CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A **identificação de sistemas** lida com o problema de construir modelos matemáticos de sistemas dinâmicos com base em dados observados de entrada e saída. A área evoluiu e hoje se dispõe de uma coleção estabelecida de técnicas básicas, que são bem compreendidas e que têm um bom desempenho em aplicações práticas.

1.1 SISTEMAS DINÂMICOS

Um **sistema** é um objeto em que variáveis de diferentes tipos interagem e produzem sinais observáveis. Os sinais observáveis de interesse são normalmente chamados de **saídas** (*y*). O sistema é também afetado por estímulos externos denominados **entradas**. Sinais externos que podem ser manipulados pelo observador são chamados **variáveis manipuladas** (*u*). Outros estímulos externos são chamados **perturbações,** as quais podem ser divididas naquelas que são medidas (*w*) e naquelas que são apenas observadas através de sua influência na saída (*v*). A distinção entre variáveis manipuladas e perturbações medidas é frequentemente de pouca importância para o processo de modelagem, pois ambas correspondem a variáveis de entrada para o modelo. A Figura 1.1 ilustra os sinais de interesse em um sistema dinâmico.

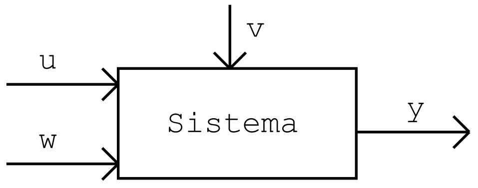

Figura 1.1 Um sistema com saída *y*, variável manipulada *u*, perturbação medida *w* e perturbação não medida *v*.

O sistema é excitado pelas variáveis manipuladas e de perturbação. O usuário pode manipular $u(t)$ mas não $v(t)$ e $w(t)$. Os sinais de saída são variáveis que proveem informações úteis acerca do sistema. Para um sistema dinâmico, uma ação de controle em u ou uma perturbação em w no instante t irá influenciar a saída y nos instantes de tempo $s > t$. Ao se gerar o modelo de um sistema, é importante considerar como entradas tanto $u(t)$ quanto $w(t)$, pois, caso se empregue esse modelo para controle, pode-se atuar sobre $u(t)$ medindo-se $y(t)$, seguindo uma filosofia de controle por realimentação (*feedback*), mas pode-se ainda atuar sobre $u(t)$ medindo-se $w(t)$, de acordo com uma filosofia de controle por pré-alimentação (*feedforward*).

EXEMPLO DE SISTEMA DINÂMICO

Considere um chuveiro elétrico residencial em que se deseje saber como a temperatura da água na saída (y) é afetada pelas variáveis manipulada e de perturbação. A variável manipulada, neste caso, é a vazão da água fria (u). Suponha que se tenha instalado um medidor de temperatura na entrada de água. Esse sinal corresponderá a uma perturbação medida (w). As variáveis de perturbação não medidas seriam a tensão elétrica da rede (v_1) e a temperatura ambiente (v_2). O sistema está esquematizado na figura 1.2.

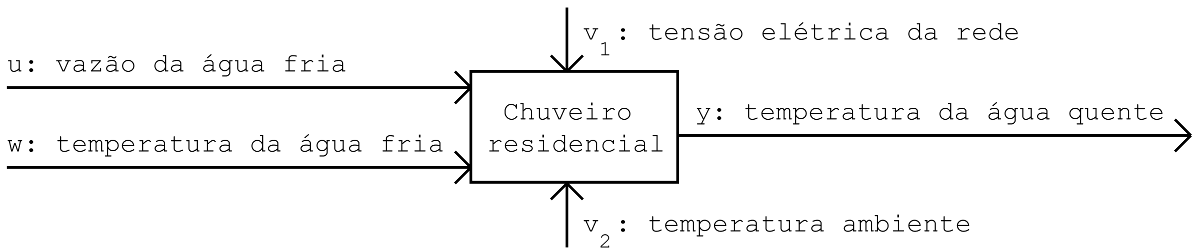

Fig. 1.2 Diagrama mostrando as variáveis manipulada, de saída e de perturbação para chuveiro elétrico residencial.

