

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

ANTONIO FERREIRA DA SILVA NETTO

**IMPLEMENTAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO MULTIVARIÁVEL E DE
SENSORES VIRTUAIS EM UMA PLANTA DE CAPTURA DE CO₂**

JOÃO PESSOA

2021

ANTONIO FERREIRA DA SILVA NETTO

**IMPLEMENTAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO MULTIVARIÁVEL E DE
SENSORES VIRTUAIS EM UMA PLANTA DE CAPTURA DE CO₂**

Trabalho de Final de Curso apresentado ao Centro de Tecnologia, da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Arioston Araújo de
Morais Júnior

JOÃO PESSOA

2021

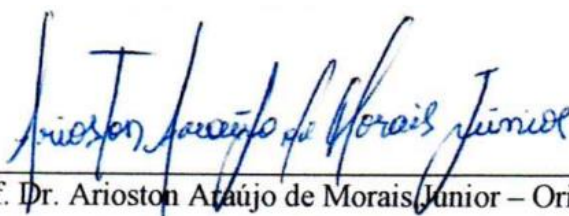
ANTONIO FERREIRA DA SILVA NETTO

**IMPLEMENTAÇÃO DE CONTROLE PREDITIVO MULTIVARIÁVEL E DE
SENSORES VIRTUAIS EM UMA PLANTA DE CAPTURA DE CO₂**

Trabalho de Final de Curso apresentado
ao Centro de Tecnologia, da
Universidade Federal da Paraíba, como
requisito parcial para a obtenção do título
de Bacharel em Engenharia Química.

APROVADO EM 03/12/2021

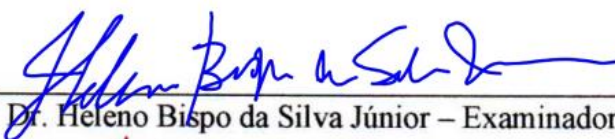
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Arioston Araújo de Moraes Junior – Orientador
Universidade Federal da Paraíba



Profa. Dra. Cristiane Holanda Sodré – Examinadora
Universidade Federal de Alagoas



Prof. Dr. Heleno Bispo da Silva Júnior – Examinador
Universidade Federal de Campina Grande

AGRADECIMENTOS

Precisei ingressar em um momento de reflexão para lembrar minha trajetória de vida, mas de antemão gostaria de agradecer a todo ser humano que possa ter contribuído de alguma forma para que eu pudesse chegar até aqui. A princípio quero demonstrar minha demasiada gratidão à minha família, em especial à minha mãe e meu pai Gírlane e Givanildo, meus tios e tias Gilmara, Gírlaide, Graziela e Melque, minha irmã Beatriz e meus primos e primas Eduarda, Lucas, Mariana, Milka, Tamyris, Tayane e Thatiana por todo o apoio, cuidado, carinho, amor e momentos compartilhados durante todos os anos compartilhados em minha vida. Ao meu avô Antônio, do qual herdei o nome, é inspiração e sempre será reverenciado, principalmente tratando-se da minha identidade hoje.

Aos professores doutores, da UFPB, Arioston Moraes, Sharline Florentino, Vivian Stumpf e, da UEPB, Janaína de Oliveira, pelo direcionamento e pelas oportunidades de crescimento acadêmico durante minha jornada acadêmica até aqui. Aos colegas e amigos que têm estado comigo nessa árdua caminhada, seja apenas na vida pessoal (Salan, Everaldo, Elaine, Bia, Laura, Amanda, Vitória, Jannerson, Jerlayne, Victória, Arthur, Jéssica, Odaíza, Vani, Ruana, Henry e tantos outros) ou que compartilharam momentos dentro da graduação e ocupam/ocuparam um espaço especial na minha vida (Ivna, Bruno, Lisandra, Tinho, Maria, Gilvan, Alany, Lívia, Giovanna, Wanderson, Mariana, Rodrigo, Lucas, Ila, Silas, Iza, Luiz H., Andressa, Értton, Jerlan, Felipe, Luiz F., Ana, Brenda, Beliza, Vinícius, Letícia, Filipe, Amanda, Nayara e Tássio). Por fim, ao pessoal do EXDIMA e do setor operacional da UV Energia Solar pelo companheirismo e impulsionamento positivo na minha jornada profissional até então.

Muito obrigado a todas, todos e todes, chegar até aqui não foi nada fácil, mas a sensação de dever cumprido e a garra para conquistar meu espaço no ramo da Engenharia de Processos só crescem!

“A vida ensina àquele que quer ser diferente.”

Dorgival Dantas

RESUMO

Investir em estudos ligados ao processo de captura de CO₂, seja para melhorar a eficiência deste, como para garantir que a legislação ambiental vigente seja atendida, é uma potencial alternativa para viabilizar algumas metas presentes nos ODS de número 9, 12 e 13 listados na Agenda 2030 da ONU, acerca da produção responsável, da inovação tecnológica industrial e da ação contra a mudança do clima. Consequentemente, esse trabalho tem como objetivo implementar os controles clássico (PID) e avançado (MPC), em um processo de captura de CO₂, a fim de manter a taxa de captura de CO₂ (%CC) e a temperatura do refeedor da desabsorvedora (T_{REB}) nos valores desejados, e desenvolver sensores virtuais, baseados no modelo NARX, capazes de estimar tais variáveis. Para controle da %CC e da T_{REB} foram manipuladas as vazões molares de solvente pobre e de vapor na desabsorvedora (F_{LS} e F_{ST}), respectivamente. Os controladores PID foram sintonizados pelos métodos de Ziegler-Nichols e Tyreus-Luyben, sendo, posteriormente, submetidos à sintonia feita pela ferramenta *Tune* do Simulink®. O modelo do controlador MPC é baseado na matriz dinâmica multivariável (DMC MIMO) sob condições fixas de horizontes de predição R igual a 40 s, de controle L igual a 10 s, de estabilização N igual a 80 s e tempo de amostragem T igual a 2,5 s. A análise gráfica qualitativa orientou a escolha do melhor arranjo dos PID e, posteriormente, a comparação entre controlador convencional e preditivo diante de aplicação de perturbações nas variáveis manipuladas. As RNAs foram treinadas com algoritmo de Levenberg-Marquardt e validadas com o método de parada antecipada combinado à validação cruzada, sendo o MSE o critério decisivo para seleção do melhor sensor. Todos arranjos de controladores PID experimentaram sobressaltos na dinâmica das variáveis de processo, com o arranjo PIDTL tendo o melhor desempenho, enquanto que o DMC MIMO foi capaz de eliminar esse fenômeno, acelerar a estabilização das PVs em 95% e rejeitar os distúrbios empregados nas variáveis manipuladas, quando comparado ao PID. Os sensores NTCC5 e NTTR5, ambos com 25 neurônios na camada oculta, foram os escolhidos para estimativa da %CC e da T_{REB}, sob erros de validação iguais a $9,232 \times 10^{-2}$ e $1,534 \times 10^{-2}$.

Palavras-chave: Agenda 2030. ODS. Controle de Processos. PID. MPC. DMC. Sensores Virtuais. NARX.

ABSTRACT

Investing in studies related to the CO₂ capture process, either to improve its efficiency or to ensure that current environmental legislation is met, is a potential alternative to enable some targets present in the SDGs 9, 12 and 13 listed in the 2030 Agenda, on responsible production, industrial technological innovation and action against climate change. Consequently, this work aims to implement the classic (PID) and advanced (MPC) controls in a CO₂ capture process, in order to maintain the CO₂ capture rate (%CC) and the stripper reboiler temperature (T_{REB}) at the desired values, and develop soft sensors, based on the NARX model, capable of estimating such variables. To control %CC and T_{REB}, the molar flow rates of lean solvent and steam in the stripper (F_{LS} and F_{ST}) were manipulated, respectively. The PID controllers were tuned using the Ziegler-Nichols and Tyreus-Luyben methods, and were later submitted to tuning by the Simulink® Tune tool. The MPC controller model is based on the multivariable dynamic matrix (MIMO DMC) under fixed conditions of prediction horizons R equal to 40 s, control L equal to 10 s, stabilization N equal to 80 s and sampling time T equal to 2.5 s. Qualitative graphical analysis guided the choice of the best arrangement of the PIDs and, subsequently, the comparison between conventional and predictive controller in face of the application of disturbances in the manipulated variables. The ANNs were trained with the Levenberg-Marquardt algorithm, hyperbolic tangent as an activation function, and validated with the early stop method combined with cross validation, with the MSE being the decisive criterion for selecting the best sensor. All PID controller arrangements experienced overshoots in the dynamics of the process variables, with the PIDTL arrangement having the best performance, while the MIMO DMC was able to eliminate this phenomenon, accelerate the PVs stabilization by 95% and reject the disturbances used in the variables manipulated, when compared to PID. NTCC5 and NTTR5 sensors, both with 25 neurons in the hidden layer, were the soft sensors chosen to estimate %CC and T_{REB}, under validation errors equal to 9.232×10^{-2} and 1.534×10^{-2} .

Keywords: 2030 Agenda. SDG. Process Control. PID. MPC. DMC. Soft Sensors. NARX.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	13
2. OBJETIVOS	14
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	15
3.1. O PROCESSO DE CAPTURA DE CO ₂ VIA ABSORÇÃO QUÍMICA	15
3.1.1. Sistema MEA-CO ₂ -Água	18
3.2. CONTROLE CLÁSSICO DE PROCESSOS.....	19
3.3. CONTROLE PREDITIVO BASEADO NO MODELO.....	20
3.3.1. Controle por matriz dinâmica.....	23
3.4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	26
3.4.1. Uso das RNAs na estimativa de variáveis.....	29
3.5. ESTRATÉGIAS DE CONTROLE PARA PLANTAS DE CAPTURA DE CO ₂	30
3.6. OS OBJETIVOS DO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL (ODS) E A CAPTURA DE CO ₂	36
4. METODOLOGIA	37
4.1. MODELOS DO PROCESSO.....	37
4.2. ESTRATÉGIAS DE CONTROLE	38
4.2.1. Controle PID	38
4.2.2. Controle preditivo	40
4.3. DESENVOLVIMENTO DOS SENSORES VIRTUAIS	40
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES	42
5.1. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	42
5.2. CONTROLE CONVENCIONAL DO PROCESSO	45
5.2.1. Sintonia dos controladores	45
5.2.2. Desempenho dos controladores PID	46
5.3. ESTRATÉGIA DE CONTROLE PREDITIVO.....	49
5.4. CONTROLE CLÁSSICO <i>VERSUS</i> CONTROLE AVANÇADO	51
5.5. TREINAMENTO DOS SS-NARX-BASED	52
5.5.1. Sensor para a %CC.....	52
5.5.2. Sensor para a T _{REB}	53
5.6. FASE DE VALIDAÇÃO-TESTE.....	54
5.6.1. Sensor para a %CC.....	54
5.6.2. Sensor para a T _{REB}	55
5.7. DESEMPENHO DOS NTCC5 E NTTR5.....	56

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	58
REFERÊNCIAS.....	60

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Critério de seleção do método de captura a partir da composição mássica do CO ₂ na alimentação e na corrente tratada.....	13
Figura 2 – Critério de seleção do método de captura a partir da pressão parcial do CO ₂ na alimentação e no produto.....	14
Figura 3 – Fluxograma básico do processo de captura de CO ₂	15
Figura 4 – Estrutura química da monoetanolamina.....	15
Figura 5 – Sistema de controle realimentação.....	17
Figura 6 – Esquema básico de funcionamento do controle MPC.....	20
Figura 7 – Sistema de controle preditivo baseado no modelo.....	21
Figura 8 – Esquema de funcionamento de um neurônio artificial.....	25
Figura 9 – Proposta de controle da planta de captura de CO ₂ utilizando MEA.....	33
Figura 10 – Estrutura da rede NARX.....	39
Figura 11 – Análise de sensibilidade para (a) a taxa de captura de CO ₂ e (b) a temperatura do <i>reboiler</i>	40
Figura 12 – Dinâmica (a) da %CC e (b) da T _{REB} diante da combinação de distúrbios em F _{FG} e y _{CO₂_FG}	42
Figura 13 – Dinâmica (a) da %CC e (b) da T _{REB} diante da combinação de distúrbios em todas as entradas.....	42
Figura 14 – Desempenho dos controladores PID no processo de captura de CO ₂	45
Figura 15 – Desempenho dos controladores PID sintonizados pelo Simulink® no processo de captura de CO ₂	46
Figura 16 – Dinâmica das variáveis controladas sob atuação do controlador DMC.....	47
Figura 17 – Influência do horizonte de controle L na eficiência do DMC para a dinâmica da %CC.....	48
Figura 18 – Influência do horizonte de controle L na eficiência do DMC para a dinâmica da T _{REB}	48
Figura 19 – Comparação entre as eficiências dos controladores PID e DMC na dinâmica da (a) %CC e da (b) T _{REB}	49
Figura 20 – Perfil dos MSEs (a) do NTCC5 e (b) do NTTR5 durante o processo iterativo.....	55
Figura 21 – Regressão dos erros (a) do NTCC5 e (b) do NTTR5 durante o processo iterativo.....	55

Figura 22 – Comparação entre dados do modelo, em azul, e estimativas, em amarelo, para
estimativa (a) da %CC e (b) da T_{REB}56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estratégias de controle propostas por Nittaya <i>et al.</i> (2014).....	30
Tabela 2 – <i>Loops</i> de controle estudados.....	36
Tabela 3 – Expressões para os parâmetros de sintonia dos controladores PID.....	37
Tabela 4 – Orientação dos horizontes para implementação do controlador MPC.....	38
Tabela 5 – Análise topológica dos sensores virtuais.....	39
Tabela 6 – Valores do ganho final e do período final obtidos.....	44
Tabela 7 – Parâmetros de sintonia dos controladores PID propostos.....	44
Tabela 8 – Integral do erro absoluto (IAE) para os PIDs desenvolvidos.....	45
Tabela 9 – Integral do erro absoluto (IAE) para os PIDs sintonizados pelo Simulink®..	46
Tabela 10 – Valores de IAE para diferentes horizontes de controle.....	48
Tabela 11 – Parâmetros da dinâmica de atuação dos controladores PID e DMC.....	49
Tabela 12 – Resultados do treinamento dos <i>soft sensors</i> NARX–based para estimativa da %CC.....	50
Tabela 13 – Resultados do treinamento dos <i>soft sensors</i> NARX–based para estimativa da T_{REB}	51
Tabela 14 – Resultados de validação-teste dos <i>soft sensors</i> NARX–based para estimativa da %CC.....	53
Tabela 15 – Resultados de validação-teste dos <i>soft sensors</i> NARX–based para estimativa da T_{REB}	53

1. INTRODUÇÃO

Em 1896, o químico sueco Svante Arrhenius (1859–1927) reconhecia o aquecimento global como consequência do efeito estufa, ao sugerir que a queima de combustíveis fósseis aumentaria a concentração de dióxido de carbono na atmosfera. Infelizmente, estas hipóteses foram ignoradas pelos cientistas da época. Passados 119 anos, em 2015, foi assinado o Acordo de Paris durante a 21ª Conferência das Partes (COP21) da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima (UNFCCC, na sigla em inglês), com a finalidade de implantar medidas de mitigação de impactos ambientais, reduzindo a emissão de gases do efeito estufa e, consequentemente, freando o aumento da temperatura média global (TMG). Neste acordo discutiram-se medidas para manter o aumento da TMG em bem menos de 2°C acima das médias da época que antecipou a revolução industrial. A Organização Meteorológica Mundial (OMM) registrou os 20 anos mais quentes do mundo dentre os últimos 23, sendo 2015 a 2019 ocupantes dos cinco primeiros lugares do ranking. Se essa tendência continuar, as temperaturas poderão subir entre 3°C e 5°C até 2100. Segundo o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC, na sigla em inglês), se os países não tomarem uma atitude, o mundo enfrentará mudanças catastróficas, como aumento do nível do mar, da temperatura e da acidez dos oceanos, e o comprometimento do cultivo de arroz, milho e trigo (BBC, 2020).

Diante desta problemática, se faz necessária a busca por alternativas para redução de emissão de gases do efeito estufa, dentre eles o dióxido de carbono (CO₂) e o metano (CH₄). Oriundo majoritariamente do uso de combustíveis fósseis em atividades humanas, o CO₂ torna-se o principal contribuinte para o aquecimento global, uma vez que compõe cerca de 80% das emissões. Estando diretamente ligado aos processos de produção de tais combustíveis, o engenheiro químico possui conhecimentos sobre as técnicas de captação do CO₂, podendo-se citar adsorção em sólidos, separação criogênica, permeação por membranas e absorção e desabsorção (*stripping*) por solventes físicos ou químicos (BERNARDES, 2018).

