

Victor da Silva Amorim

**ESTUDO COMPARATIVO DA APLICAÇÃO
DE CONTROLADORES NO MODELO DE
TURBINA A GÁS PROPOSTO POR ROWEN**

**Manaus - AM
Novembro - 2014**

Victor da Silva Amorim

**ESTUDO COMPARATIVO DA APLICAÇÃO DE
CONTROLADORES NO MODELO DE TURBINA A
GÁS PROPOSTO POR ROWEN**

Monografia submetida à banca avaliadora do
Curso de Engenharia de Controle e Automa-
ção, como pré-requisito para a obtenção do
título de Engenheiro em Controle e Automa-
ção pela Universidade do Estado do Amazo-
nas, Escola Superior de Tecnologia

Universidade do Estado do Amazonas – UEA
Escola Superior de Tecnologia
Programa de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

Orientador Charles Luiz Silva de Melo, MSc.

Manaus - AM
Novembro - 2014

Victor da Silva Amorim

ESTUDO COMPARATIVO DA APLICAÇÃO DE CONTROLADORES NO MODELO DE TÚRBINA A GÁS PROPOSTO POR ROWEN

Monografia submetida à banca avaliadora do
Curso de Engenharia de Controle e Automa-
ção, como pré-requisito para a obtenção do
título de Engenheiro em Controle e Automa-
ção pela Universidade do Estado do Amazo-
nas, Escola Superior de Tecnologia

Trabalho aprovado. Manaus - AM, de de :

Charles Luiz Silva de Melo, MSc.
Orientador

Professor
Dr. Walter A. V. Valenzuela

Professor
MSc. Moisés Pereira Bastos

Professor
Dr. Israel Mazaira

Manaus - AM
Novembro - 2014

Agradecimentos

Os agradecimentos principais são direcionados a Deus e aos familiares, que são as fortalezas e amparo nos momentos difíceis e guias para um caminho de alegrias e vitórias. Agradecimentos, também, à Universidade do Estado do Amazonas e ao seu corpo docente, que esteve sempre à disposição para a formação acadêmica e profissional. Dentre este grupo de profissionais, sinceros agradecimentos à coordenação do curso em Engenharia de Controle e Automação e ao professor orientador deste trabalho, M.Sc. Charles Melo, pela enorme contribuição nesta caminhada.

Resumo

Turbinas a gás têm sido amplamente utilizadas na propulsão de sistemas mecânicos e na geração de energia desde a Segunda Guerra Mundial. Sua vasta aplicabilidade tem incentivado consideráveis atividades de pesquisa, inclusive na área de modelagem de sistemas, permitindo avaliar aspectos críticos de desempenho como estabilidade e consumo de combustível - responsável por cerca de 30% dos gastos operacionais do setor de aviação. De modo a otimizar sua performance, propõe-se um estudo comparativo da aplicabilidade de controladores adaptativo e neural no modelo simplificado de turbina a gás proposto por Rowen (1983) em detrimento ao controlador PID clássico utilizado no modelo.

Palavras-chaves: Turbinas a gás. Modelo de Rowen. Controle Adaptativo. Controle Neural.

Abstract

Gas turbines have been widely applied on mechanical systems and on energy generation since the World War II. Its large applicability has encouraged considerable research activities, including the systems modeling field, which allows researchers to evaluate critical performance aspects such as stability and fuel consumption - responsible for about 30% of all operational costs on the aviation business. In order to optimize its performance, this articles proposes a comparative study of the applicability of neural and adaptive controllers on the simplified model of heavy-duty gas turbines proposed by Rowen (1983) against the PID controller used on the model.

Key-words: Gas Turbines. Rowen Model. Adaptive Control. NN Control.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Exemplo de Turbina a Gás	13
Figura 2 – Ciclo de Brayton	14
Figura 3 – Modelo Simplificado de Turbina a Gás com Sistema de Controle proposto por Rowen (1983)	16
Figura 4 – Modelo de Turbina a Gás Pesada com IGV e Sistemas de Controle proposto por Rowen (1992)	17
Figura 5 – Modelo Detalhado de Turbina a Gás com Sistemas de Controle proposto por Mantzaris e Vournas (2007)	18
Figura 6 – Controle Adaptativo Direto	22
Figura 7 – Controle Adaptativo Indireto	22
Figura 8 – Neurônio Artificial	24
Figura 9 – Controlador NARMA-L2	25
Figura 10 – Controlador NARMA-L2 com redes neurais explícitas	26
Figura 11 – Controle de Temperatura	28
Figura 12 – Controle de Velocidade	29
Figura 13 – Controle de Aceleração	29
Figura 14 – Sistema de Combustível	30
Figura 15 – Modelo de Rowen (1983) reproduzido em SIMULINK®	32
Figura 16 – Resposta à redução de 0.1% na velocidade	33
Figura 17 – Resposta à redução de 0.3% na velocidade	34
Figura 18 – Resposta ao aumento de 20% na carga do sistema	35
Figura 19 – Modelo de Rowen proposto com controle adaptativo	37
Figura 20 – Modelo para Identificação da Planta	39
Figura 21 – Janela de Configuração do Controlador NARMA-L2	40
Figura 22 – Desempenho de Treinamento do Controlador NARMA-L2	40
Figura 23 – Modelo de Rowen com Controlador NARMA-L2	41
Figura 24 – Resposta do modelo com Controlador NARMA-L2 e Referência igual a 1 unidade	42
Figura 25 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 01	46
Figura 26 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 01	47
Figura 27 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 02	48
Figura 28 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 02	49

Figura 29 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 03	50
Figura 30 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 03	51
Figura 31 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para sinal aleatório entre 0 e -0,3% de redução na Velocidade de Rotação	52

Lista de tabelas

Tabela 1 – Parâmetros do Modelo de Rowen	31
Tabela 2 – Condições Iniciais para os blocos Integradores do Modelo de Rowen . .	32
Tabela 3 – Parâmetros Iniciais do Controlador Adaptativo	36
Tabela 4 – Valores dos Parâmetros Iniciais do Controlador Adaptativo	38

