi medida usando o índice RMSE.

No caso da planta de destilação, foi usado o método da resposta ao sinal do tipo degrau, pois para o processo esse tipo de excitação permite obter o modelo e é o mais adequado para os ensaios de aquisição de dados de entrada e saída. Dessa forma, o método escolhido para levantar o modelo foi o desenvolvido por Ahmed (2016) que emprega o MQO para realizar uma estimativa dos parâmetros menos sensível ao ruído de medição dos sinais de entrada e saída.

O uso da planta e do sistema de supervisão e controle permite obter dados de entrada e saída dos processos. Esses dados posteriormente foram usados para alimentar os algoritmos de identificação e, assim, obter os modelos de cada processo.

6 Conclusões

O trabalho apresentou uma planta piloto para produção de cachaça e um sistema de supervisão,

monitoramento e controle desenvolvido para essa planta. Pode ser visto que esse sistema é indispensável no desenvolvimento da identificação e modelagem dos processos envolvidos na obtenção da bebida. Os modelos NARMAX polinomiais obtidos reproduzem os comportamentos dinâmicos e estáticos dos processos com mais simplicidade. A relevância dos resultados para os processos de fermentação e destilação mostram a aplicação das técnicas de identificação e modelagem no ensino e pesquisa.

O desenvolvimento dos modelos caixa-preta para os processos apresenta a aplicação das técnicas de modelagem e identificação de sistemas dinâmicos reais. Na aplicação apresentada, a planta piloto foi usada para obter os dados por meio de ensaios específicos, e essa massa de dados foi usada para elaborar os modelos necessários para compreender os processos de fermentação e destilação.

Além disso, uma estrutura de instrumentação e controle foi elaborada para medir as variáveis de interesse e fazer o comando dos elementos de atuação específicos de cada processo. Tanto o projeto da planta quanto a operação desses dispositivos micro-controlados são elementos didáticos úteis para o ensino do desenvolvimento de sistemas para monitorar ou controlar processos similares aos da planta piloto.

Pode ser dito que o sistema de supervisão e controle da planta de produção de cachaça tradicional possibilita a aplicação das técnicas de modelagem e identificação de sistemas. Ao utilizar tais técnicas é possível obter os modelos para a dinâmica dos processos envolvidos. Isso implica em ganho de tempo e simplicidade para os pesquisadores e estudantes, pois os modelos elaborados (modelos caixa-preta) são mais fáceis de serem obtidos do que os modelos baseados nos fenômenos físicos e químicos envolvidos em cada processo (modelos caixa-branca).

Ainda foram mostrados os modelos lineares e não lineares obtidos utilizando os dados de entrada e saída. Também foram explicitadas a quantificação de desempenho de cada modelo referente aos modelos mais simples, *naïve*. Para avaliar um modelo na prática deve-se levar em conta que, na etapa de seleção da estrutura do modelo, a simplicidade deve ser priorizada, pois modelos complexos podem apresentar comportamentos espúrios ou instabilidade.

No caso da fermentação, o modelo não linear foi o escolhido por representar melhor o processo na sua extensa faixa de operação; enquanto na destilação o modelo linear foi o mais indicado, por esse modelo,

apesar de simples, ter melhor desempenho para descrever a dinâmica desse processo dentro da faixa de operação. Para o uso do modelo não linear (no processo de fermentação) foi verificada a sua estabilidade dada a entrada sinal de controle (vazão de água).

Por fim, a abordagem das técnicas de modelagem e identificação de sistemas apresentada no artigo demonstram a utilidade e a importância dessas ferramentas para o ensino e a pesquisa no processo de fabricação de cachaça tradicional; e, além disso, reforçam o caráter inovador e multidisciplinar do projeto de pesquisa.