O chuveiro do exemplo anterior corresponde a um sistema dinâmico, o que significa que o valor atual da saída depende não só dos estímulos externos atuais, mas também de seus valores anteriores bem como dos valores anteriores da própria saída, caracterizando a memória do sistema dinâmico.

Saídas de sistemas dinâmicos cujos estímulos externos não sejam observados são frequentemente chamadas de **séries temporais**. Esse termo é muito comum em aplicações econômicas (LJUNG, 1999).

1.2 MOTIVAÇÃO PARA GERAR MODELOS MATEMÁTICOS DE SISTEMAS DINÂMICOS

Enfatiza-se aqui a importância de gerar modelos matemáticos de processos na área de Engenharia e, em particular, para aplicação em controle. No enfoque tradicional, o controlador para um processo é selecionado com base no conhecimento desse processo, na experiência do projetista e na comparação com processos similares. Após a instalação, os parâmetros do controlador são ajustados. Um exemplo típico dessa situação é o controle PID. Já no caso de controle avançado, o modelo é incorporado na lei de controle. O modelo pode também ser usado para efetuar e testar a pré-sintonia de controladores tradicionais, como o PID.

Outra aplicação dos modelos é para desenvolver simuladores dinâmicos da planta, usados para treinar operadores, verificar condições de partida, parada e operação da planta em situações normais e anormais, avaliar o desempenho da planta ao se substituir um equipamento/sistema por outro etc. Outro motivo para realizar a modelagem dinâmica é a necessidade de fazer predições acerca do comportamento futuro dos processos.

1.3 MODELOS MATEMÁTICOS

Quando se interage com um sistema é necessário ter-se alguma ideia de como suas variáveis se relacionam. Pode-se, de forma genérica, chamar essa relação assumida entre os sinais observados de **modelo** do sistema (LJUNG, 1999). Obviamente, modelos podem ser fornecidos de diversas formas. A aplicação a que se destina o modelo determina o seu grau de sofisticação.

Um processo não é caracterizável por um único modelo matemático. Ao invés disso, um processo pode ser representado por uma variedade de modelos, indo dos mais detalhados e complexos aos mais simples e fáceis de manipular analiticamente. Os modelos mais simples são usados para propósitos exploratórios e para obter as características primárias do comportamento do sistema. Os modelos mais complexos são usados para uma verificação detalhada do desempenho de sistemas de controle (neste caso o modelo costuma ser chamado de *benchmark* ou modelo de referência) ou então na implementação de simuladores de processo. Entre os dois extremos há muitos tipos de modelos. A seleção do modelo adequado para cada propósito é uma característica do bom técnico (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 2011).

1.3.1 Composição de um modelo

Há várias formas de modelos para representar a relação entre as saídas e as entradas medidas de um processo, algumas das quais são variáveis manipuladas e outras são perturbações medidas. O modelo do processo relaciona as saídas com as entradas medidas. Pode-se também usar um modelo de perturbação para descrever o comportamento do sistema que não seja abrangido pelo modelo do processo, incluindo o efeito de entradas não medidas, ruído e erros do modelo. O modelo pode então ser separado em duas partes: o **modelo do processo** propriamente dito e o **modelo das perturbações** (CAMACHO; BORDONS, 2004).

1.3.2 Tipos de modelos para sistemas dinâmicos e seus usos

Para determinados sistemas é apropriado descrever suas propriedades usando tabelas e/ou gráficos. Tais descrições são chamadas de **modelos gráficos**. Sistemas lineares, por exemplo, podem ser descritos de forma única através de sua resposta ao degrau ou ao impulso ou pela sua resposta em frequência através, por exemplo, dos diagramas de Bode ou de Nyquist. As características não lineares de um sistema podem também ser descritas através de um modelo gráfico.

Para aplicações mais avançadas pode ser necessário usar modelos que descrevam as relações entre as variáveis do sistema em termos de expressões matemáticas como equações diferenciais ou de diferenças. Esses modelos são chamados **matemáticos** ou **analíticos**. Modelos matemáticos podem ser caracterizados adicionalmente através de diversos adjetivos (contínuo ou discreto no tempo; a parâmetros concentrados ou distribuídos; determinístico ou estocástico; linear ou nãolinear etc), significando o tipo de equações diferenciais ou de diferenças usado.