Sumário

	Lista de ilustrações	6
	Lista de tabelas	8
	Sumário	9
1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Formulação do Problema	10
1.2	Objetivo Geral	11
1.2.1	Objetivos Específicos	11
1.3	Justificativa	11
1.4	Organização do Trabalho	12
2	TURBINAS A GÁS	13
2.1	Estado da Arte: Modelagem Matemática de Turbinas a Gás	15
3	CONTROLADORES: ESTADO DA ARTE	19
3.1	Controle Clássico	19
3.2	Controle Moderno	21
3.2.1	Controle Adaptativo	21
3.2.2	Controle Inteligente: Redes Neurais	23
4	MATERIAIS E MÉTODOS	27
4.1	Materiais	27
4.2	Reprodução do modelo de Rowen	28
4.2.1	Características básicas do modelo	28
4.2.2	Simulação e validação do modelo	31
4.3	Projeto do controlador adaptativo	35
4.4	Projeto do controlador neural	38
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	44
6	CONCLUSÕES	53
6.1	Implementação	54
6.2	Trabalhos Futuros	54
	Referências	56

1 Introdução

TURBINAS a gás são máquinas de combustão interna que utilizam a energia gasosa do ar para converter energia química do combustível em energia mecânica. As suas primeiras aplicações datam da década de 30 nos sistemas de propulsão de aviões. Mas só após a Segunda Guerra Mundial, com o aprimoramento em aerodinâmica, sistemas de resfriamento e materiais resistentes a altas temperaturas, houve um significativo aumento na eficiência e confiabilidade das turbinas (ASGARI; CHEN; SAINUDIIN, 2013).

As turbinas a gás caracterizam-se por sua alta eficiência, baixo investimento, tempo de instalação reduzido e menor emissão de poluentes em comparação a outras fontes de energia convencionais (KIM; POWELL; EDGAR, 2013). Najimi e Ramezani, (2012), também destacam o seu peso e tamanho reduzidos e a possibilidade de utilização de vários tipos de combustíveis, como gás natural, diesel e gás proveniente de biomassa.

Tais características das turbinas permitem que elas sejam empregadas nos mais diferentes setores, desde a propulsão de sistemas mecânicos até a geração de energia.

Como elemento propulsor, as turbinas a gás têm sido utilizadas em navios, aviões, trens e como acionador de estações de bombeamento (oleodutos e gasodutos). Na geração de eletricidade, são bastante utilizadas em centrais de ponta e sistema “standby” e em locais onde peso e volume são levados em conta, como os casos das Plataformas “Offshore” de extração de petróleo. Também são usadas em locais remotos e de difícil acesso e instalação, podendo ser operadas à distância (MARTINELLI, 2002).

Asgari, Chen e Sainudiin, (2013) destacam que, com tantas aplicações, consideráveis atividades de pesquisa têm sido conduzidas na área de turbinas a gás, especificamente no campo de modelagem e simulação, buscando otimizar o seu projeto, desempenho e manutenção.

1.1 Formulação do Problema

Segundo Xu e Yu, (2009), a turbina a gás é um sistema extremamente complexo por ser não-linear, ser variante no tempo com parâmetros incertos, conter partes dinamicamente não-modeladas e apresentar características complexas de atraso e saturação. Tal complexidade fez, e ainda faz, com que diversos pesquisadores busquem modelos matemáticos simplificados que descrevam o sistema da forma mais próxima do real.

O primeiro e mais difundido destes modelos foi proposto por Rowen, (1983), e leva em consideração a frequência da carga, o controle de temperatura, assim como as respostas termodinâmicas da turbina, de modo a controlar o consumo de combustível.

O problema, no entanto, consiste na complexidade dos sistemas de turbina a gás modernos e na necessidade de consumo ainda mais otimizado de combustível. Como des-

tacado por Xu e Yu, (2009), é difícil alcançar resultados ótimos por meio de técnicas de controle convencionais, como o clássico controle Proporcional Integral Derivativo (PID) utilizado no modelo de Rowen, (1983).

O modelo proposto por Rowen, (1983), pode ser aproximado a um sistema de segunda ordem. Como proposto por Åström, (2002), sistemas de até segunda ordem sempre podem ser controlados satisfatoriamente por um controlador PID. No entanto, um controlador PID clássico não possui a capacidade de se adaptar às variações dos sistema e, portanto, pode não apresentar a melhor resposta possível.

Assim, faz-se necessário a utilização de técnicas de controle mais avançadas que consigam bom desempenho em sistemas não lineares e variantes no tempo, proporcionando maior eficiência energética e segurança na operação das turbinas. Dentre estas técnicas estão os controladores baseados em redes neurais e os controladores adaptativos.

1.2 Objetivo Geral

Realizar uma análise comparativa entre controladores PID clássico, controlador neural e controlador adaptativo para o controle de fluxo de combustível do modelo simplificado de turbina a gás proposto por Rowen (1983).

1.2.1 Objetivos Específicos

- Reproduzir o modelo matemático proposto por Rowen, (1983) para uma turbina a gás de 56.7MW;
- Projetar e simular um controlador neural para o controle de fluxo de combustível;
- Projetar e simular um controlador adaptativo para o controle de fluxo de combustível;
- Avaliar as repostas de cada controlador projetado e compará-las com o modelo clássico proposto por Rowen, (1983).

1.3 Justificativa

Segundo a Associação Internacional de Transporte Aéreo – IATA, (2014), os gastos anuais do setor de aviação com combustível estão estimados em 212 bilhões de dólares, representando cerca de 30% de todas as despesas operacionais do setor. Em termos de comparação, em 2003 os combustíveis representavam apenas 13% de todos os custos operacionais. Com isso, a sociedade é diretamente afetada com preços de passagens mais elevadas e menos ofertas de voos. A melhoria nos sistemas de controle é fundamental para o consumo otimizado de combustíveis e redução dos custos operacionais.

No setor de geração de energia, segundo a empresa de consultoria Forecast International, (2011), o gás natural deve se tornar o combustível utilizado para gerar cerca de 30% de toda a energia produzida no mundo até 2020, devido, principalmente, a suas vantagens econômicas e ambientais. Assim, turbinas a gás serão foco de pesquisas e aprimoramentos nos próximos anos, incluindo todos os sistemas auxiliares, desde os sistemas de controle até os sistemas de reaproveitamento de energia.

Além disso, a utilização de técnicas de controle moderno, como o controle adaptativo, proporciona a consolidação das teorias de controle aprendidas durante o curso de graduação em Engenharia de Controle e Automação e proporciona uma visão ampla das suas possíveis aplicações. Envolvem-se diretamente disciplinas como Controle e Automação I, II e III, Inteligência Artificial, Sistemas Dinâmicos e Termodinâmica.