Nos processos de absorção e desabsorção ocorre transferência de massa entre as fases líquida e gasosa ao longo do recheio ou cada estágio da coluna. No processo de absorção o soluto, ou componente a ser absorvido, por exemplo, o dióxido de carbono (CO₂), é

transferido da fase gasosa à fase líquida. Essas duas operações unitárias são, tradicionalmente, acopladas, para que o solvente seja recuperado e reciclado, de forma que ocorra uma efetiva separação de CO_2 da mistura gasosa para produzir uma corrente um tanto pura de CO_2 (WILCOX, 2012). Visando garantir a eficiência do processo, é preciso aplicar técnicas de controle de processos que rejeitem possíveis distúrbios e disponham de ações de controle capazes de manter as variáveis de processo no valor desejado. Nesse cenário, as variáveis controladas normalmente são a taxa de captura de CO_2 (%CC) e a temperatura do refeedor da desabsorvedora (*stripper*). Por outro lado, a dinâmica da %CC é tão lenta que necessita de um medidor que vença esse atraso. Sendo assim, esse estudo objetiva implementar um sistema de controle satisfatório para um processo de captura de CO_2 e desenvolver sensores capazes de estimar as variáveis de processo.

2. OBJETIVOS

Este trabalho tem a finalidade de implementar estratégias de controle convencional (PID) e preditivo (DMC) para a planta de captura de CO_2 e propor dois sensores virtuais para estimativa da taxa de captura de CO_2 (%CC) e da temperatura do refeedor (*reboiler*) da desabsorvedora (T_{REB}) visando, posteriormente, integrá-los ao sistema de controle preditivo.

Os objetivos específicos do trabalho são:

- Obter conhecimento acerca do controle de processos, um dos ramos de maior potencial promissor científico no âmbito da engenharia química;
- Compreender como o engenheiro químico pode atuar na área de processos empregando redes neurais artificiais e controladores;
- Contribuir ativamente com a proposta da Agenda 30 nos ODS de números 9, 12 e 13.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1. O PROCESSO DE CAPTURA DE CO₂ VIA ABSORÇÃO QUÍMICA

Existem diversas tecnologias empregadas na remoção de CO₂ de uma corrente gasosa, sendo assim, o engenheiro químico deve conhecer as características destas técnicas, bem como as propriedades da corrente que alimentará o processo (teor, pressão) para, assim, definir a metodologia a ser utilizada. As figuras a seguir ilustram um estudo realizado por Bergel e Tierno (2009) que orienta a escolha da técnica e/ou solventes mais eficientes em absorções gasosas, partindo dos dados das concentrações e das pressões parciais do CO₂ na corrente de alimentação e no produto líquido, este último contendo majoritariamente CO₂ e solvente (KIDNAY & PARRISH, 2006).

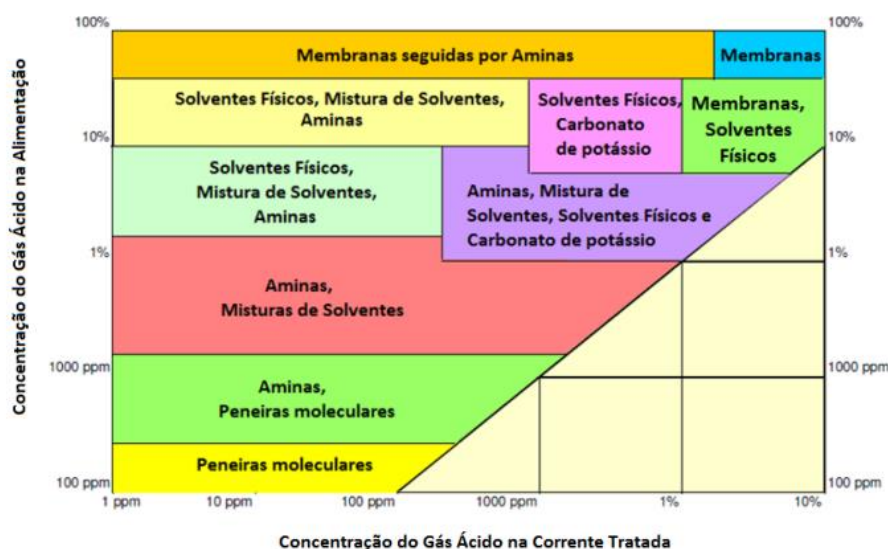


Figura 1 – Critério de seleção do método de captura a partir da composição mássica do CO₂ na alimentação e na corrente tratada (NASCIMENTO, 2017).

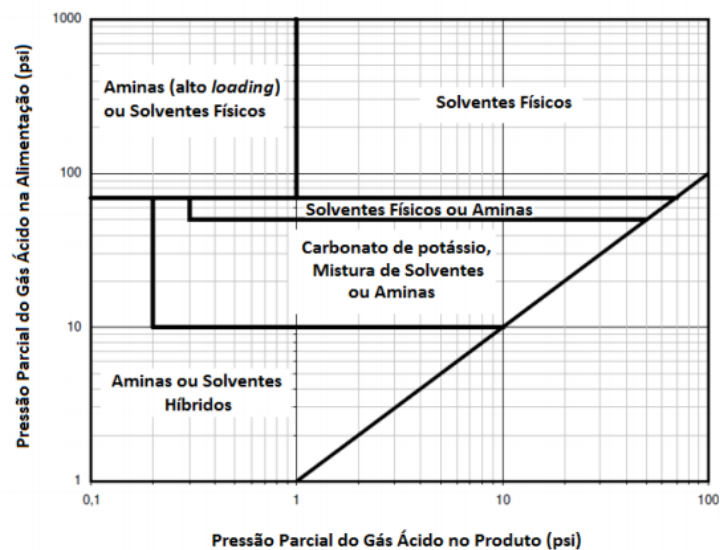


Figura 2 – Critério de seleção do método de captura a partir da pressão parcial do CO_2 na alimentação e no produto (NASCIMENTO, 2017).

O estudo de modelagem e controle de uma planta de absorção e desabsorção de CO_2 feito por Nittaya (2014) nos fornece composição mássica de 23% e pressão parcial de 2,70 psi para o gás carbônico na alimentação. Como as especificações operacionais consideram pouca queda de pressão e produção de uma corrente rica (>90% de CO_2), a absorção física ou química utilizando solventes híbridos ou aminas, respectivamente, são as técnicas mais indicadas para uso neste caso. A absorção física é mais indicada para correntes ricas na substância de interesse, uma vez que tomamos como base 18% em mol de CO_2 na alimentação, é preferível utilizar absorção química com amina sendo solvente.

Uma coluna ou torre de absorção (Fig. 3) é alimentada na base com uma corrente de gás ácido, contendo CO_2 que é absorvido através uma reação química com uma amina, esta presente em uma solução aquosa (solvente pobre ou *lean solvent*), alimentada e distribuída no topo. Os produtos desta torre é um vapor (gás doce) no topo e um líquido (solvente rico ou *rich solvent*), este último será a corrente de alimentação da desabsorvedora. CO_2 , então, será recuperado utilizando vapor de água. O processo de desabsorção se assemelha à destilação, onde um composto de interesse, presente na fase líquida, é vaporizado para o topo da coluna. A corrente líquida, contendo solvente reagido, é recirculada para a primeira torre para absorver mais CO_2 (MCCABE, SMITH & HARRIOTT, 1993).

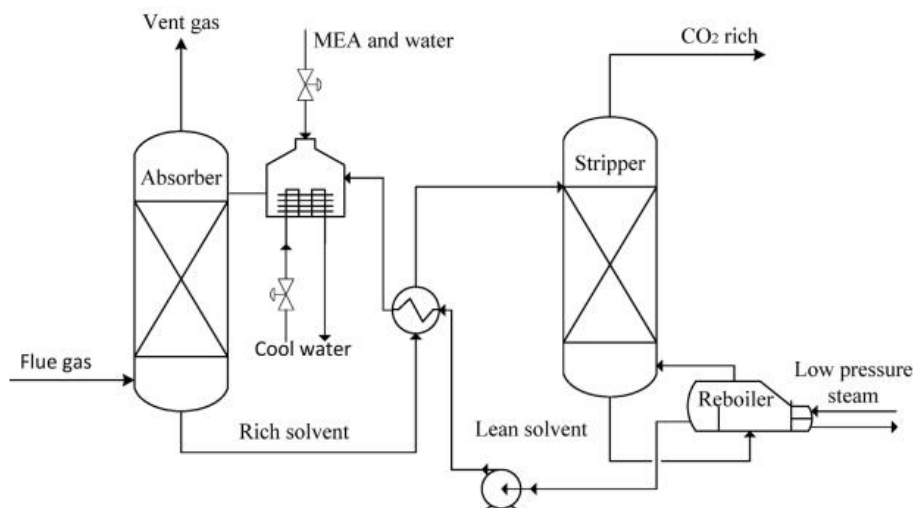


Figura 3 – Fluxograma básico do processo de captura de CO₂ (LUU *et al.*, 2015).

As principais aminas comerciais são a monoetanolamina (MEA), a dietanolamina (DEA), a trietanolamina (TEA), a metildietanolamina (MDEA), a diisopropanolamina (DIPA), 2-amino-2-metil-1-propanol (AMP), e a diglicolamina (DGA). Não havendo substâncias como COS, CS₂, SO₂, NO₂, HCl, HF e O₂ na corrente de alimentação, teor mássico de 20% no solvente pobre e deseje-se obter taxas de captura de CO₂ alta, a MEA (Fig. 4) é uma das opções de solvente mais atrativa para aplicação no processo de estudo. (OLAJIRE, 2010; KOHL & NIELSEN, 1997). Dentre outras vantagens, a MEA possui um custo menor, comparado a outras aminas, boa estabilidade térmica na ausência de contaminantes, e alta reatividade com CO₂ (SHEILAN *et al.*, 2007). A fórmula química da MEA é C₂H₇NO, podendo ser representada por RNH₂.

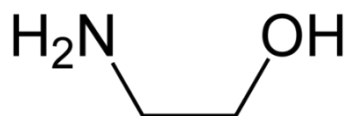


Figura 4 – Estrutura química da monoetanolamina (NASCIMENTO, 2017).

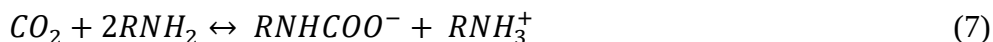
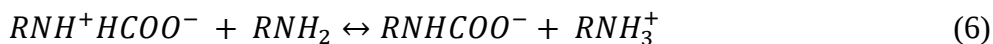
Um dos grandes problemas oriundos da absorção química com aminas é a produção de compostos corrosivos, portanto, para aplicação desta técnica sugere-se a utilização de equipamentos à base de material resistente à corrosão, como aço inoxidável (NASCIMENTO, 2017).

3.1.1. Sistema MEA-CO₂-Água

A necessidade de se utilizar um processo de absorção reativa visa aumentar a solubilidade do CO₂ e minimizar a resistência à transferência de massa da fase líquida, melhorando a separação da mistura. Para os casos de absorção em que se empregam solventes aquosos como a MEA, o processo possui dois mecanismos envolvendo reações químicas eletrolíticas e reversíveis. O primeiro está ligado à dissolução CO₂ do em água, formando o ácido carbônico (1), a dissociação deste ácido em bicarbonato (2) que segue uma cinética relativamente lenta, e, por fim, a reação do tipo ácido-base entre H⁺ de (2) e MEA produzindo uma amina protonada (3). Devido à dissociação lenta do ácido carbônico, a cinética atua como etapa limitante neste mecanismo (SHEILAN *et al.*, 2007).



A partir da equação global (4) é possível percebermos que o CO₂ é absorvido em forma de íon bicarbonato. O segundo mecanismo envolve a formação de carbamato (5) por reação direta da amina com CO₂ e sal de amina como produto do carbamato e a própria amina (6) (SHEILAN *et al.*, 2007).



Por sua vez, a reação global deste mecanismo (7) ilustra a absorção do CO₂ em forma de carbamato de amina. Como a reatividade da MEA é maior, quando comparada às outras aminas, este mecanismo seguirá uma cinética mais rápida que o anterior, sendo assim, a transferência de massa do seio da fase gasosa para o filme gás-líquido será a etapa limitante. Tendo a finalidade de maior captura CO₂ e baixos valores para o fluxo de líquido na coluna, o equilíbrio termodinâmico controlará o processo (BARBOSA, 2010).

3.2. CONTROLE CLÁSSICO DE PROCESSOS

Para efetuar estudos e aplicações na temática do controle, é preciso primeiro estabelecer as malhas (*loops*) de controle. A ideia é definir quais variáveis são interessantes para serem controladas, também denominadas variáveis de processo (PV) e que estão altamente ligadas a eficiência do processo estudado e possuem valores ótimos pré-definidos, bem como quais variáveis que influenciam no comportamento dinâmico das PV serão manipuladas para garantir que as controladas estejam no setpoint desejado. Cada par de variáveis controlada-manipulada (PV-MV) é denominada malha de controle.

A implementação de sistemas de controle convencional contempla a junção de equipamentos denominados elementos de controle. O primeiro deles é o sensor-transmissor, responsável por efetuar a medição e transformá-la em sinal a ser enviado e comparado com o *setpoint*, gerando assim, o erro de medição. O valor do erro é enviado para o controlador, sendo este qualquer um do tipo proporcional-integral-derivativo (PID), que é peça chave ao gerar o sinal de controle capaz de atuar no elemento final, normalmente uma válvula, viabilizando a finalidade desse sistema. Essa técnica de haver recirculação do valor medido da variável de processo ficou conhecida como controle realimentação (*feedback control*), ilustrada pela figura 5.

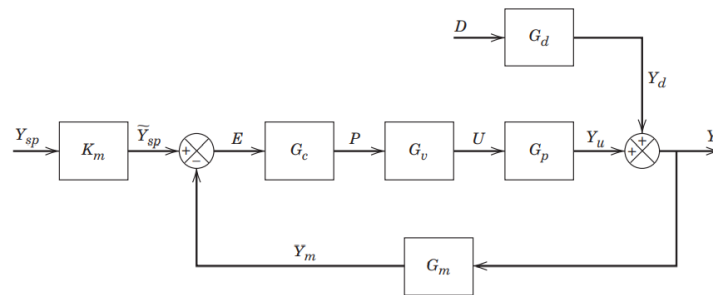


Figura 5 – Sistema de controle realimentação (SEBORG *et al.*, 2016).

Após elaboração dos modelos associados aos elementos do sistema de controle convencional exibidos pela figura 5, comumente em forma de função de transferência, é estabelecida uma equação característica da malha (Eq. 8). A partir da consideração de controlador proporcional nesse cenário, é obtido o limite de estabilidade da malha, isto é,

os valores do ganho final e período final que serão utilizados para encontrar os parâmetros de sintonia dos controladores.

$$1 + G_M(s) \times G_V(s) \times G_P(s) \times G_C(s) = 0 \quad (8)$$

O esquema do controle PID prevê uma ação proporcional (P) que possui o ganho do controlador k_C como parâmetro de ajuste para tomada de decisão do controlador, sendo esta proporcional ao erro calculado, uma ação integrativa (I) contendo τ_I como parâmetro para inviabilizar a alta oscilação e eliminar o erro residual experimentado pela ação P e uma ação derivativa (D) que dispõe do τ_D para acelerar o tempo de estabilização da variável que está sendo controlada. As expressões de maior relevância para o controle PID estão apresentadas a seguir, enquanto que a equação 9 demonstra a saída do controlador PID, a equação 10 diz respeito à função de transferência do PID real, contendo, inclusive, um filtro visando diminuir o sobressalto derivativo (SMITH & CORRIPIO, 2008).

$$m(t) = \bar{m} + k_C e(t) + \frac{k_C}{\tau_I} \int e(t) dt + k_C \tau_D \frac{de(t)}{dt} \quad (9)$$

$$G_C(s) = k'_C \left(1 + \frac{1}{\tau'_I s + 1} \right) \left(\frac{\tau'_D s + 1}{\alpha \tau'_D s + 1} \right) \quad (10)$$

Infelizmente, o controle clássico não possui uma atuação muito eficaz quando a variável controlada é química ou bioquímica, normalmente aquelas associadas à composição ou pureza de substâncias e que sua medição requer maior tempo. Por conseguinte, nasceram estratégias de controle mais robustas a fim de ajustar os sistemas às particularidades do processo e vencer limitações como o tempo de medição da variável controlada. Nesta temática, é proposta a avaliação do controle convencional PID de uma planta de captura de CO₂ via absorção química, utilizando as técnicas de Ziegler-Nichols e Tyreus-Luyben na sintonia dos arranjos de controladores desenvolvidos.

3.3. CONTROLE PREDITIVO BASEADO NO MODELO

O *Model Predictive Control* (MPC) integra, junto com os controles ótimo, adaptativo e multivariável, um conjunto de técnicas denominadas de controle avançado

de processos, que, acoplado a um computador digital, torna-se um sistema com alto grau de automatização capaz de supervisionar o processo, emitir relatórios e tomar ações de alarme e/ou proteção. A ideologia MPC está orientada nos moldes do *Model Based Control*, havendo emprego do modelo do processo no cálculo das ações de controle e das variáveis de saída. Alguns autores definem o MPC como uma junção de diferentes metodologias, ao invés de uma única técnica (ODLOAK & KWONG, 2019).