Por fim, para sistemas complexos, utiliza-se um modelo codificado como um programa computacional, construído a partir de diversas sub-rotinas interconectadas e de tabelas, sendo muitas vezes infactível descrever o sistema analiticamente para gerar um modelo matemático. Tais descrições computacionais são intituladas **modelos computacionais** (*software models*) (LJUNG, 1999).

1.3.3 Classificação de modelos matemáticos

Os modelos são classificados de acordo com o tipo de equação que é usado em sua formulação, conforme descrito a seguir (SÖDERSTRÖM; STOICA, 1989; CLOSE *et al.*, 2001; EDGAR; HIMMELBLAU, 2001):

- ESTÁTICO X DINÂMICO

  - Estático (ou estacionário): modelo cujo valor das variáveis de saída varia instantaneamente em função apenas das variáveis de entrada no instante atual. Este tipo de modelo não possui “memória”, daí o efeito de uma variável de entrada ser apenas instantâneo. O modelo é um sistema de equações algébricas. Um exemplo é o sistema de direção de um automóvel, em que a entrada $u(t)$ é o ângulo do volante e a saída $y(t)$ o ângulo das rodas dianteiras. Neste caso, o modelo que descreve este processo seria do tipo $y(t) = K \cdot u(t)$, sendo que normalmente $K < 1$, pois existe uma atenuação entre o ângulo em que se esterça o volante e o ângulo que a roda assume.

  - Dinâmico (ou transiente, ou transitório): modelo cujo valor das variáveis de saída depende não só das variáveis de entrada no instante atual e passado, mas também do próprio valor das variáveis de saída em instantes anteriores. A solução completa consiste nos regimes permanente e transitório. O modelo é um sistema de equações diferenciais ou de diferenças. Um exemplo é o chuveiro elétrico residencial, em que a variável de entrada $u(t)$ é a vazão de água fria e a de saída $y(t)$ é a temperatura da água quente. Neste caso, pode-se assumir que a função de transferência que descreve o processo é:

    $$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{K}{\tau \cdot s + 1}$$

    A equação diferencial equivalente é dada por:

    $$\tau \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = K \cdot u(t)$$

    Discretizando-se esta equação chega-se na seguinte equação de diferenças:

    $$\tau \cdot \left[\frac{y(k) - y(k-1)}{\Delta t} \right] + y(k) = K \cdot u(k)$$

    Isolando-se o termo $y(k)$ resulta:

$$\left(\frac{\tau}{\Delta t}+1\right)\cdot y(k)=\frac{\tau}{\Delta t}\,y(k-1)+K\cdot u(k)$$

Fica claro aqui o efeito da memória, pois a saída atual $y(k)$ depende da saída no instante anterior $y(k-1)$.

- LINEAR X NÃO LINEAR

Um modelo é linear se a(s) saída(s) depende(m) linearmente da(s) entrada(s) e possíveis perturbações, caso contrário ele é não linear. Equações (e portanto modelos) são lineares se variáveis dependentes ou suas derivadas aparecem apenas no 1º grau. Considere um sistema cujas variáveis tenham condições iniciais nulas. Se sua resposta a uma entrada $u_1(t)$ for $y_1(t)$ e sua resposta a $u_2(t)$ for $y_2(t)$, ele é linear se sua resposta a $\alpha\cdot u_1(t)+\beta\cdot u_2(t)$ for igual a $\alpha\cdot y_1(t)+\beta\cdot y_2(t)$, onde α e β são constantes quaisquer. Uma forma simples de se verificar a linearidade de uma função é aplicar o seguinte teste:

$$f(x_1+x_2)=f(x_1)+f(x_2) \qquad \text{e} \qquad f(K\cdot x)=K\cdot f(x)$$

Considere o seguinte exemplo:

$$f(x)=x+1$$

Aplicando-se os testes propostos acima, resulta:

$$f(x_1+x_2)=x_1+x_2+1\neq f(x_1)+f(x_2)=x_1+1+x_2+1$$

$$f(K\cdot x)=K\cdot x+1\neq K\cdot f(x)=K\cdot(x+1)$$

Portanto, como a função dada não passou no teste de linearidade, conclui-se que ela é não-linear. Ela é denominada função afim.