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos para melhor entendimento. Assim, o Capítulo I aborda uma breve introdução sobre turbinas a gás, suas aplicações e relação com este trabalho por meio da justificativa, descrição do problema e objetivos a serem alcançados.

O Capítulo II é dedicado às turbinas a gás, desde o seu princípio de funcionamento até as linhas de pesquisa existentes nesta área, com foco no estado da arte na modelagem de turbinas a gás, apontando os trabalhos de maior destaque e justificando a escolha do modelo em questão.

Em seguida, o Capítulo III é um estado da arte para os controladores. Ele aborda inicialmente os controladores PID clássicos, seguindo para o controle moderno e enfatizando os controladores adaptativo e neural. Neste capítulo, são levantadas as principais características de cada um dos controladores, relacionando-as com as características do sistema e clarificando as escolhas dos controladores.

No Capítulo IV, são discutidos os materiais e métodos utilizados na realização do projeto. Em primeiro lugar, são discutidas as opções de ambientes de simulação disponíveis, ressaltando as vantagens do escolhido. Em seguida, são descritas as etapas de reprodução do modelo de Rowen e o seu processo de validação. Por fim, são descritas as etapas de projeto dos controladores neural e adaptativo, incluindo o processo de treinamento, teste e modificações.

O Capítulo V apresenta os resultados obtidos para os controladores quando submetidos aos cenários propostos. Neste capítulo as respostas dos controladores são comparadas entre si e os resultados são discutidos, ressaltando diferenças e dificuldades encontradas.

Finalmente, no Capítulo VI são feitas as considerações finais, usando os resultados do capítulo anterior para concluir sobre o atingimento dos objetivos, comparação de desempenho e propor melhorias para trabalhos futuros.

2 Turbinas a Gás

TURBINAS a gás - figura 1 - são máquinas rotodinâmicas que contêm um compressor para aspirar e comprimir um gás (geralmente o ar), uma câmara de combustão ou queimador, onde combustível é adicionado para aquecer o ar comprimido, e uma turbina para extrair a potência do fluxo de ar aquecido.

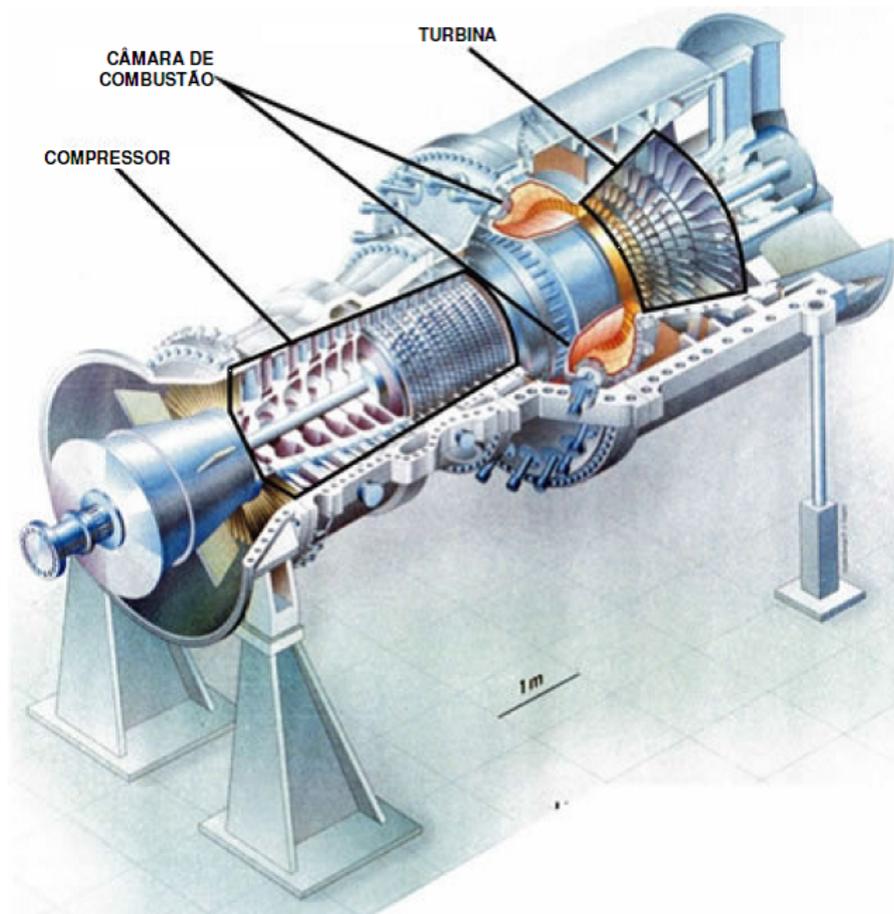


Figura 1 – Exemplo de Turbina a Gás

Fonte: Pantanal Energia (2008)

As turbinas a gás funcionam conforme o ciclo de Brayton (figura 2). O ar é comprimido do ponto 1 ao ponto 2, aumentando a pressão e reduzindo o volume ocupado. O ar é então aquecido do ponto 2 ao ponto 3. Este calor é obtido pela injeção e ignição do combustível na câmara de combustão. O ar comprimido quente expande-se do ponto 3 ao ponto 4, aumentando o volume, passando inicialmente pela turbina que aciona o compressor por meio da rotação do eixo em comum e então pela turbina de potência. O ar passa, por fim, através de um exaustor para a atmosfera (SILVA; COSTA, 2004).