Os aspectos multidisciplinares do projeto de pesquisa ressaltados no artigo propõem a continuidade da pesquisa com trabalhos que envolvam técnicas de controle em malha fechada e identificação em tempo real para fins práticos no controle e supervisão da planta. Parte dos resultados dessa pesquisa encontra-se sob avaliação de propriedade intelectual e possível registro de patente.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com o apoio financeiro da CAPES – Brasil. Os autores agradecem às agências FAPEMIG e CNPq o apoio financeiro. Também agradecem à Vale Verde Distribuidora o fornecimento do suco da cana de açúcar usado nos experimentos e ensaios.

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**: técnicas lineares e não lineares aplicadas a sistemas reais, 4^ª ed. Belo Horizonte: Ed. UFMG, 2015.

AHMED, S. Identification from step response: the integral equation approach. **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, v. 94, n. 12, p. 2243-2256, 2016.

AXELSON, J. Complete: everything you need to develop USB peripherals, 3rd edition. Lakeview Research, 2005.

BARR, M.; MASSA, A. **Programming embedded systems**: with C and GNU development tools. O'Reilly Media, 2006.

BILLINGS, S. A. Nonlinear system identification: NARMAX methods in the time, frequency, and spatio-temporal domains. Wiley, 2013.

CANUTO, M. H. **Influência de alguns parâmetros na produção de cachaça**: linhagem de levedura, temperatura de fermentação e corte do destilado. Tese (Doutorado), 2012. Programa de Pós-Graduação em Química – Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2012.

CANUTO, M. H. *et al.* Determination of cadmium, iron and tin in home-made Brazilian sugar cane spirit, cachaça by graphite furnace absorption spectrometry using matrix matching calibration. **Journal of Environmental Science, Toxicology and Food Technology**, v. 9, n. 9, p. 55-61, 2015.

DIÁRIO OFICIAL DO ESTADO DE MINAS GERAIS. Publicação do resultado do edital n^o 01/2009 - Demanda Universal FAPEMIG. Executivo. Diário Oficial do Estado de Minas Gerais (DOEMG)- Aprovação do projeto APQ-01215-09, Belo Horizonte, p. 117 de 2 de nov de 2009.

DIÁRIO OFICIAL DO ESTADO DE MINAS GERAIS. Publicação do resultado do edital n^o 01/2013 - Demanda Universal FAPEMIG. Executivo. Diário Oficial do Estado de Minas Gerais (DOEMG)- Aprovação do projeto APQ-02248-13, Belo Horizonte, p. 114 de 27 de fev de 2014.

LJUNG, L. **System identification**: theory for the user. New Jersey (United States): Prentice-Hall International, 1999.

NAGY, Z. K. Model based control of a yeast fermentation bioreactors using optimally designed artificial neural networks. **Chemical Engineering Journal**, v. 127, n. 1-3, p. 95-109, 2007.

RAMASWAMY, S.; CUTRIGHT, T. J.; QAMMAR, H. K. Control of a continuous bioreactor using model predictive control. **Process Biochemistry**, v. 40, n. 8, p. 2763-2770, 2005.

SERAFIM, F. A. T. *et al.* Quantitative chemical profile and multivariate statistical analysis of alembic distilled sugarcane spirit fractions. **Journal of the Brazilian Chemical Society**, v. 23, n. 8, p. 1506-1514, 2012.

SILVA, C. L. C. *et al.* Selection, growth, and chemosensory evaluation of flocculent starter culture strains of *Saccharomyces cerevisiae* in the large-scale production of traditional Brazilian cachaça. **International Journal of Food Microbiology**, v. 131, n. 2-3, p. 203-210, 2009.

SOUZA, P. P. *et al.* Brazilian cachaça: "Single shot" typification of fresh alembic and industrial samples via electrospray ionization mass spectrometry fingerprinting. **Food Chemistry**. v.115, n. 3, p. 1064- 1068, 2009.

TOULSON, R.; WILMSHURST, T. **Fast and effective embedded systems design**: applying the ARM embedded, 2nd edition. Newnes, 2016.

WOOD, R. K.; BERRY, M. W. Terminal composition control of a binary distillation column. **Chemical Engineering Science**, v. 28, n. 9, p. 1707-1717, 1973.