Nascido na década de 70 visando atender especificações de plantas robustas como indústrias petroquímicas, de química fina e de papel e celulose, o MPC, utiliza abordagens SISO (única entrada e única saída) e MIMO (múltiplas entradas e múltiplas saídas) sem distinção, é adequado para casos onde há interações entre os *loops* de controle e pode acomodar restrições inerentes ao processo. Um ótimo desempenho de um controlador MPC está estreitamente ligado ao conhecimento do comportamento temporal do modelo do processo onde está empregado, uma vez que ele irá minimizar um critério de performance desejado sujeito à dinâmica do modelo e às restrições adotadas. Diante dessa realidade, os esquemas MPC têm mostrado ótimo desempenho ao entregar sistemas de controle altamente eficientes e capazes de operar no processo durante longos períodos de tempo sem necessitar de ajustes ou intervenções. Industrialmente, o MPC é capaz de atualizar o *setpoint* utilizando otimização on-line (SEBORG *et al.*, 2016).

Como vantagens, o MPC é atrativo para aqueles com pouco conhecimento acerca do controle de processos, sejam conceitos intuitivos interessantes à temática ou de sintonia dos controladores; Possui vasta possibilidade de aplicação, atuando desde processos simples até mais robustos e/ou instáveis e até mesmo aqueles com grandes valores de tempo morto; Faz uso da abordagem MIMO acessivelmente; Há compensação do tempo morto e dos distúrbios medidos, se o modelo utilizado for representativo; Se necessário, é possível ajustar o esquema, seja via inserção de restrições ou alterações no design do processo. A única desvantagem, em comparação com o controle clássico PID, é a derivação complexa requerida pela técnica, tal característica é decorrente das adequações feitas a fim de estabelecer uma estrutura de controle que consiga, de fato, contornar todos os inconvenientes (CAMACHO & BORDONS, 1999).

A proposta de lei do controle para estratégia MPC, ilustrado pela figura 6, opera da seguinte forma: A partir da introdução da primeira ação de controle, o controlador (otimizador) calcula as novas sob um horizonte de controle L , consequentemente, a

atuação no modelo do processo das ações de controle obtidas (ou variáveis manipuladas), geram as saídas preditas (ou variáveis controladas) durante um horizonte de predição R ($R > L$) tomando uma trajetória como referência (normalmente o *setpoint*) até ser atingido um horizonte de estabilização N . Esta técnica de implementação ficou conhecida como horizonte móvel (*moving horizon*). O recebimento da saída estimada pelo controlador digital é feita em instantes de amostragem T , momentos em que a malha do processo mantém-se fechada para que haja o processamento da informação e tomada de decisão por parte do controlador (ODLOAK & KWONG, 2019).

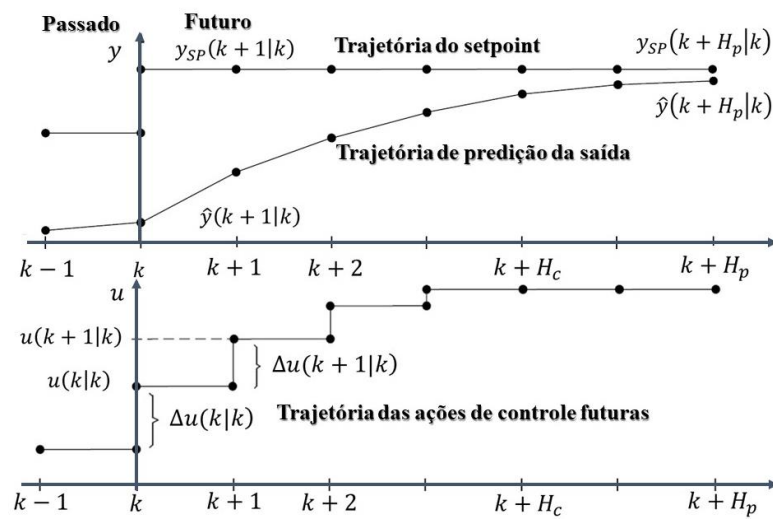


Figura 6 – Esquema básico de implementação do controle MPC (Adaptado de CAMACHO & BORDONS, 1999).

O equacionamento requerido para a obtenção de modelos de predição pode ser feito por diversas vias, a depender da disponibilidade de dados ou do conhecimento acerca do processo ou planta de estudo. A modelagem é classificada como caixa branca (balanços fundamentados nos princípios de conservação), caixa preta (empíricos lineares ou não lineares, como funções de transferência, espaço de estado, redes neurais artificiais e os modelos em resposta ao impulso e ao degrau) ou caixa cinza (combinação do conhecimento das modelagens anteriores e informações auxiliares). Considerando os modelos de resposta ao degrau e ao impulso unitário, estão apresentadas a seguir as equações referentes à estimativa da variável controlada (Eq. 11) e à correção desta (Eq. 12). A figura 7 ilustra uma estrutura básica do sistema de controle MPC.

$$\hat{y}_{k+1} = \hat{y}_k + \sum_{i=1}^N h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (11)$$

$$\hat{y}_{k+1}^c = \hat{y}_{k+1} + (y_k - \hat{y}_k) \quad (12)$$

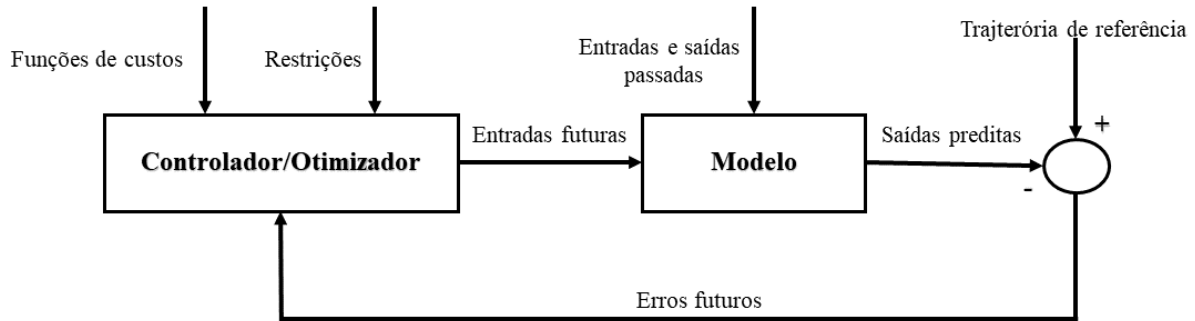


Figura 7 – Sistema de controle preditivo baseado no modelo (Autoria própria).

3.3.1. Controle por matriz dinâmica

Em 1979 nascia o *Dynamic Matrix Control* (DMC) ou controle por matriz dinâmica, reportado pela Shell Oil. A formulação deste tipo de MPC nos apresenta diversos conceitos e equações inerentes à metodologia do controle preditivo e a ideia de matriz dinâmica toma como base o emprego dos coeficientes do modelo de resposta ao degrau unitário seguindo a perspectiva ilustrada pelas equações 11 e 12.

A princípio, é considerada uma trajetória de referência (ou filtro de primeira ordem), que iguala o valor desejado da variável predita ou controlada ao respectivo *setpoint* associado (Eq. 13), podendo ainda haver uma aproximação para um cenário ideal, em que o valor corrigido é também igualado ao *setpoint* (Eq. 14). E assim nasce o erro ou desvio (Eq. 15), que sob os moldes da equação 11, pode ser expresso em função da variação na ação de controle (Eq. 16) (ODLOAK & KWONG, 2019).

$$y_k^d = y_k^{sp} \quad (13)$$

$$\hat{y}_k^c = y_k^{sp} \quad (14)$$

$$\hat{y}_{k+1} - \hat{y}_k = y_k^{sp} - y_k = e_k \quad (15)$$

$$e_k = \sum_{i=1}^N h_i \Delta u_{k+1-i} \quad (16)$$

Para aplicação do MPC, consideraremos um instante $k + j$ e um filtro estendido, ampliando o horizonte de estabilização N e tornando a abordagem mais real:

$$\hat{y}_{k+j} = \hat{y}_{k+j-1} + \sum_{i=1}^N h_i \Delta u_{k+j-i} \quad (17)$$

Com j variando de 1 a R , o horizonte de predição torna-se parâmetro de sintonia na formulação. A partir da equação 17, o somatório é aberto e, assim, podemos definir alguns coeficientes para estabelecer o efeito das ações de controle no passado ($y_k + P_j$) e no futuro ($a_j \Delta u_k$) e expressar o controle DMC SISO na forma matricial requerida.

$$\hat{y}_{k+j}^c = a_j \Delta u_k + \dots + a_1 \Delta u_{k+j-1} + \hat{y}_k + P_j \quad (18)$$

$$a_i = \sum_{j=1}^i h_j \quad (19)$$

$$S_m = \sum_{i=m+1}^N h_i \Delta u_{k+m-1} \quad (20)$$

$$P_i = \sum_{m=1}^i S_m \quad (21)$$

Sendo, a_i os coeficientes da matriz dinâmica, provenientes do modelo de resposta ao impulso unitário, S_m o somatório dos erros no instante m e P_i a soma destes S_m no instante i . Considerando a equação 18 e j variando até R , teremos:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_{k+1}^c \\ \hat{y}_{k+2}^c \\ \vdots \\ \hat{y}_{k+R}^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \dots & 0 \\ a_2 & a_1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_R & a_{R-1} & \dots & a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k \\ \Delta u_{k+1} \\ \vdots \\ \Delta u_{k+R-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{y}_k + P_1 \\ \hat{y}_k + P_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_k + P_R \end{bmatrix} \quad (22)$$

Que expressa matricialmente, torna-se:

$$y^c = A \Delta u + y_k + P = A \Delta u + y^{m.a.} \quad (23)$$

Partindo de uma trajetória desejada no instante $k + j$ (Eq. 24) e da expressão do erro conhecida (Eq. 15), será considerada a diferença entre o valor desejado e o corrigido (Eq. 18) como primeiro passo no estabelecimento do índice de desempenho, gerando a equação 28 em forma matricial, expressando a influência das ações de controle e o erro associado ao valor da variável de saída no erro da predição.

$$y_{k+j}^d = y_k^{sp} \quad (24)$$

$$y_{k+j}^d - \hat{y}_{k+j}^c = -a_i \Delta u + y_k^{sp} - y_k - P_i \quad (25)$$

$$e = y^d - y^c \quad (26)$$

$$e' = e_k - P \quad (27)$$

$$e = -A\Delta u + e' \quad (28)$$

Idealizando y^d igual a y^c , teremos a matriz e nula, consequentemente, encontramos uma expressão para o cálculo da variação nas ações de controle (Eq. 29).

$$\Delta u = A^{-1}e' \quad (29)$$

No entanto, para casos mais comuns $(50 \leq N \leq 120 ; R \geq \frac{N}{2})$, a equação 29 é de difícil resolução, além de que, quando há tempo morto no modelo, a matriz dinâmica A não possui inversa. Sendo assim, a fim de contornar estes inconvenientes, serão considerados apenas os L primeiros elementos de Δu . Com isto, o horizonte de controle L também torna-se parâmetro de sintonia (ODLOAK & KWONG, 2019). Temos então:

$$e_{R \times 1} = -A_{R \times L}\Delta u_{L \times 1} + e'_{R \times 1} \quad (30)$$

A partir da equação 28 é definido um índice de desempenho J a ser minimizado (Eq. 31) e é feita uma derivação parcial deste em relação à ação de controle e igualado a zero para obter a equação de Δu (Eq. 33), em forma matricial na equação 26.

$$J = e^T e = [-A\Delta u + e']^T [-A\Delta u + e'] \quad (31)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta u} = 0 \quad (32)$$

$$\Delta u = (A^T A)^{-1} A^T e' \quad (33)$$

$$\Delta u_{L \times 1} = (A_{L \times R}^T A_{R \times L})^{-1} A_{L \times R}^T e'_{R \times 1} \quad (34)$$

Contanto, o índice apresentado pela equação 31 pode levar ao cálculo de ações de controle violentas. Foi proposta uma forma de corrigir para ações mais suaves, visando adequar o modelo à sensibilidade do sistema de controle a ruídos, adicionando uma matriz R de fatores de supressão/ponderação ao índice de desempenho (Eq. 35), gerando uma nova expressão para o cálculo da variação das ações de controle (Eq. 36), sendo esta a mais usual para implementação do MPC sem restrições (ODLOAK & KWONG, 2019).

$$J = e^T e + \Delta u^T R \Delta u \quad (35)$$

$$\Delta u = (A^T A + R)^{-1} A^T e' \quad (36)$$

Os processos químicos normalmente são multivariáveis, por isso, em casos como estes, o DMC sofre algumas alterações necessárias para adequar a modelagem do sistema de controle ao caso estudado. A seguir temos as equações mais relevantes considerando que, para um caso base, a expressão empregada no cálculo de Δu é a equação 36.

$$\hat{y}_{j,k} = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{n_u} h_{jl,i} u_{l,k-i} \quad (37)$$

$$y_{n_y R \times 1}^c = A_{n_y R \times n_u L} \Delta u_{n_u L \times 1} + y_{n_y R \times 1}^{m.a.} \quad (38)$$

Sendo:

$\hat{y}_{j,k}$ a predição da saída j no instante k ;

$h_{jl,i}$ o coeficiente de resposta ao impulso unitário da saída j em relação à entrada l no instante i ;

$u_{l,k-i}$ a ação de controle l no instante $k - i$;

n_u a quantidade de entradas ou variáveis manipuladas;

n_y a quantidade de saídas ou variáveis controladas.

Para o DMC MIMO, algumas variáveis são controladas são mais importantes, ou seja, necessitam seguir a trajetória desejada mais fidedignamente. Para tal fenômeno acontecer é adicionada uma matriz ponderal W à equação 28, e o cálculo da variação das ações de controle ganha uma nova forma (Eq. 39).

$$\Delta u = (A^T W^T W A + R)^{-1} A^T W^T W e' \quad (39)$$

Com base nas contribuições aqui descritas, foi proposto o desenvolvimento de um DMC multivariável 2×2 ($n_y \times n_u$) sob horizontes de predição (R), de estabilização (N) e tempo de amostragem (T) e avaliar a influência do horizonte de controle (L) na eficiência do controlador MPC.

3.4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Os primeiros registros de trabalhos publicados nessa vertente são datados de 60 anos atrás, no entanto, as redes neurais artificiais (RNAs) começaram a ser estudadas

intensivamente a partir da década de 90. Na época suas aplicações compreendiam as áreas da medicina, da economia, da eletrônica, da ecologia e dos alimentos. As RNAs são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso dos seres vivos e, em sua estrutura, possuem neurônios artificiais interconectados por sinapses.

Dentre seus principais aspectos, podemos citar a adaptação por experiência, capacidade de aprendizado, habilidade de generalização, organização interna de dados, tolerância a falhas, armazenamento distribuído e facilidade de prototipagem. No âmbito da ciência e tecnologia são comumente empregadas na aproximação universal de funções, na estimativa de variáveis, no controle de processos, na otimização de sistemas e na classificação e agrupamento de dados. (SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010). Seus elementos básicos estão ilustrados na figura a seguir.

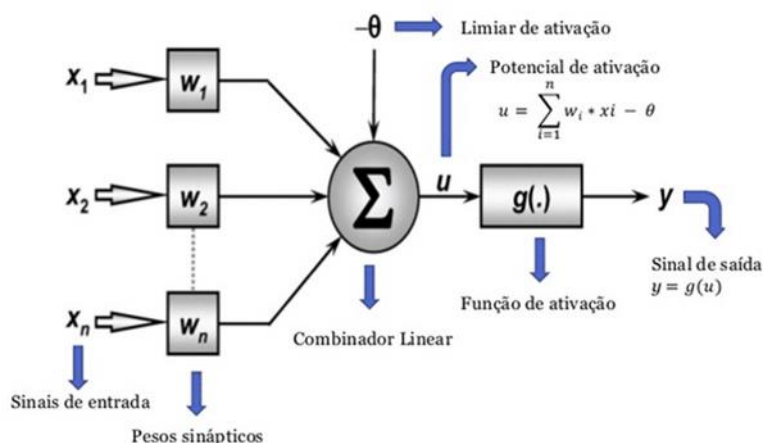


Figura 8 – Esquema de funcionamento de um neurônio artificial (Adaptado de SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010).

O esquema de funcionamento de neurônio artificial (Fig. 8), proposto por McCulloch e Pitts (1943), demonstra o recebimento dos sinais de entrada (x_i), sendo ponderados a partir de seu peso sináptico (w_i) e o somatório dos produtos é subtraído pelo limiar de ativação ou *bias* (θ). O resultado dessa operação (u) é submetido à função de ativação (g) que irá nos fornecer o valor de saída da rede (y). As funções de ativação podem ser parcialmente ou totalmente diferenciáveis (FAPD ou FATD, respectivamente), e as mais utilizadas são degrau, degrau bipolar ou sinal, rampa simétrica, logística, tangente hiperbólica, gaussiana e linear (SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010).