Na indústria aeronáutica, a turbina a gás é usada como sistema de propulsão para criar empuxo e mover o avião através do ar, baseando na Terceira Lei de Newton da ação

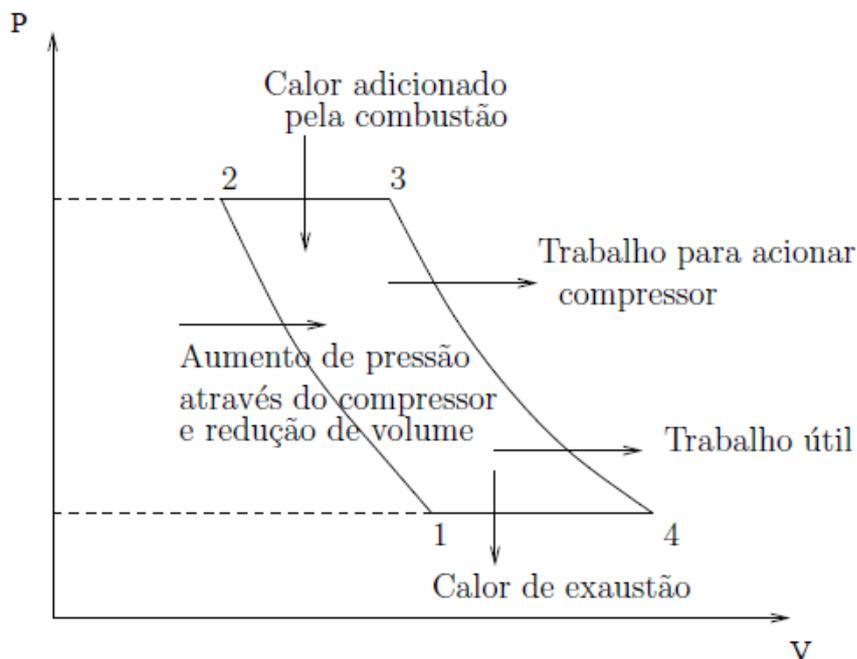


Figura 2 – Ciclo de Brayton

Fonte: Silva e Costa (2004)

e reação. Já nas aplicações industriais, a turbina rotaciona o compressor juntamente com o sistema acoplado, que pode ser um gerador de eletricidade em uma usina, uma bomba de grande porte ou um grande compressor.

Os gases de exaustão de uma turbina de ciclo simples – aquelas que obedecem ao ciclo de Brayton – podem ser utilizados para a geração de vapor ou para o aquecimento de prédio e sistemas industriais. Nestes casos, baseados na aplicação, a planta pode ser chamada de turbina a gás com ciclo combinado, turbina a gás com ciclo combinado avançado, planta com turbina a vapor, turbina com recuperação de gases e plantas de configuração híbrida. Devido a novas tecnologias, o ciclo combinado pode atingir uma eficiência de até 65% (ASGARI; CHEN; SAINUDIIN, 2013 apud BOYCE, 2006).

Baseado na sua estrutura, aplicação, e na potência de saída (MW), as turbinas a gás são classificadas em 5 principais grupos (ASGARI; CHEN; SAINUDIIN, 2013 apud BOYCE, 2006):

- Micro turbinas a gás: com potência de saída de 20 a 350 kW;
- Pequenas turbinas a gás: para aplicações de ciclo simples, com potência de saída entre 0.5 e 2.5 MW e eficiência entre 35% e 45%;
- Turbinas a Gás Aeroderivadas: para a indústria aeroespacial, com potência de saída entre 2.5 e 50 MW;
- Turbinas a gás Pesadas: para grande unidades geradoras de potência, com potência de saída entre 3 e 480 MW e eficiência entre 30% e 46%.

- Turbinas a gás do tipo Industrial: para uso extensivo em plantas petroquímicas com potência de saída entre 2.5 e 15 MW e eficiência entre 30% e 39%.

Destas, destacam-se as turbinas a gás pesadas, especialmente projetadas para a geração de energia, apresentando grande vida útil e maior disponibilidade em comparação aos demais tipos de turbinas a gás (TAKAVOLI; VAHIDI; GAWLIK, 2009).

Além disso, Silva e Costa (2004) destacam como vantagens para o uso das turbinas a gás na geração de energia:

- Produção de elevada potência útil com relação ao tamanho e peso;
- Pode ser trazida a plena carga em um tempo bastante reduzido, medido em minutos, enquanto unidades térmicas a vapor podem levar horas;
- As características da turbina a gás a tornam adequada para prover capacidade de suprimento no pico ou em situações de emergência.

Tais características levaram as turbinas a gás a serem aplicadas nos mais variados setores de geração de energia. Isto, aliado à natureza dinâmica dos sistemas, aumentaram a necessidade pela modelagem matemática das turbinas e pela análise dos seus sistemas de controle.

2.1 Estado da Arte: Modelagem Matemática de Turbinas a Gás

Grandes esforços têm sido feitos no desenvolvimento de turbinas a gás para superar seus desafios científicos e problemas de engenharia, principalmente no que diz respeito ao aumento da eficiência. Uma das melhores abordagens para otimização de projetos, desempenho e manutenção de turbinas a gás é através de simulação e modelagem off-line. Com isso, indústrias podem avaliar e otimizar o desempenho de um modelo específico de turbina a gás durante os processos de manufatura e projeto. Os modelos também podem ser usados online em plantas para monitorar condições, validar sensores e detectar falhas (ASGARI; CHEN; SAINUDIIN, 2013).

Neste ponto, vale ressaltar que esses modelos, apesar do que o nome possa sugerir, não envolvem apenas a modelagem da turbina em si, mas de todo o sistema, inclusive os seus sistemas de controle, foco principal do estudo.

Vários modelos foram desenvolvidos a partir de diferentes perspectivas e para diferentes propósitos. Eles podem ser classificados basicamente em duas categorias principais: modelos caixa-preta e modelos caixa-branca.

Segundo Jelali e Kroll (2003), os modelos caixa-preta são usados quando se tem pouca ou nenhuma informação a respeito da dinâmica do sistema. Neste caso, o objetivo é verificar as interações entre as variáveis usando dados operacionais de entrada e saída do sistema.