A linearidade implica no Princípio da Superposição, o que significa que se pode calcular a saída de um sistema excitado por qualquer tipo de entrada, dividindo-se a entrada em componentes simples e adicionando-se as respostas de cada componente. Dinâmicas não-lineares fazem com que a resposta a qualquer variável de entrada seja afetada pelo comportamento das outras entradas, de forma que é necessário identificar as relações entre todas as entradas e saídas simultaneamente. As relações entrada/saída podem ser identificadas uma por vez em um sistema linear, considerando-se somente uma das variáveis de entrada como fonte de variações na saída (NORTON, 1986).

Uma forma importante de interpretar o comportamento de processos tem sido por meio de equações diferenciais, expressas em termos de entradas $u = u(t)$ e saídas $y = y(t)$, conforme indicado a seguir:

$$a_0 \frac{d^n y}{dt^n} + \ldots + a_{n-1} \frac{dy}{dt} + a_n \cdot y = b_0 \frac{d^m u}{dt^m} + \ldots + b_{m-1} \frac{du}{dt} + b_m \cdot u + c$$

junto com as condições iniciais $d^i y / dt^i$ em $t = 0$ para $i = 1, 2, \ldots, n$. Para processos que incluam um atraso puro θ, tem-se $u = u(t - \theta)$. Se a saída atual pode ser expressa em termos de valores de entrada e saída relativos a um instante infinitesimal atrás, a relação entrada/saída é uma equação diferencial. Pode-se escolher arbitrariamente um dos coeficientes, por exemplo, $a_0 = 1$.

No caso *linear*, os coeficientes a_i e b_j, genericamente chamados de θ, não dependem de *u* e *y* ou de suas derivadas. Se, além disso, eles não dependerem também do tempo, tem-se o caso de *coeficientes constantes*. Se esses coeficientes dependerem do tempo, a equação é chamada *variante no tempo* ou *varilinear*. Se qualquer a_i ou b_j depender de *u*, *y* ou de suas derivadas, o processo é *não-linear* (EYKHOFF, 1974).

Perceba que o termo “modelo linear” se refere ao modo como $y(t)$ depende dos dados passados. Outro conceito se relaciona com modelos que sejam *lineares nos parâmetros* θ a serem estimados. Então $y(t)$ depende linearmente de θ. O modelo de regressão linear:

$$y(t) = \varphi^T(t) \cdot \theta$$

é tanto linear (pois $y(t)$ depende linearmente de $\varphi(t)$) quanto linear nos parâmetros (pois $y(t)$ depende linearmente de θ). Pode-se fazer com que $\varphi(t)$ dependa de forma não-linear dos dados medidos.

- SISO X MISO X MIMO

Modelos SISO (*single input, single output*) se referem a modelos em que uma descrição é feita da influência de *uma* entrada sobre *uma* saída. Quando mais variáveis estão envolvidas, resulta em um modelo multivariável. Deve-se destacar que modelos MISO (*multiple input, single output*) são, na maioria das vezes, tão fáceis de gerar quanto modelos SISO, enquanto modelos MIMO (*multiple input, multiple output*) são mais difíceis de determinar.

- PARAMÉTRICOS X NÃO-PARAMÉTRICOS

Um modelo paramétrico utiliza em sua estrutura um conjunto de parâmetros. Neste caso, deve-se designar primeiro uma família de funções com uma determinada estrutura e determinar a ordem dessas funções e o valor de seus parâmetros. Exemplos típicos de modelos paramétricos são funções de transferência (em tempo contínuo ou em tempo discreto) e modelos em espaço de estados (em tempo contínuo, representados por equações diferenciais, ou em tempo discreto, representados por equações de diferenças).

Uma forma de representar o comportamento dinâmico de um processo é por modelos de convolução, obtidos através da resposta do processo ao impulso ou ao degrau. Pode-se também obter modelos através da resposta em frequência do processo. Neste caso, os modelos obtidos correspondem a um gráfico ou a uma tabela. Este tipo de modelo é denominado não-paramétrico.