Conceitos importantes acerca da arquitetura das RNAs são os elementos presentes, tipos de arquitetura, processos de treinamento e aspectos do aprendizado. Como elementos temos as camadas de entrada, intermediária ou oculta e de saída, enquanto que a primeira e a última estão presentes em todas as redes, a intermediária apenas naquelas com múltiplas camadas. Para tipos de arquiteturas temos a feedforward de camada simples e de múltiplas camadas, recorrente ou realimentada e de estrutura reticulada. A etapa primordial do funcionamento de um RNA é o seu treinamento, pois nele serão definidos os valores fixos dos pesos sinápticos e será possível perceber se a rede se ajusta bem à situação-problema e às especificações fornecidas. O processo de treinamento pode ser supervisionado, quando há disponíveis as saídas respectivas às entradas, não supervisionado, contrário ao anterior e do tipo reforço, em que se usa a metodologia tentativa e erro. Normalmente, o treinamento supervisionado é o mais utilizado, pois este é feito a partir de dados experimentais ou reais de plantas industriais, nas quais é possível enxergar a interação das variáveis na obtenção da resposta requerida. Se o uso da RNA for para estimativa de variáveis, a etapa de treinamento será decisiva no desempenho da rede em prever o comportamento do sistema e de suas saídas. Para o ajuste dos pesos sinápticos e, se necessário, do limiar, utilizam-se duas abordagens (aspectos de aprendizado), lote de padrões, onde as alterações são feitas após todo processo iterativo de treinamento, ou padrão-por-padrão (regra Delta generalizada), em que os parâmetros da rede são atualizados a cada iteração. (SILVA, SPATTI & FLAUZINO, 2010).

Outro parâmetro importante e alvo de estudos de RNAs é a sua topologia. Sendo mais empregada em redes com arquiteturas de múltiplas camadas, a análise topológica das camadas ocultas verificará a influência da quantidade de neurônios no desempenho da rede. Redes Adaline, Perceptron simples e multicamadas (MLP), de funções de base radial (RBF), recorrentes de Hopfield e de Elman, auto-organizáveis de Kohonen e NARX são alguns dos exemplos de RNAs encontradas na literatura.

3.4.1. Uso das RNAs na estimativa de variáveis

Os estudos acerca das redes neurais artificiais combinam uma série de metodologias matemáticas e computacionais que contemplam diversos campos da ciência. Seja pelas funções de ativação empregadas, tipos de arquitetura e topologia da rede, seleção de variáveis, aquisição de dados, expressões que avaliem o desempenho e algoritmos de treinamento, validação e teste, a carga de conhecimento no ramo das RNAs é vasto e difundido na literatura. Portanto, no âmbito da engenharia química ou de processos, é de suma importância buscar modelos que representem fielmente a dinâmica de plantas/equipamentos/processos estudados, minimizem possíveis erros, custos e tempo. Dentre as diversas aplicações das RNAs, pode-se citar a estimativa de variáveis e o controle de processos.

A ideia de utilizar o modelo de uma RNA na estimativa de variáveis é substituir os sensores físicos comercializados que apresentem atraso na medição, em alguns casos a depender do tipo de variável que está sendo medida. Sendo assim, a RNA passa a ser denominada de *soft sensor* (sensor virtual) e os modelos desenvolvidos levam o nome ou sigla da rede neural seguida por um “*based*” que indica sensor virtual baseado em modelo RNA (exemplo: *MLP-based temperature soft sensor* ou sensor virtual de temperatura baseado em modelo MLP). No entanto, o caminho até o desenvolvimento do sensor virtual compreende algumas etapas: A princípio, é preciso coletar ou adquirir dados para treinamento da rede, sejam eles reais ou obtidos a partir da modelagem transiente do processo; Feito isso, o próximo passo é definir o tipo de RNA, sendo aconselhável buscar tipos mais robustos para processos mais complexos, tratando-se de plantas de captura de CO₂, as redes recorrentes ou realimentadas são as mais indicadas, uma vez que a presença de regressores temporais minimiza o erro de medição; A terceira etapa é montar o algoritmo computacional de treinamento, sendo esta a mais valiosa para a performance do sensor, nela os dados são normalizados, e os métodos de aprendizado, validação, análises topológicas, matemáticas (funções de ativação) e de desempenho são realizadas; Selecionada as condições ótimas para funcionamento do sensor, a última etapa é empregá-lo na estimativa da(s) variável(is) escolhida(s).

Utilizando 6500 dados de um processo de produção de PET, Meleiro *et al.* (2009), desenvolveu um sensor virtual *MLP-based* para monitoramento em tempo real da

viscosidade do material, empregando o algoritmo de Levenberg-Marquardt no treinamento combinado à validação cruzada com parada antecipada, tangente hiperbólica como função de ativação e análise topológica entre 3 e 25 neurônios, cada topologia foi treinada três vezes. Como resultado, teve um sensor capaz de dar estimativas seguras da viscosidade (erro de 0,3%) e identificou a necessidade de re-treinos da rede.

No contexto do processo aqui estudado, Akinola *et al.* (2019) desenvolveu um modelo para processo de absorção química utilizando a abordagem NARX-based para estimativa da composição de CO₂ no produto final e carregamento de CO₂ no produto de base da absorvedora, tendo como entradas as vazões de gás de combustão e de MEA na alimentação da absorvedora e a temperatura do refulvador da desabsorvedora. Os autores constataram a eficácia do modelo NARX em mapear precisamente a dinâmica do processo.

Por conseguinte, este trabalho propõe o desenvolvimento de dois sensores virtuais NARX-based para estimativa da %CC e da T_{REB}, utilizando os dados de treinamento obtidos a partir do modelo de Bhattacharyya *et al.* (2016). A análise topológica será implementada como uma forma de estabelecer a quantidade ótima de neurônios para cada rede.

3.5. ESTRATÉGIAS DE CONTROLE PARA PLANTAS DE CAPTURA DE CO₂

Tendo como principais inconvenientes a alta energia requerida para regeneração do solvente, as não-linearidades da planta e as altas interações entre as malhas de controle, o controle de processos em plantas de captura de CO₂ tem como objetivos minimizar distúrbios, possíveis interferências e custos, a fim de estabelecer e manter o processo em suas condições ótimas. Diante da variação frequente da demanda energética, é preciso empregar modelos precisos na representação dinâmica do processo e definir estratégias de controle adequadas, visando descentralizar os esquemas de controle *multi-loop* em vários cenários (SALVINDER *et al.*, 2019).

Os principais indicadores de eficácia do processo são a taxa de captura de CO₂ (%CC) e o índice de performance energética (EP), sendo assim, o controle visa mantê-

los em seus valores desejados. Para tal, busca-se entender a influência de variáveis como o carregamento pobre (*lean loading*), a vazão de solvente pobre, vazões e temperaturas de equipamentos e diferentes correntes e o balanço de água no comportamento dinâmico da variável de processo, %CC (SALVINDER *et al.*, 2019).

Cormos *et al.* (2015) avaliou o controle da planta de captura de CO₂ empregando perturbações rampa, degrau e senoidal nas entradas do processo. Utilizando modificações de modelos baseados no equilíbrio para representar a planta de captura de CO₂ no Aspen Dynamics®, Dutta *et al.* (2017) propôs duas estratégias de controle, visando controlar a %CC e o carregamento rico (*rich loading*). Visando obter %CC de 90% e *lean loading* de 0,21 molCO₂/molMEA, Gaspar *et al.* (2015) experimentou distúrbios de $\pm 10\%$ a $\pm 30\%$ nas vazões de vapor do refeedor da desabsorvedora, de solvente pobre e de gás de combustão. Os autores obtiveram um controlador PI com 8% de desvio e o alcance do setpoint após 10 minutos de início da planta. Por fim, sugerem a inserção de um tanque pulmão (*buffer tank*) entre as correntes de solvente regenerado e de alimentação da absorvedora.

Os estudos de Lin *et al.* (2012) apontam a vazão e a composição de CO₂ na corrente de gás de combustão como os distúrbios de maior relevância. Foram propostas duas avaliações para estabelecimento do controle, uma em que varia-se a vazão de solvente na entrada da torre absorvedora, fixando o carregamento pobre, e outra fazendo o inverso. Enquanto que a primeira estratégia permite uma taxa de captura variável frente aos distúrbios nas correntes líquida e gasosa presentes nas torres de absorção e desabsorção, a segunda obtém estabilização das condições hidráulicas em ambas as torres a partir da fixação da vazão de solvente pobre alimentando a absorvedora. É sugerido que a variação de gás no topo da desabsorvedora pode ser evitada aumentando a razão de reciclo. Em concordância, Mechleri *et al.* (2017) manipula a vazão de produto de base da *stripper* e avalia a influência da vazão de solvente pobre recirculado na dinâmica da %CC.

As contribuições de Nittaya *et al.* (2014) ressaltam a consideração de não-linearidades do processo, ao avaliar as influências do *setpoint* da %CC, da vazão e da composição de CO₂ no gás de combustão e da presença de atrito na válvula após o *buffer tank* na dinâmica do processo. Os autores propõem três estratégias para seleção de pares de variáveis (*loops* de controle), Tab. 1, duas com visão heurística e uma a partir da matriz do ganho relativo (RGA).

Tabela 1 – Estratégias de controle propostas por Nittaya *et al.* (2014).

Estratégia	Metodologia de seleção dos pares de variáveis	Loops de controle [PV-MV]
I	RGA	[%CC-Q _{STEAM}] [h _{ABS} -Q _{RICH_SOLV}] [h _{REF_STR} -Q _{RECICLE_SOLV}] [T _{BUFT} -Q _{REFRIGER_FLUID}] [T _{REF_STR} -Q _{LEAN_SOLV}] [T _{PROD} -Q _{COND_FLUID}]
II	Heurística I	[%CC-Q _{LEAN_SOLV}] [h _{ABS} -Q _{RICH_SOLV}] [h _{REF_STR} -Q _{RECICLE_SOLV}] [T _{BUFT} -Q _{REFRIGER_FLUID}] [T _{REF_STR} -Q _{STEAM}] [T _{PROD} -Q _{COND_FLUID}]
III	Heurística II	[%CC-Q _{STEAM}] [h _{ABS} -Q _{LEAN_SOLV}] [h _{REF_STR} -Q _{RECICLE_SOLV}] [T _{BUFT} -Q _{REFRIGER_FLUID}] [T _{REF_STR} -Q _{RICH_SOLV}] [T _{PROD} -Q _{COND_FLUID}]

Sendo:

- %CC: taxa de captura de CO₂, expressa em %;
- Q_{STEAM}: vazão volumétrica de vapor na desabsorvedora, expressa em m³/s;
- h_{ABS}: nível de líquido na absorvedora, expresso em m;
- Q_{RICH_SOLV}: vazão volumétrica de solvente rico, expressa em m³/s;
- h_{REF_STR}: nível de líquido no refervedor da *stripper*, expresso em m;

- $Q_{\text{RECICLE_SOLV}}$: vazão volumétrica de solvente recirculado, expressa em m^3/s ;
- T_{BUFT} : temperatura do *buffer tank*, expressa em $^{\circ}\text{C}$;
- $Q_{\text{REFRIGER_FLUID}}$: vazão volumétrica do fluido refrigerante no *buffer tank*, expressa em m^3/s ;
- $T_{\text{REF_STR}}$: temperatura do refeedor da *stripper*, expressa em $^{\circ}\text{C}$;
- $Q_{\text{LEAN_SOLV}}$: vazão volumétrica de solvente pobre, expressa em m^3/s ;
- T_{PROD} : temperatura do CO_2 produto, expressa em $^{\circ}\text{C}$;
- $Q_{\text{COND_FLUID}}$: vazão volumétrica de fluido condensador, expressa em m^3/s .

Para a planta de estudo, objetivando %CC de 87% e 95% de CO_2 produto, utilizaram controladores PI sujeitos a distúrbios senoidal na composição de CO_2 no gás de combustão e rampa no *setpoint* da %CC. Enquanto que obtiveram um controle capaz de rejeitar diversos distúrbios, verificaram que todas as estratégias falharam na presença de atrito, o que evidencia a importância da manutenção da válvula.

A fim de manter fixos a %CC e o EP, Manaf *et al.* (2016) desenvolveu e validou um modelo baseado em dados para cada operação unitária de uma planta piloto. Para prever o comportamento dinâmico da planta, desenvolveram um modelo matemático multivariável baseado na estrutura NLARX. A análise preliminar foi feita por RGA e as malhas de controle selecionados foram %CC-Vazão de solvente pobre e EP-Carga térmica do refeedor da *stripper*. Um dos principais focos do trabalho é desenvolver um fluxograma básico para a planta, baseado em absorvedora, trocador de calor e desabsorvedora.

Lawal *et al.* (2010 & 2012) propõe quatro perturbações, aumentos na vazão e na composição de CO_2 no gás de combustão e redução no balanço de água e na vazão de solvente regenerado. A principal conclusão obtida foi que, diante dos distúrbios avaliados, a %CC tem uma dinâmica mais lenta do que a EP. Robinson & Luyben, (2010) aplicaram distúrbios na corrente de gás de combustão (vazão e composição de CO_2), e concluíram que quanto maior for a vazão de gás alimentando a absorvedora, maior será a necessidade de solvente para atingir a mesma eficiência em %CC.

A abordagem proposta por Montañes *et al.* (2017 & 2018) sugere que o autor dispõe da planta piloto em maior escala, dentre as apresentadas até a época de publicação do estudo. Em 2017 desenvolveu e validou um modelo dinâmico para tal planta, bem como utilizou o controle inferencial para a temperatura do reator, tendo as vazões de vapor no próprio equipamento e de solvente pobre como alternativas de variáveis manipuladas, e uma terceira estratégia envolvendo perturbações rampa na vazão de gás de combustão para controlar a %CC. Já em 2018, implementou o controle da planta. Uma das principais conclusões foi a relação forte entre os comportamentos dinâmicos da temperatura do reator da desabsorvedora e do carregamento pobre.

Em um estudo da não-linearidade do sistema, Wu *et al.* (2018) aplicou distúrbio degrau na %CC, na vazão de gás de combustão e na temperatura do reboiler. A partir desse, concluiu que valores de %CC acima de 95% e variações maiores ou iguais a 2 °C para temperatura do reator afetam consideravelmente a não-linearidade do sistema. Os autores constataam, inclusive, a efetividade do MPC linear em remediar a influência das não-linearidades do sistema.

O controle preditivo baseado em modelo (MPC) é uma técnica avançada de controle (alimentação/*feedforward*) que busca atender às restrições das variáveis, de meio ambiente, econômicas, operacionais e energéticas. Dentre suas principais vantagens, pode-se destacar a possibilidade da abordagem MIMO (traduzido do inglês, múltiplas entradas e múltiplas saídas) e, como falado anteriormente, a consideração das restrições (por exemplo os intervalos de funcionamento dos atuadores e de pressão adequada, a capacidade de armazenamento de tanques e a emissão de gases) (SALVINDER *et al.*, 2019). Diante disso, é possível imaginar que o MPC é muito mais preciso em contemplar o comportamento dinâmico do processo, em comparação com o PID (controle clássico/convencional).

He *et al.* (2018) avaliou o desempenho de controladores MPC não-linear (NMPC) com PID convencional em uma planta de captura de CO₂. Utilizando o método do integral do erro quadrado (ISE) na análise quantitativa, os autores, obtiveram 95% de melhora na performance do controle NMPC em relação ao PID. Em seu estudo, Salvinder *et al.*, 2019, aponta algumas oportunidades e sugestões para o uso de MPC em processos de captura de CO₂, dentre elas o MPC linear combinado com técnicas de identificação de processos, a melhor adequação do MPC em casos de controle servo (*setpoint* variável), a maior

precisão das técnicas não-lineares em comparação com as lineares diante dos distúrbios, a necessidade de escolher bons métodos de seleção de variáveis e apresenta NMPC + NARX-based como um campo promissor de estudo.

Bhattacharyya *et al.* (2016) desenvolveu dois modelos identificados em forma de função de transferência que expressam a dinâmica do processo de captura de CO₂ em uma planta de absorção e desabsorção utilizando MEA como solvente químico. Tais modelos trazem a influência das vazões molares de gás de combustão (F_{FG}), solvente pobre (F_{LS}), vapor na *stripper* (F_{ST}) e solvente rico (F_{RS}) e a composição de CO₂ no gás de combustão ($y_{CO_2_FG}$) no comportamento temporal da taxa de captura (%CC) e da temperatura do *reboiler* (T_{REB}), e serão empregados neste trabalho. Ademais, os autores propõem, implementam e avaliam estratégias de controle convencional e avançado na planta ilustrada a seguir.