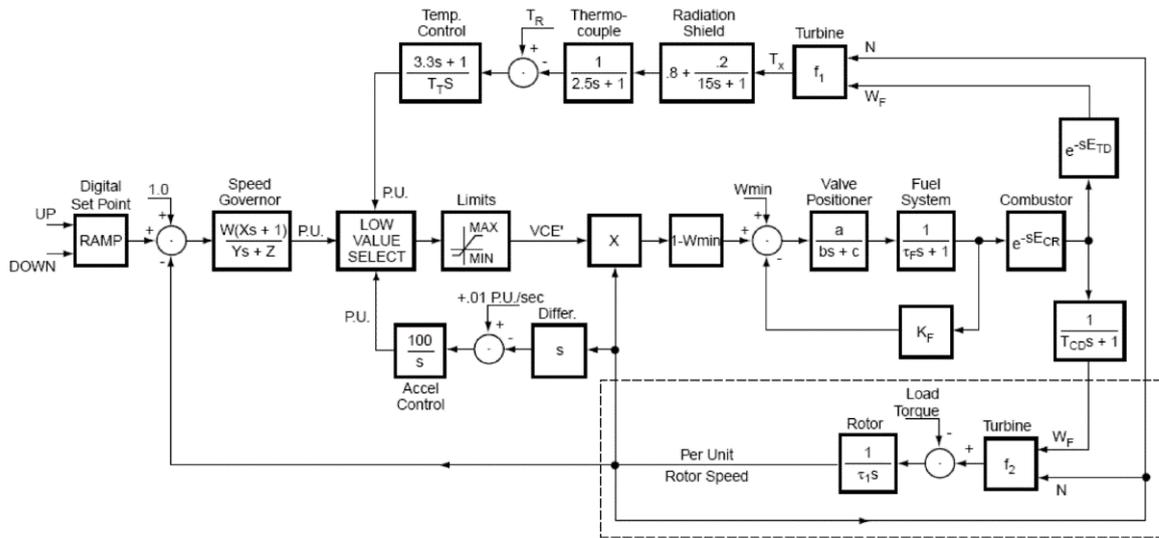


Figura 3 – Modelo Simplificado de Turbina a Gás com Sistema de Controle proposto por Rowen (1983)

Fonte: Hajagos e Bérubé (2001)

Já os modelos caixa-branca são usados quando se tem conhecimento suficiente da dinâmica do sistema, sendo representada através de equações matemáticas. Jelali e Kroll (2003) afirmam que essas equações são geralmente complexas e não-lineares. Para simplificá-las, torna-se inevitável o uso de algumas suposições baseadas em condições ideais e de certos métodos de linearização.

Como nem sempre é possível ter acesso a dados operacionais de turbinas a gás, o uso de modelos caixa-branca genéricos e simplificados são a solução encontrada pela maioria dos autores, já que são boas representações do comportamento dinâmico das turbinas e muitos deles englobam, inclusive, os sistemas auxiliares.

Rowen (1983) foi um dos pioneiros no estudo de modelagem e simulação de turbinas a gás. Em seu trabalho, ele apresenta um modelo matemático simplificado, figura 3, de uma turbina a gás pesada de eixo único, com o objetivo de investigar a estabilidade de sistemas de potência, o desenvolvimento de estratégia de expedição e prover planos de contingência para perturbações no sistema. Para isso, ele desenvolveu um sistema simplificado que pudesse ser flexível o suficiente para diferentes modelos de turbina com diferentes características, desde que fossem de ciclo simples e eixo único.

Como discutido anteriormente, a turbina propriamente dita é apenas uma parte do sistema e, no sistema de Rowen, ela é representada apenas pela equação 2.1, de modo a obter o seu torque de saída.

$$f = 1.3 \cdot (W_f - 0.23) + 0.5 \cdot (1 - N) \quad (2.1)$$

Onde, W_f é o fluxo de combustível e N a velocidade de rotação do eixo da turbina.

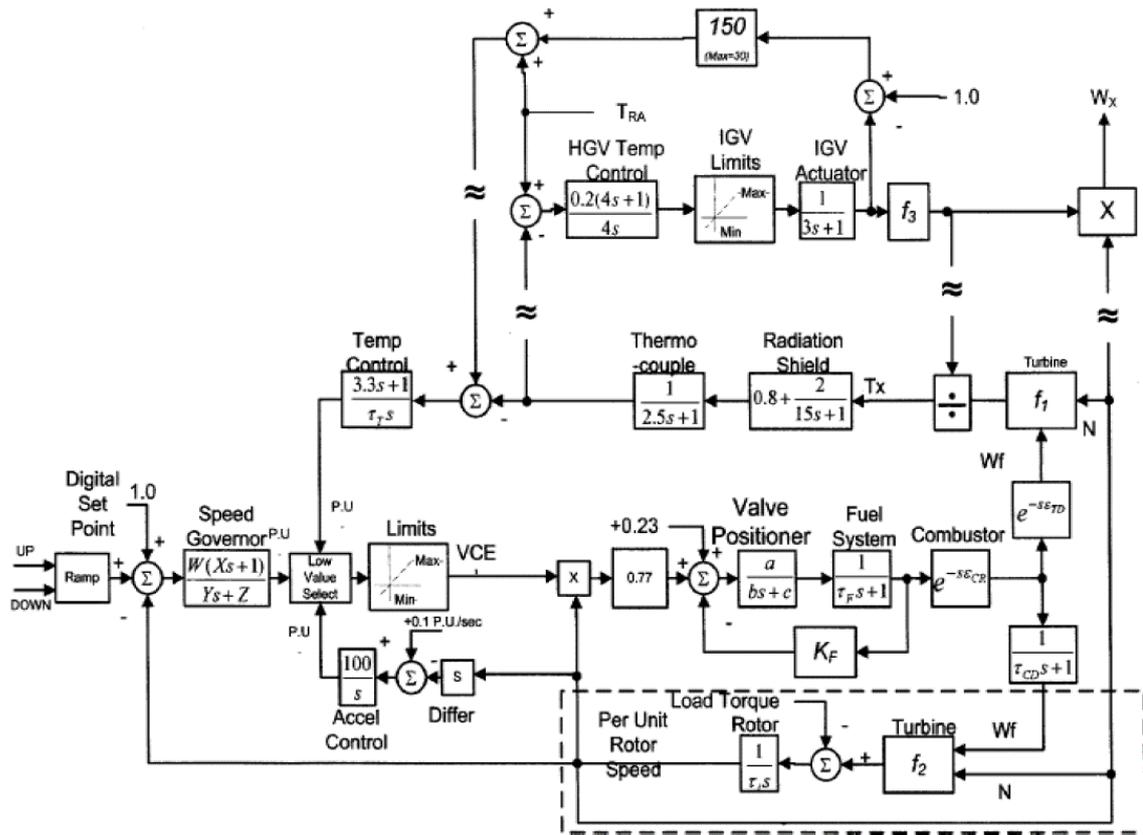


Figura 4 – Modelo de Turbina a Gás Pesada com IGv e Sistemas de Controle proposto por Rowen (1992)

Fonte: Shalan e Bahgat (2011)

Em um novo estudo, Rowen (1992) estendeu o seu modelo para aplicações com serviços de transmissão mecânica de velocidade variável, figura 4. Para isso, incluiu o cálculo da vazão do gás de exaustão, resultante da inserção das palhetas de entrada do compressor (IGV) no sistema.