- INVARIANTES NO TEMPO X VARIANTES NO TEMPO

Nos modelos invariantes no tempo seus parâmetros não variam ao longo do tempo, o oposto ocorrendo no caso de modelos variantes no tempo. Modelos invariantes no tempo são os mais comuns. Para modelos variantes no tempo ou modelos varilineares, métodos especiais de identificação são necessários (identificação recursiva, em tempo real ou *on line*), ao passo que para o caso de modelos invariantes no tempo, os métodos de identificação são chamados de batelada (*bach*) ou *off line*. Um exemplo de um processo industrial variante no tempo é o caso de um trocador de calor do tipo casco-tubo, em que ocorre incrustação de material nas paredes dos tubos. Neste caso, o coeficiente de transferência térmica entre o casco e os tubos varia ao longo do tempo, alterando as características funcionais do trocador de calor.

- NO DOMÍNIO DO TEMPO X NO DOMÍNIO DA FREQUÊNCIA

  Exemplos típicos de modelos no domínio do tempo são equações diferenciais e de diferenças, ao passo que os diagramas de Bode ou de Nyquist e a densidade espectral são exemplos de modelos no domínio da frequência. A grande maioria dos estudos recentes em identificação se refere a métodos no domínio do tempo.

- EM TEMPO CONTÍNUO X EM TEMPO DISCRETO

  Modelos em tempo discreto descrevem a relação entre entradas e saídas em pontos de tempo discreto. Assume-se que esses pontos sejam equidistantes e o tempo entre dois pontos consecutivos seja usado como unidade de tempo, de forma que o tempo *t* assuma valores 1, 2, 3 ... Normalmente, os modelos em tempo discreto são descritos por equações de diferença, ao passo que os modelos em tempo contínuo são descritos por equações diferenciais. Na prática, os dados dos sistemas são normalmente coletados a partir de registros tomados em uma sucessão de instantes discretos. Neste caso, o mais natural é identificar um modelo que relacione valores em instantes distintos de tempo (amostras) mas que não diga nada sobre o que ocorre entre as amostragens (NORTON, 1986).

- AMPLITUDE CONTÍNUA X AMPLITUDE DISCRETA

  No caso de um modelo com amplitude contínua, a magnitude da variável pode assumir qualquer valor dentro de um intervalo. No caso de um modelo com amplitude discreta, a magnitude da variável assume apenas valores distintos no intervalo.

- A PARÂMETROS CONCENTRADOS X A PARÂMETROS DISTRIBUÍDOS

  Nos modelos a parâmetros concentrados (*lumped*) as variações espaciais são desprezadas: propriedades/estados do sistema são considerados homogêneos em todo o volume de controle e são descritos por um número finito de equações diferenciais ou de diferenças ordinárias. Nos modelos a parâmetros distribuídos variações espaciais são consideradas no comportamento das variáveis, sendo descritos por um número infinito de equações ordinárias ou por equações diferenciais parciais.

Todo sistema real é distribuído. Se as variações espaciais são pequenas, pode-se aproximar o comportamento do sistema por um modelo a parâmetros concentrados. Para incluir características temporais e espaciais, deve-se usar equações diferenciais parciais ou uma série de estágios com modelos a parâmetros concentrados.

No caso de modelos a parâmetros concentrados, assume-se que as variáveis de interesse sofram alterações como função de apenas uma variável independente (tempo, posição etc) dentro do volume de controle. Assim, caso se queira, por exemplo, modelar a temperatura dentro de uma sala, pode-se supor que essa variável seja homogênea em toda a sala e que apenas varie com o tempo. Neste caso, se tem um modelo a parâmetros concentrados e a variação de temperatura pode ser representada como dT/dt. Por outro lado, caso se deseje considerar que a temperatura na sala não seja homogênea e que pode haver, por exemplo, uma variação da temperatura em função do tempo e da cota z da sala, tem-se agora um modelo a parâmetros distribuídos e, neste caso, pode-se representar as variações de temperatura como $\partial T/\partial z \partial t$. Esta mesma situação distribuída poderia ser também obtida caso se considerasse que a sala fosse dividida em um número infinito de camadas horizontais e que em cada uma delas a temperatura fosse homogênea. Neste caso, o modelo do sistema corresponderia a um sistema com um número infinito de equações diferenciais ordinárias.