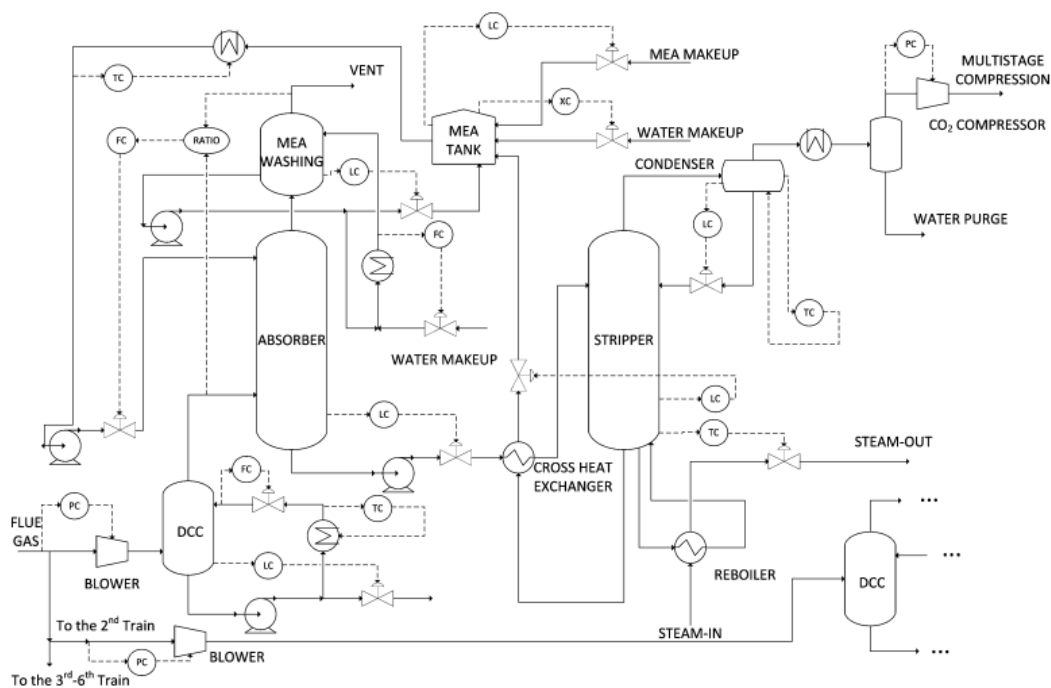


Figura 9 – Proposta de controle da planta de captura de CO₂ utilizando MEA (BHATTACHARYYA *et al.*, 2016).

A partir da proposta de controle global da planta apresentada pela figura acima, considerando %CC e T_{REB} como variáveis de processo, é sugerido que as malhas de controle sejam uma razão-cascata (%CC como PV primária e F_{LS} como PV secundária e MV), razão por %CC ser uma relação que envolve as vazões de CO₂ que alimenta a absorvedora e que sai no produto de topo e cascata por incluir um controle secundário da vazão de solvente pobre, e uma realimentação convencional (T_{REB} como PV e $F_{ST.out}$ como

MV). No entanto, após a identificação do processo, realizada pelos autores para obtenção das funções de transferência, o sistema clássico implementado neste trabalho será inteiramente realimentação e aplicará dois controladores PID para atuar nas duas malhas de controle.

3.6. OS OBJETIVOS DO DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL (ODS) E A CAPTURA DE CO₂

A Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável, plano de ação adotado na Assembleia Geral da ONU em 2015, foi desenvolvido com a finalidade de contribuir para a construção de um planeta mais sustentável diante de uma perspectiva coletiva que contemple as esferas econômica, social e ambiental. Este documento dispõe de um quadro de resultados atrelado a 17 ODS e suas respectivas 169 metas. Na temática do estudo aqui descrito, identifica-se uma relação com os ODS 9, 12 e 13.

O nono ODS (Indústria, Inovação e Infraestrutura) está estreitamente ligado ao fomento da inovação e promoção de uma indústria sustentável. A iniciativa do Laboratório de Modelagem Computacional e Controle de Processos (LABMC) da UFPB em incentivar a pesquisa científica voltada para processos industriais como este, contribui diretamente para aproximar o discente pesquisador da realidade industrial e, sobretudo, em parceria com o docente orientador, de propor técnicas inovadoras para aplicação nesse contexto. Consequentemente, havendo a possibilidade de integração universidade-indústria, o caminho para alcance das metas do ODS em questão tornará-se substancial e tamanho é o potencial de consolidação.

Os ODS de número 12, Consumo e Produção Responsáveis, e 13, Ação Contra a Mudança Global do Clima estão diretamente vinculados a ideologia da captura de CO₂. Considerado um gás do efeito, o dióxido de carbono, possui forte influência no processo de aquecimento global, sendo assim, buscar meios de sequestrá-lo, principalmente se oriundo de usinas termoeletricas, é uma forma valiosa de cumprir com as metas dos dois ODS citados anteriormente. A captura do CO₂ proveniente de termoeletricas não só garante uma produção energética responsável, como também lhe confere o caráter de ação

contra a mudança global do clima. Portanto, investir em estudos acerca desta temática é uma forma de contribuir ativamente com o plano proposto pela Agenda 30.

4. METODOLOGIA

4.1. MODELOS DO PROCESSO

A partir da simulação da planta (Fig. 9) realizada em Aspen Plus Dynamics, Bhattacharyya *et al.* (2016) empregou a ferramenta geradora de sinal PRBS (sequência binária pseudorandômica), sob amplitude de valores entre 0 e 1, para identificação do sistema e obtenção dos modelos dinâmicos em forma de função de transferência apresentados a seguir.

$$\%CC(s) = \frac{-21,653}{0,062988s+1} F_{FG}(s) + \frac{-302,49}{0,37979s+1} y_{CO2_FG}(s) + \frac{6,0431}{0,055696s+1} F_{LS}(s) + \frac{4,2616s+23,694}{1,173s+1} F_{ST}(s) + \frac{-0,95687s+3,5348}{0,47089s+1} e^{-0,001s} T_{REB}(s) \quad (40)$$

$$T_{REB}(s) = \frac{307,76s+0,353}{817,04s+1} F_{FG}(s) + \frac{8,11s-26,945}{0,71962s+1} y_{CO2_FG}(s) + \frac{-494,22s-2,862}{4125,9s+1} F_{LS}(s) + \frac{10,461}{0,3176s+1} F_{ST}(s) + \frac{0,0622s-1,5493}{0,38404s+1} F_{RS}(s) + \frac{0,00218s+0,0189}{0,04751s+1} e^{-0,001s} \%CC(s) \quad (41)$$

Sendo:

- F_{FG} : vazão molar de gás de combustão em kmol/s (*flue gas*);
- y_{CO2_FG} : composição de CO_2 no gás de combustão, adimensional;
- F_{LS} : vazão molar de solvente pobre em kmol/s (*lean solvent*);
- F_{ST} : vazão molar de vapor que alimenta o refeedor da desabsorvedora em kmol/s (*steam*);
- F_{RS} : vazão de solvente rico em kmol/s (*rich solvent*);
- $\%CC$: taxa de captura de CO_2 , com *setpoint* igual a 90%;
- T_{REB} : temperatura do *reboiler*, com *setpoint* igual a 119,825 °C.

As funções de transferência expressam o perfil dinâmico das variáveis de saída (%CC e T_{REB}) e a influência das variáveis de entrada (F_{FG} , y_{CO2_FG} , F_{LS} , F_{ST} e F_{RS}) nesse comportamento temporal. É possível observar também a relação entre as variáveis de saída sendo expressa nos modelos apresentados, bem como a presença de tempo morto (atraso na resposta/dinâmica), ilustrada pela função exponencial. Tais funções serão empregadas na análise de sensibilidade (influência na dinâmica das saídas a partir da aplicação da redução em 5% nos valores das entradas), na aquisição de dados para treinamento dos sensores virtuais *NARX-based* e na implementação dos sistemas de controle via MATLAB R2021a®.

4.2. ESTRATÉGIAS DE CONTROLE

Com base nas contribuições de Nittaya *et al.* (2014) e Bhattacharyya *et al.* (2016), este trabalho propõe os seguintes *loops* de controle:

Tabela 2 – Malhas de controle estudadas.

Par de variáveis	Variável de processo (PV)	Variável manipulada (MV)
1	%CC	F_{LS}
2	T_{REB}	F_{ST}

4.2.1. Controle PID

A partir desses pares, foram desenvolvidos dois sistemas de controle convencional (PID clássico) realimentação utilizando o método da substituição direta para encontrar o limite de estabilidade e, conseqüentemente, estabelecer os parâmetros de sintonia dos controladores PID. A equação característica da malha Eq. (8) é a chave para prosseguir com os procedimentos de implementação do controle PID, no entanto, antes é preciso definir funções de transferência para os elementos de controle, sensor-transmissor Eq.

(42) e válvula Eq. (44). Enquanto que o k diz respeito ao ganho da função de transferência, o t representa o tempo. Tratando-se do ganho da válvula Eq. (45), consideraremos ambas do tipo igual percentagem e ar para abrir (AA), sendo a a rangeabilidade (50%) e $MV(0)$ o valor da variável manipulada (vazão) no estado estacionário.

$$G_{ST}(s) = \frac{k_{ST}}{\tau_{ST}s+1} \quad (42)$$

$$k_{ST} = \frac{100}{\Delta Range \text{ de medição do sensor}} \quad (43)$$

$$G_V(s) = \frac{k_V}{\tau_V s+1} \quad (44)$$

$$k_V = \frac{\ln(\alpha)}{100} MV(0) \quad (45)$$

Encontrados o ganho final (k_{CU}) e o período final (T_U), partimos para os métodos de sintonia de Ziegler-Nichols (1942) e de Tyreus-Luyben (1992):

Tabela 3 – Expressões para os parâmetros de sintonia dos controladores PID.

Método de Sintonia	Parâmetros do controlador PID		
	k_C	t_i	t_D
Ziegler-Nichols	$0,59k_{CU}$	$0,50T_U$	$0,12T_U$
Tyreus-Luyben	$0,45k_{CU}$	$2,20T_U$	$0,16T_U$

Dispondo dos parâmetros de sintonia, o controle PID de cada variável de processo foi implementado via Simulink®. A avaliação de desempenho dos controladores projetados será feita qualitativamente utilizando análise gráfica (variação em relação ao valor desejado e tempo que a variável leva para atingir o estado estacionário), e quantitativamente pelo critério de integral do valor absoluto do erro (IAE). Posteriormente, os controladores foram submetidos à sintonia pela ferramenta *Tune* do Simulink®.

4.2.2. Controle preditivo

Tendo em vista as abordagens de Odloak & Kwong (2019), Bhattacharyya *et al.* (2016) e He *et al.* (2018), foi desenvolvido um esquema DMC multivariável 2x2 ($n_y \times n_u$) sem restrições, considerando o índice de desempenho respectivo à equação 46, orientado a horizontes (tempos) apresentados na tabela a seguir e implementado via MATLAB®. Uma avaliação da influência do L na eficiência do controlador foi realizada visando destacar a importância deste horizonte como parâmetro de sintonia.

$$J = We^T We + \Delta u^T R \Delta u \quad (46)$$

Tabela 4 – Orientação dos horizontes para implementação do controlador MPC.

Parâmetro	Predição (R)	Controle (L)	Estabilização (N)	Amostragem (T)
Valor	40	10	80	2,5

Com a finalidade de evidenciar a melhor eficiência do DMC frente ao PID sob distúrbios +60% em F_{ST} e F_{LS} nos instantes de tempo de 250 s e 300 s, respectivamente, foram efetuadas análises gráfica qualitativa levando em consideração o tempo de estabilização e ocorrência de sobressalto (variação da PV em relação ao valor desejado para mais/menos), e quantitativa avaliando tais parâmetros e o critério da integral do valor absoluto do erro.

4.3. DESENVOLVIMENTO DOS SENSORES VIRTUAIS

Diante da complexidade e não-linearidades presentes em plantas de captura de CO_2 , bem como a eficiência comprovada pelo estudo de Akinola *et al.* (2019), a RNA empregada será a autorregressiva não-linear com entradas exógenas (NARX), do tipo recorrente com uma camada oculta. Utilizando os dados fornecidos pelas funções de transferência Eqs. (40) e (41), em malha aberta, as redes foram submetidas ao treinamento

supervisionado pelo método de Levenberg-Marquardt e validação cruzada combinada com parada antecipada, sendo tangente sigmóide a função de ativação da camada intermediária e o critério de tolerância igual a zero. A estrutura da rede está exibida a seguir.

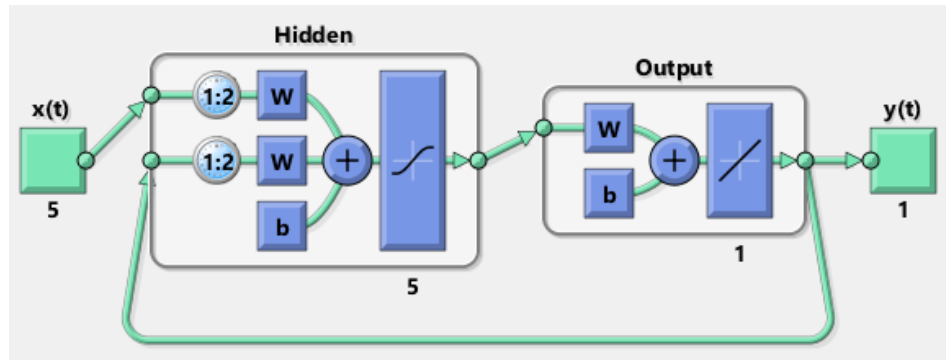


Figura 10 – Estrutura da rede NARX (MATLAB R2021a®).

Os algoritmos foram desenvolvidos no MATLAB R2021a® e o erro quadrado médio (MSE), fornecido pelo software, foi o critério de seleção da melhor topologia do sensor virtual, isto é, a quantidade ótima de neurônios na camada oculta/intermediária. O procedimento de análise topológica está descrito a seguir.

Tabela 5 – Análise topológica dos sensores virtuais.

Variável estimada	Número de neurônios	Nomenclatura
Taxa de captura de CO ₂	5	NTCC1
	10	NTCC2
	15	NTCC3
	20	NTCC4
	25	NTCC5
	30	NTCC6
	5	NTTR1
	10	NTTR2
	15	NTTR3

Temperatura do <i>reboiler</i>	20	NTTR4
	25	NTTR5
	30	NTTR6

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A dinâmica das variáveis de saída do processo de captura de CO₂, %CC e T_{REB}, foi obtida a partir de perturbações degrau de decréscimo de 5% em 180 segundos (0,05 h) nas variáveis de entrada. O carregamento pobre, razão molar de CO₂ a cada mol de MEA no produto de base da desabsorvedora, foi um parâmetro decisivo para compreender o comportamento temporal das saídas e, sobretudo, sua interação. A figura 11 ilustra o perfil dinâmico da taxa de captura de CO₂ e da temperatura do *reboiler* diante de distúrbios na vazão de gás de combustão (I – Vermelho), na composição de CO₂ nesse gás (II – Preto), na vazão de solvente pobre (III – Verde), na vazão de vapor que alimenta a *stripper* (IV – Amarelo) e na vazão de solvente rico (V – Rosa), em azul temos o *setpoint* das variáveis de saída.

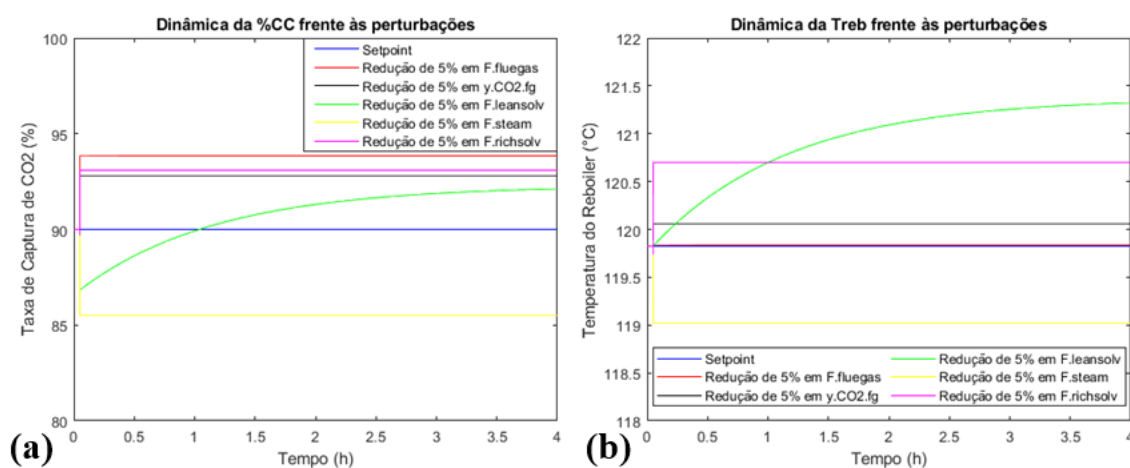


Figura 11 – Análise de sensibilidade para (a) a taxa de captura de CO₂ e (b) a temperatura do *reboiler*.