Takavoli, Vahidi e Gawlik (2009) estudaram o primeiro modelo de Rowen e aplicaram leis da física e suposições termodinâmicas de modo a derivar os parâmetros das turbinas a gás usando dados operacionais. Tal estudo é útil para usos educacionais por estudantes e professores interessados em estudos dinâmicos de turbinas a gás.

Outro trabalho relevante no campo de modelagem de turbinas a gás foi proposto por Mantzaris e Vournas (2007) e é conhecido como modelo detalhado, figura 5. Este foi o primeiro estudo a explorar uma planta de ciclo combinado, ou seja, adicionando um modelo simples de turbina a vapor. O principal objetivo deste modelo é investigar a estabilidade da turbina e o seu sistema de controle em relação ao sobreaquecimento bem como a variações de frequência e carga. Os resultados mostraram que a existência de laços de controle de velocidade, frequência e vazão de ar são necessários para a estabilidade do sistema diante de distúrbios.

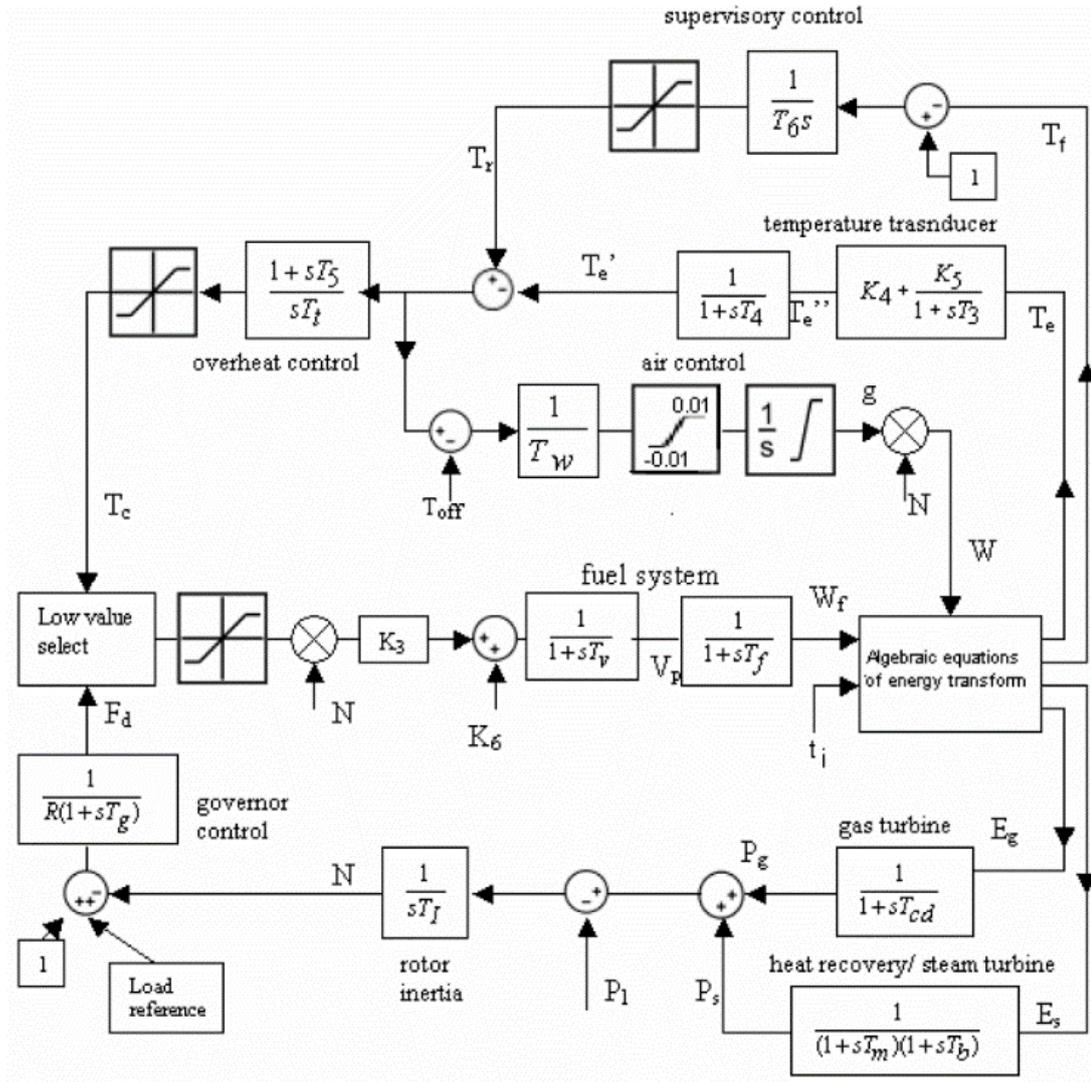


Figura 5 – Modelo Detalhado de Turbina a Gás com Sistemas de Controle proposto por Mantzaris e Vournas (2007)

Fonte: Mantzaris e Vournas (2007)

3 Controladores: Estado da Arte

CONTROLAR uma grandeza ou variável física, significa alterar o seu valor de acordo com a resposta desejada. Para tanto, os sistemas de controle fazem uso de um sistema de retroalimentação, em que se usa uma medida de saída na comparação com o sinal de referência ou entrada.

As primeiras aplicações de controle com realimentação surgiram na Grécia, entre 300 e 0 a.C., no desenvolvimento de mecanismos reguladores de nível de água por meio de válvulas acionadas por boias (CASTRUCCI; BITTAR; SALES, 2011).

Porém, de acordo com Dorf e Bishop (2009), o primeiro controlador automático com realimentação usado em um processo industrial só foi desenvolvido em 1769 por James Watt e ficou conhecido como regulador de esferas, cujo principal objetivo era controlar a velocidade de um motor a vapor. A teoria da retroalimentação começou de fato em 1856 por J. C. Maxwell, que analisou as condições para se produzirem oscilações em sistemas descritos por equações diferenciais ordinárias lineares. Em 1877, Routh e Hurwitz definiram critério para a presença ou não de oscilações no sistema. Na década de 1930, o desenvolvimento do sistema telefônico e dos amplificadores eletrônicos levaram Nyquist a desenvolver o Critério de Estabilidade para que engenheiros passassem a projetar sistemas realimentados com segurança via resposta em frequência.