- DETERMINÍSTICOS X ESTOCÁSTICOS

Em um modelo determinístico, a saída pode ser calculada de forma exata tão logo se conheça o sinal de entrada e as condições iniciais. Em contraste, um modelo estocástico contém termos aleatórios que tornam impossível um cálculo exato da saída. Os termos aleatórios do modelo podem ser encarados como uma descrição das perturbações. Normalmente, o modelo determinístico engloba apenas o processo, enquanto o estocástico considera também as perturbações e ruídos.

Neste livro enfatiza-se a identificação de sistemas SISO ou MISO, em tempo discreto, a parâmetros concentrados, na forma linear, com modelos paramétricos determinísticos e estocásticos.

1.3.4 Formas mais comuns de representar modelos matemáticos de processos

As formas mais comuns de se representar modelos de processos são (CAMACHO; BORDONS, 2004):

- modelo de convolução discreta (obtido através da resposta ao impulso ou ao degrau, tratando-se de um modelo não-paramétrico);
- modelo de entrada/saída, também denominado modelo externo, sendo representado através de função de transferência, tratando-se de um modelo paramétrico; e
- modelo em espaço de estados, também intitulado de modelo externo, tratando-se de um modelo paramétrico.

Deve-se ressaltar, no entanto, que além destas, há outras formas de representar modelos de processos, através, por exemplo, de análise de correlação, redes neurais, lógica nebulosa (*fuzzy logic*) etc.

Neste livro, os modelos matemáticos dos processos são representados por modelos de entrada/saída, ao passo que os modelos para as perturbações são dados como sistemas dinâmicos excitados por ruído branco.

1.3.5 Formas de obtenção de modelos matemáticos

Modelos gráficos são desenvolvidos a partir de certas medições. Modelos matemáticos podem ser obtidos de duas formas (ou uma combinação delas): através de um enfoque teórico ou então empírico. No enfoque teórico, divide-se o sistema em subsistemas, cujas propriedades sejam bem compreendidas de experiências anteriores. Isso basicamente significa que se empregam “leis da natureza” (relações do sistema, que correspondem a leis básicas da Física, como as de Newton, de Kirchhoff e equações de balanço) e outras relações bem definidas que têm suas bases em trabalhos experimentais anteriores (relações constitutivas). Esses subsistemas são então agregados matematicamente e um modelo do sistema completo é obtido. Essa opção é conhecida como **modelagem** (fenomenológica) e não necessariamente envolve qualquer experimentação no sistema sendo modelado (LJUNG, 1999). Para maiores detalhes acerca da modelagem fenomenológica de sistemas vide (GARCIA, 2005).

O enfoque empírico ou heurísitco é baseado diretamente na experimentação. Sinais de entrada e de saída do sistema são registrados e submetidos à análise de dados para inferir um modelo. Essa opção é intitulada **identificação de sistemas**. Na construção de modelos empíricos, eles são determinados efetuando pequenas alterações nas variáveis de entrada em torno de uma condição nominal de operação. A resposta dinâmica resultante é usada para determinar o modelo. Esse procedimento gera modelos experimentais do processo válidos em alguma região em torno das condições nominais. Os modelos que geram funções de transferência linear desenvolvidos empiricamente são adequados para muitos projetos e implementações de sistemas de controle de processos (MARLIN, 1995).

Pode-se ainda combinar os métodos anteriores, aplicando-se técnicas de identificação para estimar os parâmetros desconhecidos de modelos gerados teoricamente.

Na modelagem matemática gerada a partir de princípios básicos da Física, modela-se normalmente o processo propriamente dito. No entanto, é mais difícil obter-se os modelos das perturbações, que são igualmente importantes. Esses modelos frequentemente têm que ser obtidos a partir de experimentos. Como modelos para perturbações raramente podem ser determinados a partir de princípios básicos, significa que frequentemente a única forma de obtê-los é experimentalmente (ÅSTRÖM; WITTENMARK, 2011).

O desenvolvimento de modelos teóricos rigorosos pode não ser prático para processos complexos, se o modelo requer um grande número de equações diferenciais com um número significativo de parâmetros desconhecidos (por exemplo, propriedades físicas e químicas). Uma abordagem alternativa é desenvolver um modelo empírico diretamente a partir de dados experimentais, os quais são também chamados de modelos **caixa preta**.