- I. Alimentando a absorvedora com menos *flue gas*, o tempo de residência desta carga aumenta, ou seja, leva mais tempo para o nível de líquido atingir o valor desejado e, uma vez que a quantidade de *lean solvent* alimentada é a mesma, haverá maior captação de CO₂. Como a diminuição não é tão significativa e a dinâmica dessa perturbação afeta majoritariamente a absorvedora, a temperatura do *reboiler* não sofrerá grandes alterações;
- II. Tendo menor quantidade de CO₂ na corrente de gás de combustão, sob mesma carga de solvente, a tendência é haver aumento em %CC visando aproximar-se da quantidade capturada em condições normais. No entanto, como há diminuição de 5,0% em composição e aumento de 2,8%, há menos massa de CO₂ sendo carregada, o que resulta em um aumento na temperatura do *reboiler*. Quanto menor o *lean loading*, maior será a T_{REB};
- III. A diminuição na vazão de *lean solvent* causa decréscimo na captura de CO₂ a princípio, tendo o mesmo efeito, conseqüentemente, no *lean loading* e, como há menor massa no *reboiler* para mesma quantidade de vapor, a tendência é que a temperatura aumente. O aumento da temperatura é tão significativo que a cinética da absorção, afetada pelo solvente regenerado, é favorecida e o percentual de captura volta a crescer;
- IV. Com o decréscimo na vazão de vapor, a temperatura do *reboiler* irá diminuir consideravelmente, com isso, a temperatura do solvente regenerado será menor e esse fenômeno inviabilizará a cinética da absorção, causando decréscimo no percentual de captura também;
- V. O distúrbio na corrente de solvente rico afeta diretamente a *stripper*, portanto, tendo uma diminuição nessa vazão, menor será a massa de líquido alimentando o *reboiler* e, sob mesma quantidade de vapor, a temperatura irá aumentar, o que influenciará no aumento do percentual de captura.

A figura 12 exhibe o comportamento dinâmico da taxa de captura de CO₂ e da temperatura do *reboiler*, respectivamente, diante da combinação de distúrbios na vazão e na composição de CO₂ da corrente de gás de combustão. Como visto anteriormente, a

diminuição de CO_2 na alimentação da absorvedora ocasiona decréscimo na corrente de *lean loading* e, conseqüente, o aumento da temperatura de *reboiler*. Isoladamente, um maior tempo de residência da vazão de *flue gas* e uma menor concentração de CO_2 contribuem para aumento em %CC, portanto, combinadas viabilizam ainda mais o crescimento desta variável.

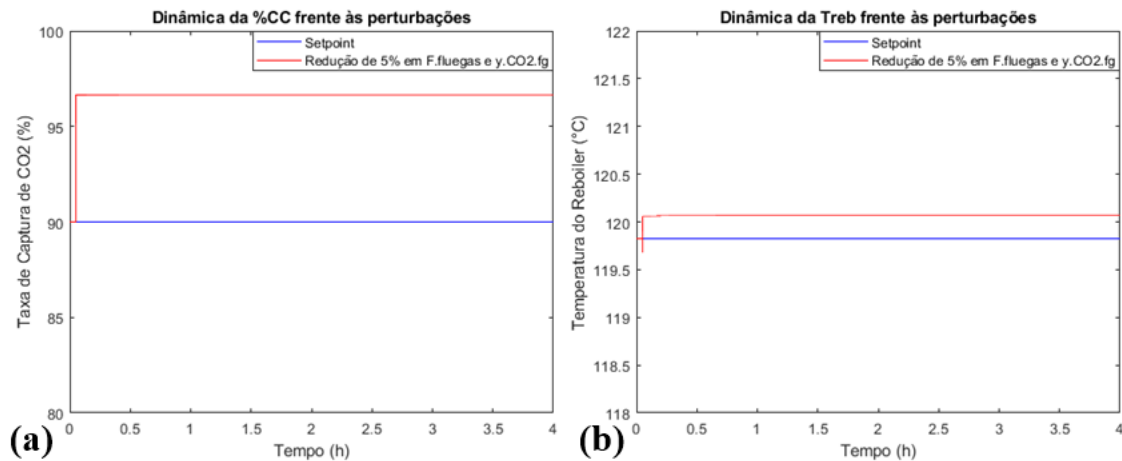


Figura 12 – Dinâmica (a) da %CC e (b) da T_{REB} diante da combinação de distúrbios em F_{FG} e $y_{\text{CO}_2_{\text{FG}}}$.

Foi simulado um cenário com perturbações simultâneas em todas as entradas, Fig. 13. Como foi ilustrado pela figuras 4, 4/5 dos distúrbios aqui empregados isoladamente acarretam aumento no valor do estado estacionário da %CC e 3/5 para a T_{REB} . Sendo assim, como na figura 12, é esperado que a combinação destes contribuam para aumento destes valores, mesmo diante da diminuição ocasionada pelo decréscimo da vazão de vapor no refeedor da *stripper*.

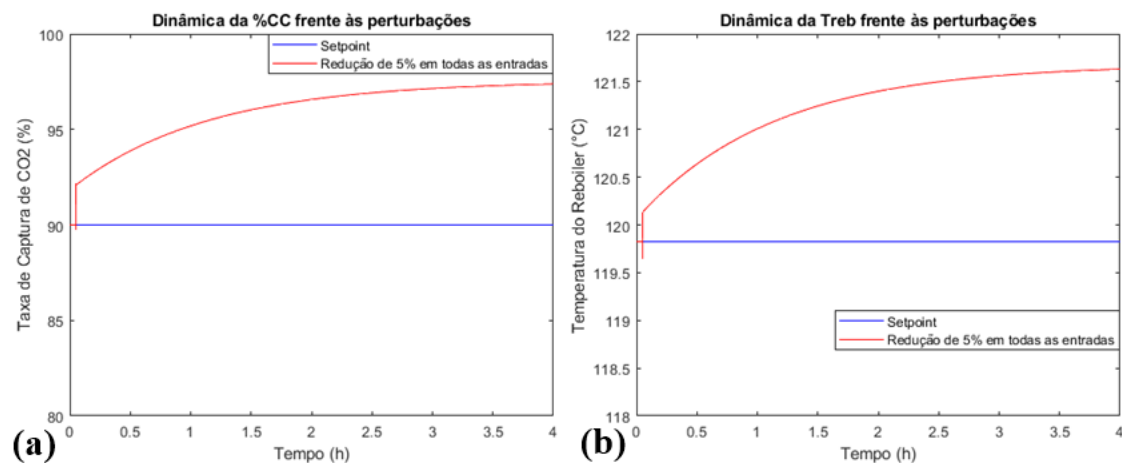


Figura 13 – Dinâmica (a) da %CC e (b) da T_{REB} diante da combinação de distúrbios em todas as entradas.

Tendo uma menor concentração de CO₂ e uma menor vazão de *rich solvent*, menor será a massa que alimentará o *reboiler*, temos então um cenário de aumento de temperatura, mesmo sob diminuição de vazão de vapor. Como uma menor vazão de *flue gas* é compensada por uma vazão de *lean solvent* também menor, o possível aumento da temperatura influenciará positivamente na cinética da absorção, aumentando o %CC que se ajusta a captar uma massa equivalente ao caso ideal (90% de captura e T_{REB} igual a 119,825 °C). O novo estado estacionário será de %CC igual a 97,4% e T_{REB} igual a 121,63 °C. É possível que o aumento da temperatura, variável que possui dinâmica mais rápida, influencie diretamente a cinética e a maior vaporização de CO₂ para o topo da *stripper* e, por isso, tendo menos massa no produto de base dessa torre, a tendência é que a temperatura continue aumentando.

5.2. CONTROLE CONVENCIONAL DO PROCESSO

Até então, foram apenas discutidos os resultados obtidos para a malha aberta, ou seja, sem controle implementado para manter as variáveis de processo (%CC e T_{REB}) nos valores desejados (90% e 119,825 °C). De agora em diante serão apresentados os dados oriundos da análise e estudos em malha fechada.

5.2.1. Sintonia dos controladores

Para encontrar os valores do ganho final (k_{CU}) e o período final (T_u), foram obtidas as seguintes funções características, já com a aproximação de Padé aplicada no tempo morto de medição:

$$1 + \frac{1}{0,75s+1} \frac{(1-5s)}{(1+5s)} \times \frac{0,4113}{0,2s+1} \times \frac{6,0431}{0,055696s+1} \times k_C = 0 \quad (47)$$

$$1 + \frac{0,125}{0,75s+1} \frac{(1-5s)}{(1+5s)} \times \frac{0,0540}{0,2s+1} \times \frac{10,461}{0,3176s+1} \times k_C = 0 \quad (48)$$

Sendo (47) a função característica para malha de controle da %CC e (48) a da T_{REB}. A tabela 6 exhibe os valores calculados para o limite de estabilidade em cada malha.

Tabela 6 – Valores do ganho final e do período final obtidos.

Malha de controle	k_{CU} (%SC.%ST⁻¹)	T_u (segundos)
%CC–FLS	0,4498	9,8544
T_{REB}–F_{ST}	8,8240	6,9351

Dispondo de k_{CU} e T_u , foram desenvolvidos dois arranjos, contendo dois controladores PID cada, o primeiro sintonizado a partir do método de Ziegler-Nichols (PIDZN1 e 2) e o segundo empregando as expressões propostas por Tyreus-Luyben (PIDTL1 e 2), sendo 1 para %CC e 2 para T_{REB}. Os valores dos parâmetros de sintonia estão apresentados na tabela a seguir.

Tabela 7 – Parâmetros de sintonia dos controladores PID propostos.

Controlador	k_C (%SC.%ST⁻¹)	t_i (segundos)	t_D (segundos)
PIDZN1	0,2646	4,9272	1,2318
PIDZN2	5,1906	3,4675	0,8669
PIDTL1	0,2024	21,6797	1,5642
PIDTL2	3,9708	15,2572	1,1008

5.2.2. Desempenho dos controladores PID

A análise gráfica qualitativa é decisiva na escolha do melhor arranjo de controladores, uma vez que é levada em consideração a oscilação da resposta, o tempo que leva para atingir o estado estacionário e, sobretudo, se o valor final é igual ao *setpoint*. A integral do erro absoluto (IAE) entra como critério de avaliação quantitativa do desempenho dos arranjos dos controladores.

A figura 14 mostra que o arranjo de controladores PIDTL foram mais eficientes em controlar as variáveis, principalmente por apresentarem respostas bem menos

oscilatórias, uma vez que Tyreus-Luyben (1992) afirmam que o seu método, em comparação com Ziegler-Nichols (1942), se ajusta melhor aos casos com tempo morto associado. No entanto, nenhum dos controladores aqui propostos atingiu precisamente o valor do *setpoint* para as variáveis, o que é um indicativo da ineficácia do controle PID para plantas robustas como a de captura de CO₂. A tabela 8 exibe os resultados da IAE para os controladores presentes na figura 14.

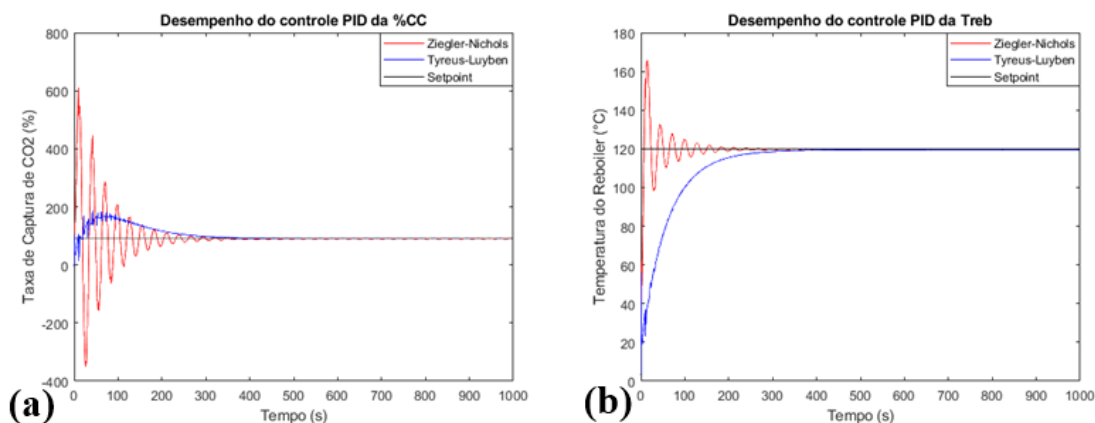


Figura 14 – Desempenho dos controladores PID no processo de captura de CO₂.

Tabela 8 – Integral do erro absoluto (IAE) para os PIDs desenvolvidos.

Controlador	IAE
PIDZN1	2,404E+04
PIDZN2	357,5
PIDTL1	1,338E+04
PIDTL2	977,8

Percebe-se que a IAE do PID para controle da T_{REB} sintonizado por ZN deu bem pequeno, em relação aos demais e, neste caso, em comparação ao sintonizado por TL, todavia, o maior valor do PIDTL2 está associado à dinâmica lenta da variável em atingir o estado estacionário, se aproximar do *setpoint* e, conseqüentemente, diminuir o valor do erro.

Os controladores foram então submetidos à sintonia automática que o Simulink® dispõe (ferramenta *Tune*), Fig. 15. A aplicação desta técnica contribuiu positivamente na redução da oscilação experimentada pelas variáveis sob atuação do arranjo PIDZN. Além disso, o estado estacionário atingido se iguala ao *setpoint* associado a cada variável. Graficamente é possível perceber que o arranjo PIDTL oscila levemente menos e atinge o estado estacionário mais rapidamente, tornando o método de Tyreus-Luyben mais eficaz na sintonia dos controladores PID nesse processo. Os valores de IAE ilustrados pela tabela 9 contribuem com os pontos aqui levantados a respeito da performance dos controladores.

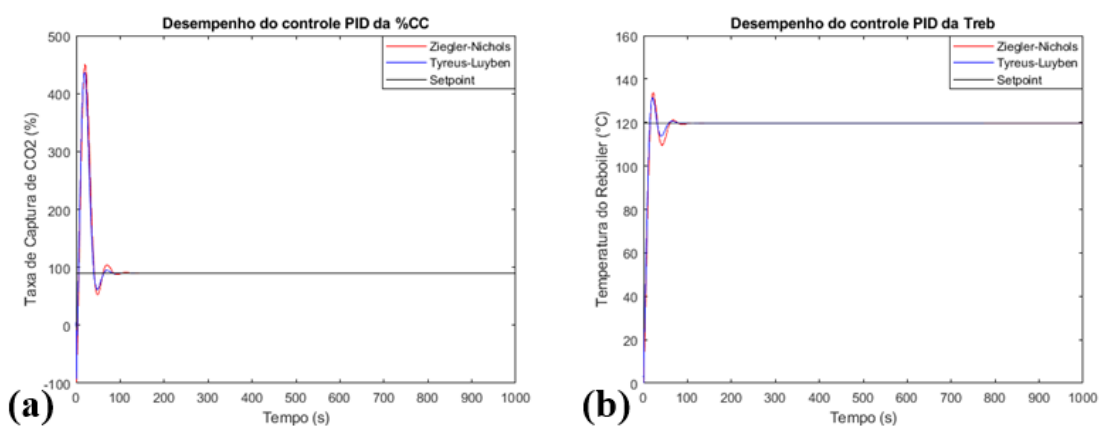


Figura 15 – Desempenho dos controladores PID sintonizados pelo Simulink® no processo de captura de CO₂.

Tabela 9 – Integral do erro absoluto (IAE) para os PIDs sintonizados pelo Simulink®.

Controlador	IAE
PIDZN1	9514
PIDZN2	326,2
PIDTL1	8773
PIDTL2	298,0

5.3. ESTRATÉGIA DE CONTROLE PREDITIVO

Diante do comportamento ilustrado pela figura 16, sob condições fixas de $N = 80$, $R = 40$, $L = 10$ e $T = 2,5$, é possível atestar a eficácia do DMC implementado em entregar um controle capaz de atingir os valores desejados para as variáveis controladas em 5 segundos sem *overshoots*, uma vez que a reta do controlador DMC (em azul) sobrepõe a do *setpoint* (em preto) em ambos cenários.

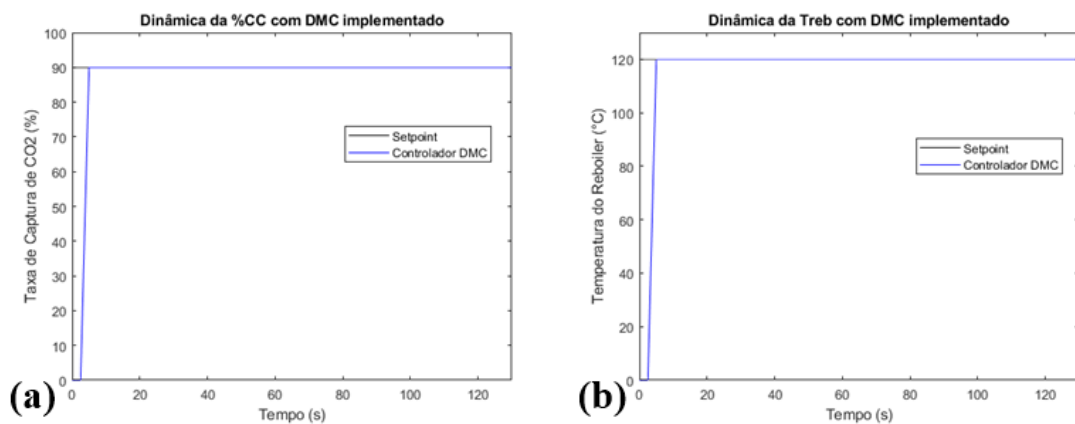


Figura 16 – Dinâmica das variáveis controladas sob atuação do controlador DMC.