Outro marco na área de controle de sistemas ocorreu durante a década de 50, durante a corrida espacial. Nela, tornou-se necessário o projeto de sistemas de controle complexos e de alta precisão para mísseis e sondas espaciais, dando origem às técnicas de controle ótimo, como o controle robusto. Esta marca a transição entre as técnicas de controle clássico e o controle moderno.

A partir da década de 80, o uso de computadores digitais para componentes de controle tornou-se rotineiro, permitindo a realização de cálculos rápidos e precisos. Também tornou-se mais fácil registrar fatos e dados de produção e comunicar-se com outros processos.

3.1 Controle Clássico

O principal representante do controle clássico é o controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID), pois dependendo de sua estrutura, pode representar um controlador de avanço ou atraso de fase, um integrador, um derivador, um ganho ou uma combinação deles.

Segundo Aguirre (2007), o controlador PID é formado por 3 ações elementares de controle que desempenham funções específicas dentro do sinal de controle:

- Ação Proporcional: faz com que o sistema reaja ao erro presente, conferindo ao sistema uma reação imediata à ação de perturbações ou de referência de magnitudes significativas;
- Ação Integral: busca eliminar erros em regime permanente;
- Ação Derivativa: antecipa o comportamento do sistema.

Matematicamente, o sistema pode ser expresso como:

$$u(t) = K \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (3.1)$$

Onde: $e(t)$ = sinal de erro; K = parâmetro de sintonia do ganho proporcional; T_d = constante de tempo derivativo; T_i = contante de tempo integral.

No domínio da frequência s , pode ser representado como:

$$G(s) = K \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (3.2)$$

Por meio destas equações, é possível perceber que a estrutura do controlador PID não exige muita complexidade. Isto, aliado à existência de ferramentas práticas para ajuste de seus parâmetros, permitiu ao controlador PID ganhar vasta aplicabilidade no controle de processos industriais ao longo dos anos. Estima-se que 90% das malhas de controle encontradas nestes processos operam com controladores PID (AGUIRRE, 2007).

Uma das características atrativas do controlador PID é a possibilidade de, em muitos casos, obter um desempenho satisfatório a partir de um nível modesto de informação sobre o comportamento do processo. Assim, é possível sintonizar o controlador sem necessariamente possuir um modelo matemático que descreva o sistema, como no caso dos métodos de sintonia de Ziegler-Nichols.

É fundamental que os controladores PID estejam bem sintonizados, evitando problemas como perda de qualidade do produto final, redução da eficiência do processo produtivo, gastos desnecessários de energia e redução na vida útil do equipamento.

Uma desvantagem dos controladores PID é que os métodos de sintonia não retornam exatamente os parâmetros ótimos para a sintonia do controlador. Todavia, servem como um ponto de partida. Além disso, os controladores clássicos geralmente não apresentam desempenho satisfatório em sistemas não-lineares e que possuem grandes constantes de tempo. Por fim, é importante ressaltar que a sua ação é puramente corretiva, ou seja, só ocorre após a detecção do erro.

3.2 Controle Moderno

Devido às crescentes demandas tecnológicas de sistemas de alta complexidade, que, em muitos casos, não podem ser representados na forma de equações diferenciais ou de diferença, novas abordagens de controle vêm sendo desenvolvidas (SILVA; COSTA, 2004).

O controle ótimo, além de garantir a estabilidade, fornece técnicas para incorporar a otimização dos critérios de desempenho. Os principais representantes do controle moderno são o controle robusto, o controle adaptativo e o controle inteligente.

No controle robusto, as ações de controle lidam com as incertezas no modelo da planta, na dinâmica e nos sistemas de medição. Dorf e Bishop (2009) definem robustez como sendo a baixa sensibilidade aos efeitos que não são considerados nas fases de análise e projeto. Durante o projeto do controlador, deve-se levar em consideração as respostas do sistema em alta e baixa frequências. O sistema deve apresentar altos ganhos em baixa frequência para bom desempenho e baixos ganhos em alta frequência para reduzir a sensibilidade a ruído do sensor e incertezas do modelo.

A maior desvantagem do controle robusto está justamente no fato de serem necessárias informações iniciais do sistema quanto às incertezas e variação no tempo dos parâmetros. Isto é, para incertezas fora da faixa estipulada, o controlador pode não responder adequadamente.

De modo a adaptar as leis de controle de acordo com as alterações de distúrbio, surgiram os métodos de controle adaptativo e controle inteligente.

3.2.1 Controle Adaptativo

O controle adaptativo é adequado a sistemas complexos que possuem variações imprevisíveis de parâmetros e incertezas, visando sempre manter um desempenho satisfatório. Aguirre (2007) ressalta que o controle adaptativo é um sistema não-linear, ainda que a planta e o controlador sejam lineares, devido à adaptação dos parâmetros em malha fechada.

Surgido na década de 50, o controle adaptativo foi pensado para o projeto de pilotos automáticos de aviões, mas só foi impulsionado com a evolução dos sistemas digitais como os microcontroladores a partir da década de 70, proporcionando um bom desempenho a um custo menor.

Luiz et al. (1997) afirma que os controladores adaptativos podem ser obtidos segundo dois procedimentos: direto e indireto.

O caso direto utiliza um estimador recursivo para obter diretamente os parâmetros da lei de controle de realimentação a partir das medidas de entrada e saída do processo - figura 6.

O controle direto também é denominado implícito, pois o projeto é baseado em uma estimativa implícita do modelo do processo.