Ao se gerar modelos de processos a partir de princípios fundamentais, pode-se chegar a modelos extremamente complexos. Por exemplo, um modelo de uma coluna de destilação com 10 componentes e 50 bandejas pode chegar a ter 500 equações diferenciais. Esse modelo conteria muitos parâmetros para caracterizar as relações termodinâmicas (valores de equilíbrio K), os coeficientes de transferência térmica e a eficiência das bandejas. Portanto, modelar processos de forma mais realista requer um grande esforço de engenharia para formular as equações, determinar todos os valores dos parâmetros e resolver as equações, usualmente através de métodos numéricos. Esse esforço é justificado quando predições muito precisas das respostas dinâmicas válidas em uma larga faixa de operação do processo são necessárias (MARLIN, 1995).

Em muitos casos os processos são tão complexos que não é possível obter modelos razoáveis usando apenas uma abordagem física, empregando princípios básicos. Nesses casos deve-se usar técnicas de identificação. É frequente acontecer que um modelo baseado em princípios físicos contenha um certo número de parâmetros desconhecidos, mesmo que a estrutura tenha sido derivada de leis da Física. Métodos de identificação podem ser aplicados para estimar os parâmetros desconhecidos, constituindo um modelo do tipo “caixa branca” (SÖDERSTRÖM; STOICA, 1989).

Os modelos desenvolvidos usando a identificação empírica proveem relações dinâmicas entre variáveis selecionadas de entrada e saída. Por exemplo, o modelo empírico para a coluna de destilação, discutido anteriormente, poderia relacionar a vazão de refluxo com a composição do destilado. Em comparação com esse modelo empírico simples, o modelo teórico provê informações de como as composições e temperaturas nas bandejas e dos produtos finais dependem de variáveis como o refluxo. Assim, os modelos empíricos obtidos através da identificação, embora úteis para as necessidades específicas de controle de processos, não proveem informações suficientes para satisfazer todos os requisitos de projeto e análise dos processos e não podem substituir modelos fenomenológicos para todas as aplicações (MARLIN, 1995).

1.3.6 Breve comparação das propriedades de modelos obtidos teórica e empiricamente

Os modelos obtidos através da identificação de sistemas possuem as seguintes propriedades, em contraste com modelos baseados em modelagem matemática (SÖDERSTRÖM; STOICA, 1989):

- eles possuem uma faixa de validade mais limitada (são válidos para um certo ponto de operação, um certo tipo de entrada, um certo processo etc), ao passo que modelos fenomenológicos normalmente têm uma faixa de validade mais ampla;
- eles fornecem pouca visão física do processo, visto que, na maioria dos casos, os parâmetros do modelo não têm nenhum significado físico direto. Os parâmetros são usados apenas como ferramentas para dar uma boa descrição do comportamento

global do sistema; e

- eles são relativamente fáceis de construir, sendo normalmente mais difícil gerar modelos fenomenológicos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. **Computer-controlled systems** - theory and design. 3.ed. Englewood Cliffs, Prentice Hall, 2011.

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. **Model predictive control in the process industry.** 2.ed. London, Springer, 2004.

CLOSE, C. M.; FREDERICK, D. K.; NEWELL, J. C. **Modeling and analysis of dynamic systems.** 3.ed. New York, John Wiley & Sons, 2001.

EDGAR, T. F.; HIMMELBLAU, D. M. **Optimization of chemical processes.** 2.ed. New York, McGraw Hill, 2001.

EYKHOFF, P. **System identification**: parameter and state estimation. London, John Wiley, 1974.

GARCIA, C. **Modelagem e simulação de processos industriais e de sistemas eletromecânicos.** 2.ed. São Paulo, Edusp, 2005.

LJUNG, L. **System identification:** theory for the user. 2.ed. Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1999.

MARLIN, T. E. **Process control:** designing process and control systems for dynamic performance. 2.ed. New York, McGraw Hill, 2000.

NORTON, J. P. **An introduction to identification.** London, Academic Press, 1986.

SÖDERSTRÖM, T.; STOICA,P. **System identification.** Hemel Hempstead, U.K., Prentice Hall International, 1989.