Tratando-se da análise de influência do horizonte de controle (L), para valores de L igual a 1, 3, 5 e 10, foi identificada a menor eficiência do controlador para o caso de $L = 1$, seja pelo leve sobressalto na dinâmica da %CC (Fig. 17) ou pelo não atingimento do estado estacionário experimentado pela dinâmica da T_{REB} (Fig. 18b). Tal comportamento é esperado, principalmente se formos associar como diretamente proporcional o aumento de L a maior controlabilidade do DMC MIMO, sob os demais horizontes e tempos fixos. Contanto, é reafirmada a eficácia do controlador preditivo a partir de um L igual a 3, se notarmos nas figuras 17b e 18b que a reta do setpoint sobrepõe as demais em ambos cenários.

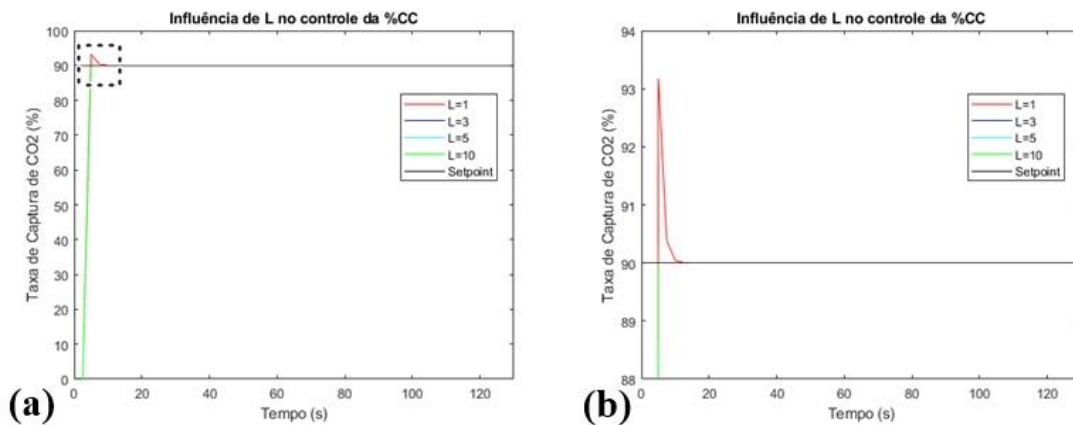


Figura 17 – Influência do horizonte de controle L na eficiência do DMC para a dinâmica da $\%CC$.

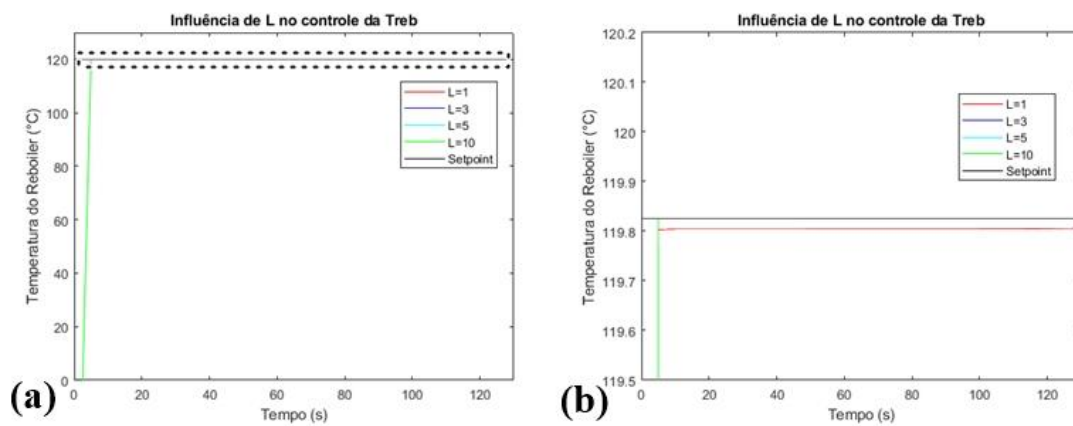


Figura 18 – Influência do horizonte de controle L na eficiência do DMC para a dinâmica da T_{REB} .

Para definição do horizonte de controle como sendo 10 s, foi feita uma análise dos valores de IAE (Tab. 10), a fim de atestar quantitativamente a melhor eficiência do controlador DMC MIMO no maior valor de L avaliado, sob demais condições fixas de N igual a 80, R igual a 40 e T igual 2,5 segundos.

Tabela 10 – Valores de IAE para diferentes horizontes de controle.

Variável	$L = 1$	$L = 3$	$L = 5$	$L = 10$
$\%CC$	292	$5,89 \times 10^{-3}$	$5,93 \times 10^{-5}$	$2,69 \times 10^{-5}$
T_{REB}	59,1	$1,28 \times 10^{-2}$	$5,82 \times 10^{-5}$	$3,09 \times 10^{-5}$

5.4. CONTROLE CLÁSSICO VERSUS CONTROLE AVANÇADO

Feitas as devidas considerações acerca dos resultados obtidos na implementação do controlador DMC, foi realizada a análise gráfica qualitativa comparando as dinâmicas das variáveis de processo durante atuação dos PID e DMC sob distúrbios nas variáveis manipuladas, +60% em F_{ST} (U_2) e F_{LS} (U_1) nos instantes de 250 s e 300 s, respectivamente (Fig. 19).

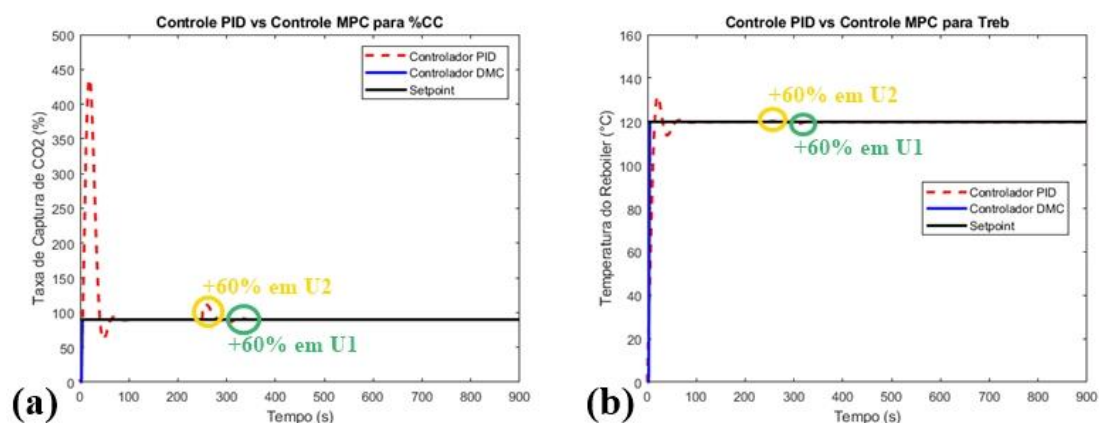


Figura 19 – Comparação entre as eficiências dos controladores PID e DMC na dinâmica da (a) %CC e da (b) T_{REB} .

A figura acima mostra que a %CC possui mais sensibilidade aos distúrbios empregados, em comparação à T_{REB} , após estabilização prévia no instante de 100 segundos, quando controladas pelos PID. Por outro lado, além de eliminar a ocorrência de sobressalto experimentada pelas variáveis sob atuação do PID, o DMC foi capaz de acelerar a estabilização destas em 95% e, sobretudo, de rejeitar as perturbações aplicadas nas variáveis manipuladas. Tal fenômeno pôde ser quantificado a partir da identificação das variações, tempos de estabilização e respectivos valores de IAE, e está ilustrada na tabela 11.

Tabela 11 – Parâmetros da dinâmica de atuação dos controladores PID e DMC.

Variável	Parâmetro ↓	Controlador →	PID	DMC
%CC	Sobressalto		384,6%	0
	Tempo de estabilização (s)		100	5
	IAE		9256	$5,62 \times 10^{-5}$
T_{REB}	Sobressalto		0,6%	0

Tempo de estabilização (s)	95	5
IAE	303,4	$1,27 \times 10^{-4}$

Diante do que foi apresentado neste tópico, é possível afirmar que, para o caso e respectivo modelo de estudo e condições especificadas na implementação dos controladores, a estratégia de controle baseada em matriz dinâmica com abordagem multivariável (DMC MIMO) é mais eficiente e viável para aplicação do que a convencional PID, principalmente se formos pensar na sua capacidade de rejeitar distúrbios relativamente altos nas variáveis manipuladas.

5.5. TREINAMENTO DOS SS–NARX–BASED

5.5.1. Sensor para a %CC

O processo iterativo de treinamento dos sensores para estimativa da %CC nos forneceu valores médios de 153 iterações e $9,274 \times 10^{-2}$ de MSE. A respeito da quantidade de iterações requeridas, não foi identificada uma tendência, uma vez que tivemos treinamentos eficazes com poucas iterações e ineficazes com muitas, no entanto, é importante destacar que a rede com melhor desempenho nesta etapa, a NTCC5, com 25 neurônios na camada intermediária, foi a com maior número de iterações médias, 222. Nesta situação problema, metade das redes obtiveram MSE de treinamento abaixo da média, estas foram as três com maior número de neurônios na camada oculta, ou seja, possivelmente um indicativo de que a topologia ótima para a estimativa de %CC seja igual ou maior que 20. A tabela 12 apresenta os valores obtidos de iterações requeridas e MSE para os *soft sensors* treinados.

Tabela 12 – Resultados do treinamento dos *soft sensors* NARX–based para estimativa da %CC.

SS–NARX–based	Iterações requeridas	MSE
----------------------	-----------------------------	------------

NTCC1	213	1,067E-01
NTCC2	75	1,072E-01
NTCC3	84	1,067E-01
NTCC4	221	7,326E-02
NTCC5	222	6,994E-02
NTCC6	103	9,264E-02

5.5.2. Sensor para a T_{REB}

O processo iterativo de treinamento dos sensores para estimativa da T_{REB} nos forneceu valores médios de 113 iterações e $1,595 \times 10^{-2}$ de MSE. A respeito da quantidade de iterações requeridas, não foi identificada uma tendência, uma vez que os valores obtidos foram bem equilibrados, no entanto, é importante destacar que as duas redes com melhor desempenho nesta etapa, as NTTR5 e NTTR6, com 25 e 30 neurônios na camada intermediária, foram as com menor número de iterações médias, 93 e 90, respectivamente. Nesta situação problema, da mesma forma que nas iterações, os valores de MSE de treinamento foram bem equilibrados, duas delas ficaram acima da média mas os valores não foram tão distantes. Assim como o caso dos sensores para %CC, é possível que a topologia ótima seja as com maior quantidade de neurônios, neste cenário, igual ou maior que 25. A tabela 13 apresenta os valores obtidos de iterações requeridas e MSE para os *soft sensors* treinados.

Tabela 13 – Resultados do treinamento dos *soft sensors* NARX-based para estimativa da T_{REB} .

SS-NARX-based	Iterações requeridas	MSE
NTTR1	114	1,818E-02
NTTR2	139	1,608E-02
NTTR3	125	1,546E-02

NTTR4	115	1,564E-02
NTTR5	93	1,520E-02
NTTR6	90	1,515E-02

É perceptível que o treinamento dos sensores para estimativa da temperatura do *reboiler* foram mais efetivos, tendo em vista que apresentaram valores médios de iterações e MSE inferiores aos dos sensores de taxa de captura, no entanto, diante do que foi obtido em cada cenário, com um critério de convergência igual a zero, os resultados do treinamento foram satisfatórios. Um ponto de melhoria seria maior disponibilidade de dados para realização da tarefa, sejam eles provenientes de modelo como é o caso aqui estudado ou, preferencialmente, oriundos de um processo real. Por outro lado, empregar algoritmos de treinamento mais robustos também seria uma opção para minimização do erro.

5.6. FASE DE VALIDAÇÃO-TESTE

Esta fase é crucial na definição das melhores redes, ou seja, as topologias ótimas dos *soft sensors* NARX–based são aquelas que apresentarem o menor MSE de validação. Os valores de MSE para treinamento, validação e teste são obtidas a partir do algoritmo de treinamento desenvolvido e implementado no MATLAB R2021a®, sendo assim, a quantidade de iterações médias requeridas na etapa anterior será a mesma para validação-teste, portanto, 153 para os sensores da %CC e 113 para os da T_{REB} .

5.6.1. Sensor para a %CC

O processo iterativo de validação-teste dos sensores para estimativa da %CC nos forneceu valores médios de $1,111 \times 10^{-1}$ e $1,096 \times 10^{-1}$ de MSE de validação e teste, respectivamente. O comportamento dos MSE na etapa de validação seguiu a mesma tendência do treinamento, portanto, a NTCC5 teve o melhor desempenho, MSE igual a

$9,232 \times 10^{-2}$. No entanto, apesar de pequenas variações, a tendência da fase de teste foi do MSE diminuir à medida que aumentou-se a quantidade de neurônios, isto é, a NTCC6, com a maior número (30 neurônios na camada oculta), obteve o menor MSE de teste, $1,022 \times 10^{-1}$. Diante de um menor MSE médio entre as três etapas realizadas, além de ter o melhor desempenho em 2/3 delas, o sensor NTCC5 foi o escolhido para fazer a estimativa da taxa de captura de CO_2 . A tabela 14 apresenta os valores obtidos para os MSE de validação e teste dos *soft sensors* treinados, validados e testados.

Tabela 14 – Resultados de validação-teste dos *soft sensors* NARX-based para estimativa da %CC.

SS-NARX-based	MSE de validação	MSE de teste
NTCC1	1,229E-01	1,156E-01
NTCC2	1,381E-01	1,149E-01
NTCC3	1,100E-01	1,091E-01
NTCC4	9,494E-02	1,079E-01
NTCC5	9,232E-02	1,079E-01
NTCC6	1,086E-01	1,022E-01

5.6.2. Sensor para a T_{REB}

O processo iterativo de validação-teste dos sensores para estimativa da T_{REB} nos forneceu valores médios de $1,693 \times 10^{-2}$ e $1,825 \times 10^{-2}$ de MSE de validação e teste, respectivamente. Diferentemente da fase de treinamento, o comportamento dos MSE na etapas de validação e teste seguiram uma tendência semelhante, variando até chegar ao seus valores ótimos. A topologia ótima, com MSE igual a $1,534 \times 10^{-2}$ tanto para validação quanto para teste, foi a NTTR5, igual ao caso da %CC, sensor com 25 neurônios em sua camada intermediária, sendo então o escolhido para estimativa da temperatura do *reboiler* da *stripper*. A tabela 15 apresenta os valores obtidos para os MSE de validação e teste dos *soft sensors* treinados, validados e testados.

Tabela 15 – Resultados de validação-teste dos *soft sensors* NARX-based para estimativa da T_{REB} .

SS-NARX-based	MSE de validação	MSE de teste
NTTR1	1,960E-02	2,266E-02
NTTR2	1,782E-02	1,792E-02
NTTR3	1,566E-02	1,916E-02
NTTR4	1,590E-02	1,730E-02
NTTR5	1,534E-02	1,534E-02
NTTR6	1,725E-02	1,710E-02

Apesar da validação-teste produzir erros maiores que a etapa de treinamento, a eficácia do algoritmo pode ser comprovada por análise de gráfica representando os dados provenientes do modelo em comparação às estimativas dos sensores. No cenário da estimativa da %CC, a rede escolhida teve melhor desempenho no treinamento e na validação, uma tendência vista com maior frequência durante o estudo, enquanto que para a T_{REB} , a topologia ótima obteve melhor desempenho na validação e no teste, além de diferenciar do menor MSE de treinamento em apenas $5,000 \times 10^{-5}$.

5.7. DESEMPENHO DOS NTCC5 E NTTR5

O método iterativo que compreende as etapas de treinamento, validação e teste realizado via MATLAB R2021a®, fornece gráficos que ilustram a performance do algoritmo e o desempenho do sensor treinado durante o processo. Em termos de MSE, temos o comportamento iterativo dos erros, Fig. 20, tendo como a parada no melhor valor, indicada com um círculo, mostrando a aplicação do método de otimização de *early stopping*, utilizado para encontrarmos o possível mínimo global.

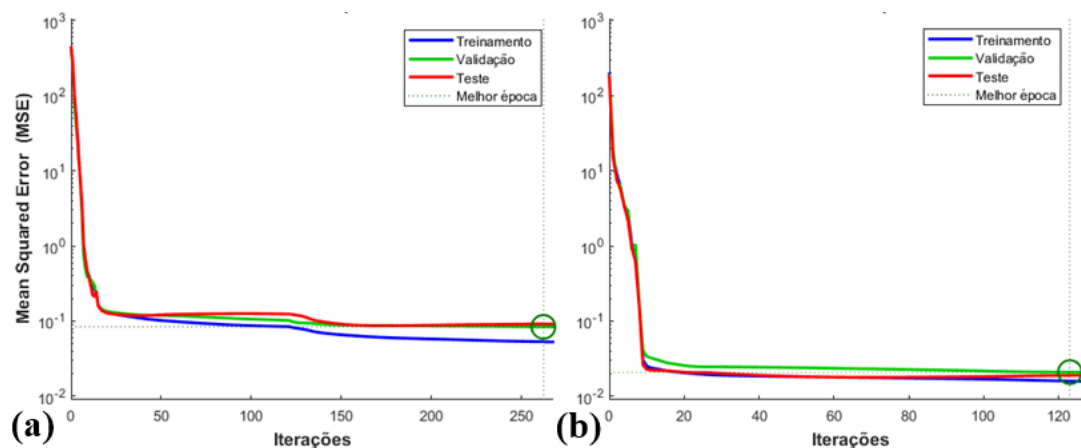


Figura 20 – Perfil dos MSEs (a) do NTCC5 e (b) do NTTR5 durante o processo iterativo.

Além disso as regressões lineares dos erros, Fig. 21, exibem as expressões de obtenção da estimativa (ou saída, denotada por y) em cada etapa diante dos valores fornecidos pelo modelo (ou alvos, denotados por x) e seus respectivos ajustes de regressão (R).

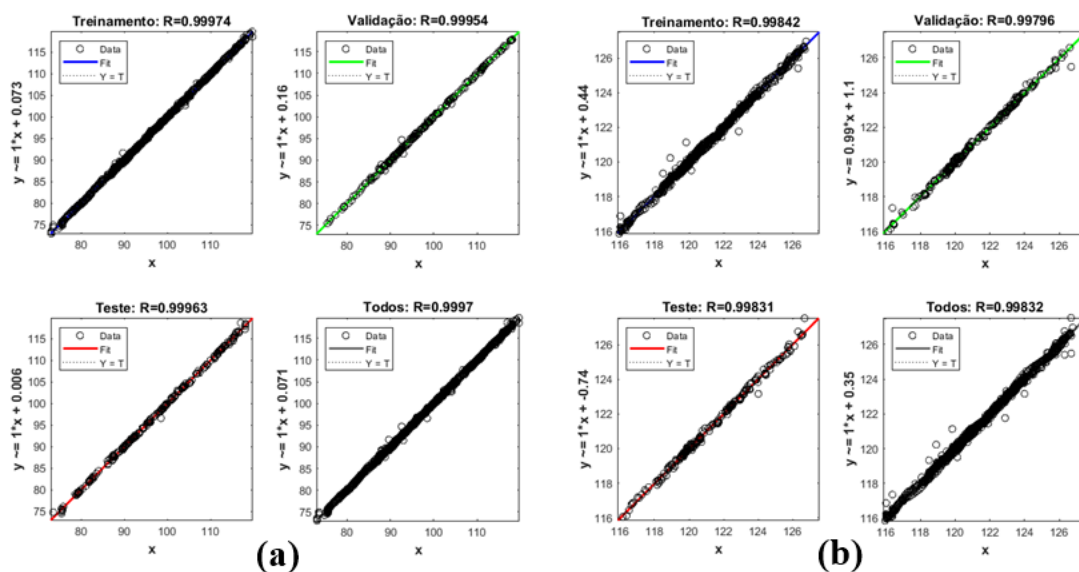


Figura 21 – Regressão dos erros (a) do NTCC5 e (b) do NTTR5 durante o processo iterativo.

Por fim, a figura 22 exibe o desempenho do NTCC5 e do NTTR5 na estimativa da taxa de captura de CO_2 e da temperatura do *reboiler*, respectivamente. A sobreposição dos valores estimados (amarelo) pelos reais (azul), no gráfico, indica a eficiência dos sensores escolhidos na estimativa das variáveis de processo, portanto, as técnicas aqui empregadas foram satisfatórias para representar a situação-problema e para adequar a rede ao modelo de estudo.

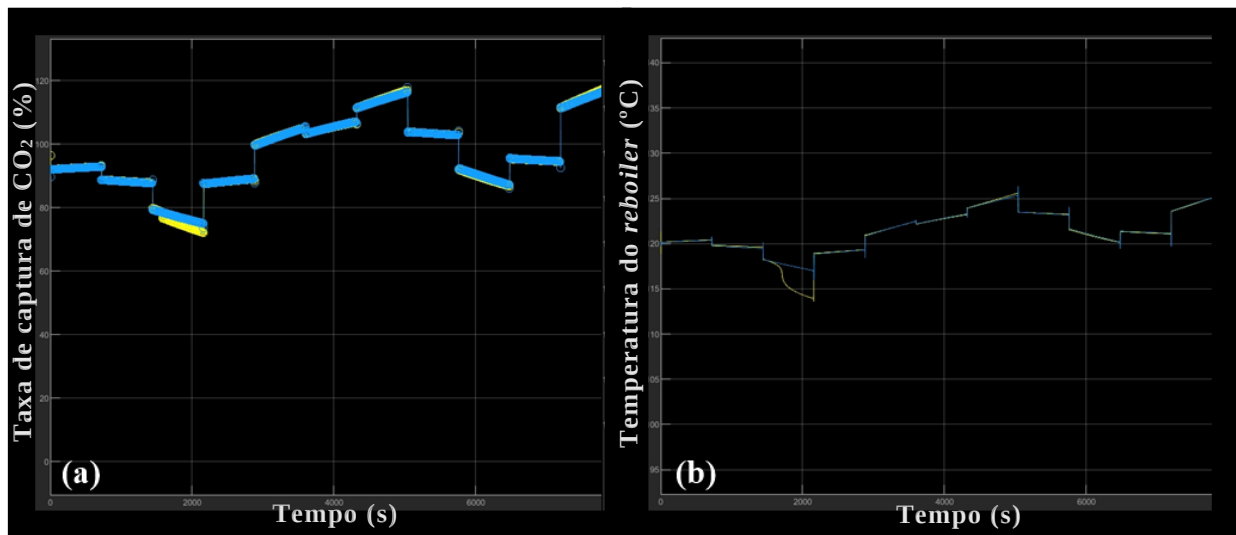


Figura 22 – Comparação entre dados do modelo, em azul, e estimativas, em amarelo, para estimativa (a) da %CC e (b) da T_{REB} .

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo propôs uma metodologia de controle convencional proporcional-integral-derivativo (PID) capaz de manter a %CC e T_{REB} nos valores desejados, após experimentar variações consideráveis na dinâmica inicial das variáveis, sendo o melhor arranjo de controladores aquele sintonizado pelo método de Tyreus-Luyben, tendo menores sobressalto, tempo de estabilização e critério do valor absoluto do erro em comparação ao método de Ziegler-Nichols. O arranjo de PIDTL foi então escolhido para avaliação de eficiência frente à estratégia MPC.

Por conseguinte, foi implementada uma técnica de controle avançado de processos baseada em matriz dinâmica multivariável (DMC MIMO) eficaz, apresentando redução de 95% em relação ao tempo de estabilização das variáveis de processo e eliminando todo

o sobressalto sofrido durante a atuação dos controladores PID, sob condições fixas de horizontes de predição R igual a 40 s, de controle L igual a 10 s, de estabilização N igual a 80 s e tempo de amostragem T igual a 2,5 s. Em um cenário de perturbações nas variáveis manipuladas, +60% em F_{ST} e F_{LS} nos instantes de 250 e 300 segundos, respectivamente, o DMC MIMO obteve melhor desempenho que o arranjo PIDTL, uma vez que foi capaz de rejeitar os distúrbios, isto é, não sofreu variações do valor desejado previamente atingido.

Diante dos resultados obtidos, é possível afirmar que a técnica proposta para estimativa da taxa de captura de CO_2 e temperatura do refeedor, utilizando redes NARX treinadas pelo algoritmo de Levenberg-Marquardt e validadas pelo método de validação cruzada combinada à parada antecipada se mostrou satisfatória e eficiente. Os sensores NTCC5 e NTTR5, ambas com 25 neurônios na camada oculta, foram os sensores virtuais que apresentaram o melhor desempenho nas etapas de validação (MSEs iguais a $9,232 \times 10^{-2}$ e $1,534 \times 10^{-2}$, em 222 e 93 iterações, respectivamente), sendo também bastante eficientes na estimativa das variáveis (MSEs iguais a $1,079 \times 10^{-1}$ e $1,534 \times 10^{-2}$, respectivamente). Consequentemente, em um futuro próximo, é esperado que as estimativas destes sensores substituam as do modelo de predição presente no sistema de controle preditivo e seja avaliada a viabilidade desta implementação.

A finalidade de buscar métodos ágeis para controle e estimativa de variáveis atreladas à eficiência do processo de captura de CO_2 está relacionado ao cuidado e preservação do meio ambiente e evidencia o potencial inovador incentivado pela UFPB, contribuindo assim para os ODS de número 9, 12 e 13 descritos na Agenda 2030 da ONU. Tendo em vista o que foi discutido nos tópicos anteriores, percebe-se que há a possibilidade de aplicarmos os conhecimentos obtidos durante este projeto de pesquisa para propor soluções que minimizem os impactos ambientais acarretados pela emissão de gases do efeito estufa. Foi permitido também, a partir do estudo descrito nesse trabalho, o desenvolvimento do senso crítico na avaliação das variáveis que influenciam na eficiência da planta de captura de CO_2 sistema, bem como conhecer acerca da atuação do engenheiro químico na área de processos.

REFERÊNCIAS

- AKINOLA, T.E., OKO, E., et al., 2019. **Non-linear system identification of solvent-based post-combustion CO₂ capture process**. Fuel 239, 1213–1223.
- BARBOSA, L. C. **Captura de CO₂ e H₂S com Soluções Aquosas de Alcanolaminas via Destilação Reativa**. Tese (Doutorado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.
- BBC. **Aquecimento global: 7 gráficos que mostram em que ponto estamos**. Nassos Stylianou, Clara Guibourg, Daniel Dunford, Lucy Rodgers, David Brown e Paul Rincon. 14 de Janeiro de 2020. Disponível em < <https://www.bbc.com/portuguese/geral-46424720> > Acesso em: 09 de outubro de 2021.
- BERGEL, M.; TIERNO, I. **Sweetening Technologies—a Look At the Whole Picture**. 24th World Gas Conference, Argentina, p. 1–17, 2009.
- BERNARDES, J. A. F. **Simulação e Dimensionamento de uma coluna de absorção não convencional para captação de CO₂**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2018.
- BHATTACHARYYA, D., ZHANG, Q., TURTON, R., 2016. **Development of Model and Model-Predictive Control of an MEA-Based Postcombustion CO₂ Capture Process**. Ind. Eng. Chem. Res. 55, 1292-1308.
- CAMACHO, E. F., BORDONS, C. **Model Predictive Control**. 1ª Ed., Springer, 1999.
- CORMOS, A. M., VASILE, M., et al., 2015. **Flexible operation of CO₂ capture processes integrated with power plant using advanced control techniques**. Comput. Aided Chem. Eng. 37, 1547–1552, PSE2015 ESCAPE25:174.
- DUTTA, R., NORD, L.O., et al., 2017. **Prospects of using equilibrium-based column models in dynamic process simulation of post-combustion CO₂ capture for coal-fired power plant**. Fuel 202, 85–97.
- GASPAR, J., JORGENSEN, J.B., et al., 2015. **Control of a post-combustion CO₂ capture plant during process start-up and load variations**. IFAC-PapersOnLine 48 (8), 580–585.

- HE, X., WANG, Y., et al., 2018. **Dynamic modeling and advanced control of post-combustion CO₂ capture plants**. Chem. Eng. Res. Des. 131, 430–439.
- KIDNAY, A. J.; PARRISH, W. R. **Fundamentals of natural gas processing**. Boca Raton, FL: Taylor & Francis Group, LLC, 2006.
- KOHL, A. L.; NIELSEN, R. B. **Physical Solvents for Acid Gas Removal**. In: **Gas Purification**. 5. ed. Houston, Texas: Gulf Publishing Company, 1997
- LAWAL, A., WANG, M., et al., 2010. **Dynamic modelling and analysis of post-combustion CO₂ chemical absorption process for coal-fired power plants**. Fuel 89 (10), 2791–2801.
- LAWAL, A., WANG, M., et al., 2012. **Demonstrating full-scale post-combustion CO₂ capture for coal-fired power plants through dynamic modelling and simulation**. Fuel 101, 115–128.
- LIN, Y.J., WONG, D.S.H., et al., 2012. **Control strategies for flexible operation of power plant with CO₂ capture plant**. AIChE J. 58 (9), 2697–2704.
- LUU, M. T., MANAF, N. A., ABBAS, A. **Dynamic modelling and control strategies for flexible operation of amine-based post-combustion CO₂ capture systems**. Intern. J. Greenh. Gas Control (39), p. 377-389, 2015.
- MANAF, N.A., COUSINS, A., et al., 2016. **Dynamic modelling, identification and preliminary control analysis of an amine-based post-combustion CO₂ capture pilot plant**. J. Clean. Prod. 113, 635–653.
- MCCABE, W. L.; SMITH, J. C.; HARRIOTT, P. **Unit Operations of Chemical Engineering**. 5^a Ed., McGraw Hil, 1993.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **A logical calculus of the ideas immanete in nervous activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, p. 115-133, 1943.
- MECHLERI, E., LAWAL, A., et al., 2017. **Process control strategies for flexible operation of post-combustion CO₂ capture plants**. Int. J. Greenhouse Gas Control 57, 14–25.

MELEIRO, L. A. C., GONZAGA, J. C. B., et al., 2009. **ANN-based soft-sensor for real-time process monitoring and control of an industrial polymerization process.** Comp. Chem. Eng. 33, 43-49.

MONTAÑÉS, R.M., FLØ, N.E., et al., 2017. **Dynamic process model validation and control of the amine plant at CO₂ technology centre mongstad.** Energies 10 (10), 1527.

MONTAÑÉS, R.M., FLØ, N.E., et al., 2018. **Experimental results of transient testing at the amine plant at Technology Centre Mongstad: open-loop responses and performance of decentralized control structures for load changes.** Int. J. Greenhouse Gas Control 73, 42–59

NASCIMENTO, M. V. C. **Equilíbrio de CO₂ em Misturas aquosas de Aminas e Líquidos iônicos.** Dissertação (Mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2017.

NITTAYA, T. **Dynamic Modeling and Control of MEA absorption processes of CO₂ capture from power plants.** Thesis (Master of Applied Science in Chemical Engineering) – University of Waterloo, Ontario, 2014.

NITTAYA, T., DOUGLAS, P.L., et al., 2014. **Dynamic modeling and evaluation of an industrial-scale CO₂ capture plant using monoethanolamine absorption processes.** Ind. Eng. Chem. Res. 53 (28), 11411–11426.

NITTAYA, T., DOUGLAS, P.L., et al., 2014. **Dynamic modelling and control of MEA absorption processes for CO₂ capture from power plants.** Fuel 116, 672–691.

ODLOAK, D., KWONG, W. H. **Controle de Processos com o Scilab.** 1^a Ed., EDUFSCAR, 2019.

OLAJIRE, A. A. **CO₂ capture and separation technologies for end-of-pipe applications - A review.** Energy, v. 35, n. 6, p. 2610–2628, 2010.

ROBINSON, P.J., LUYBEN, W.L., 2010. **Integrated gasification combined cycle dynamic model: H₂S absorption/stripping, water–gas shift reactors, and CO₂ absorption/stripping.** Ind. Eng. Chem. Res. 49 (10), 4766–4781.

- SALVINDER, K., ZABIRI, H., et al., 2019. **An overview on control strategies for CO₂ capture using absorption/stripping system**. Chem. Eng. Res. 147, 319–337.
- SEBORG, D. E., EDGAR, T. F., MELLINCHAMP, D. A., DOYLE III, F. J. **Process Dynamics and Control**. 4^a Ed., Wiley, 2016.
- SHEILAN, M.H., SPOONER, B.H., HOORN, E. **Amine Treating and Sour Water Stripping**. 3^a ed, 2007.
- SILVA, N. I.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. 1^a Ed., Artliber, 2010.
- SMITH, C. A., CORRIPIO, A. **Princípios e Prática do Controle Automático de Processo**. 3^a Ed., LTC, 2008.
- TYREUS, B.D. & LUYBEN, W.L. (1992). **Tuning PI controllers for integrator/dead time processes**. Transactions of ASME, 31 (11), 2628–2631.
- WILCOX, J. **Carbon Capture**. Stanford, CA: Springer, 2012.
- WU, X., SHEN, J., et al., 2018. **Nonlinear dynamic analysis and control design of a solvent-based post-combustion CO₂ capture process**. Comput. Chem. Eng. 115, 397–406.
- ZIEGLER, J. & NICHOLS, N. (1942). **Optimum settings for automatic controllers**. Trans. ASME, 64, 759–768.