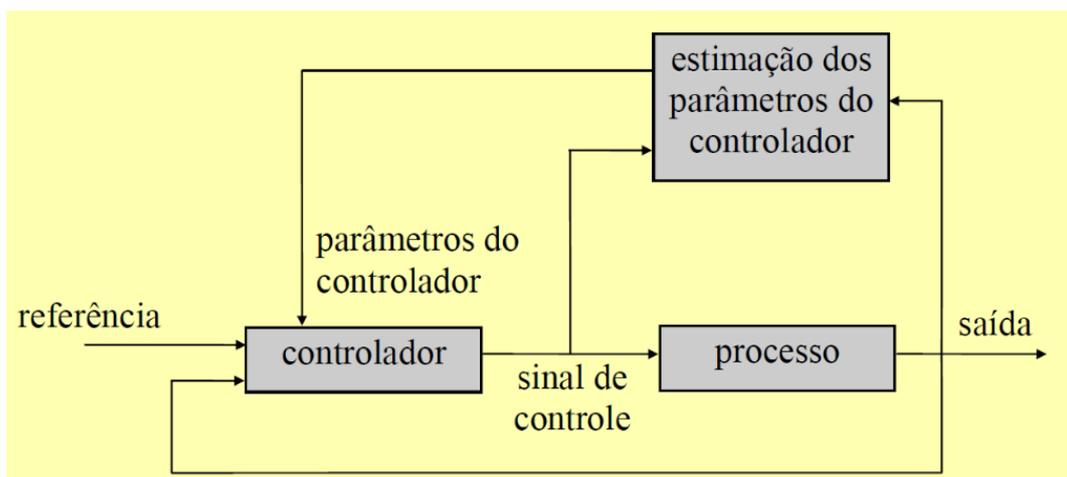


Figura 6 – Controle Adaptativo Direto

Fonte: Coelho

As técnicas de controle adaptativo direto mais utilizadas são:

- Escalonamento de ganhos: variáveis auxiliares são medidas e usadas para alterar os parâmetros do controlador;
- Baseados em modelos de referência ou métodos de gradiente direto: busca fazer com que o sistema sobre controle comporte-se como um dado modelo de referência e os parâmetros do controlador são ajustados por um esquema de gradiente.

Já no caso indireto, um estimador é utilizado para obter os parâmetros do processo a partir das medidas de entrada e saída e, em seguida, parâmetros são substituídos recursivamente pelos valores estimados. Estes, por sua vez, são usados para calcular os parâmetros do controlador - figura 7.

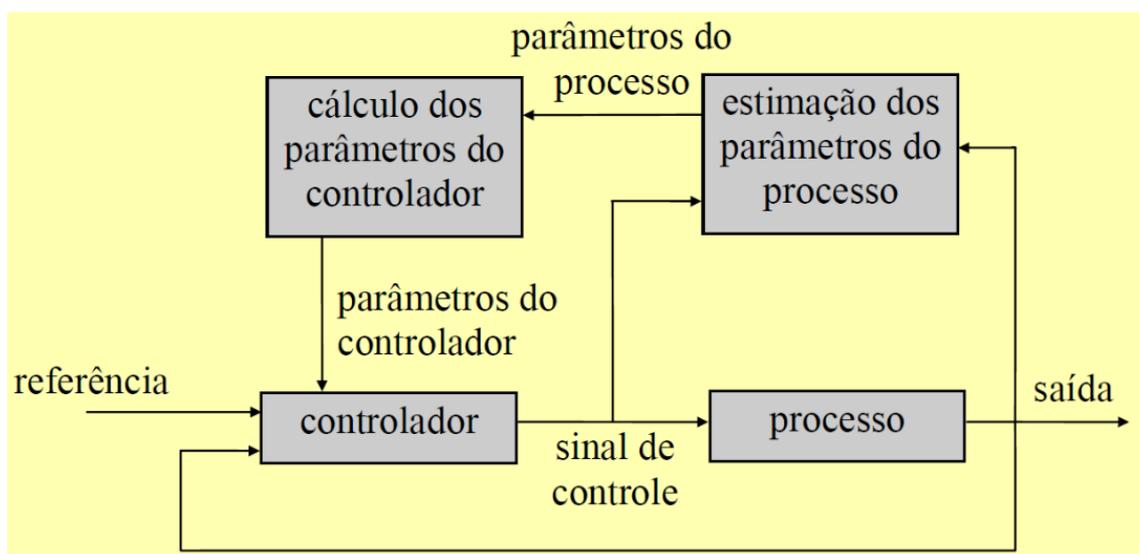


Figura 7 – Controle Adaptativo Indireto

Fonte: Coelho

Estes controladores adaptativos também são denominados explícitos, pois seu projeto é baseado em um modelo explícito do processo.

O método de controle adaptativo indireto mais utilizado é o de reguladores auto sintonizados. Esta abordagem pode ser encarada com uma automação dos processos de modelagem e o projeto de controle são atualizados a cada período de amostragem.

Bobal e Chalupa (2008) destaca a ampla utilização do método recursivo dos mínimos quadrados (LSM) para minimizar os erros previstos para o sistema.

No entanto, este método não atribui pesos ao sinal, ou seja, cada entrada e saída do sistema afeta a sua resposta na mesma intensidade, sendo que os parâmetros do processos podem mudar com o tempo. Assim, surgiu o método LSM com esquecimento exponencial. Tal método pode ser melhorado ainda mais para o método LSM com esquecimento adaptativo direcional, no qual as mudanças no coeficiente de esquecimento se adaptam de acordo com os sinais de entrada e saída do sistema. Bobal e Chalupa (2008) apresentada toda a formulação matemática do controlador, bem como uma ampla abordagem de suas aplicações, como em controladores PID e dead-beat.

3.2.2 Controle Inteligente: Redes Neurais

Um controlador inteligente é caracterizado, principalmente, por um alto grau de autonomia em sua operação, envolvendo outras áreas como ciência da computação, estatística e técnicas de otimização.

As aplicações mais comuns utilizam os conceitos de inteligência artificial para o seu desenvolvimento, como é o caso das redes neurais artificiais.

Redes neurais são algoritmos que buscam emular de modo simplificado a forma como o cérebro animal processa determinadas informações. Seus principais atrativos são a sua estrutura única, habilidade de aproximação não-linear, grande robustez e capacidade de tolerância a falhas, além de habilidade genérica e adaptativa para o aprendizado de dados (WANG; HUANG, 2013).

McCulloch e Pitts, em 1943, propuseram o modelo de neurônio artificial - figura 8 - que apresenta o corpo do neurônio, as suas entradas x_i e sua saída y . O corpo do neurônio é dividido em duas partes, a função aditiva e a função de ativação. A função aditiva é responsável por somar o produto das entradas x_k pelos seus respectivos pesos w_k . A função de ativação ou transferência $\varphi(\cdot)$ controla o valor a ser enviado pela saída y . Há ainda um entra extra e opcional, denominada bias ou revés, que geralmente possui o valor igual a 1 e não existe nos neurônios biológicos.

Matematicamente, o neurônio é representado como:

$$net = \sum_{k=1}^m x_k \cdot w_k + b_k \quad (3.3)$$

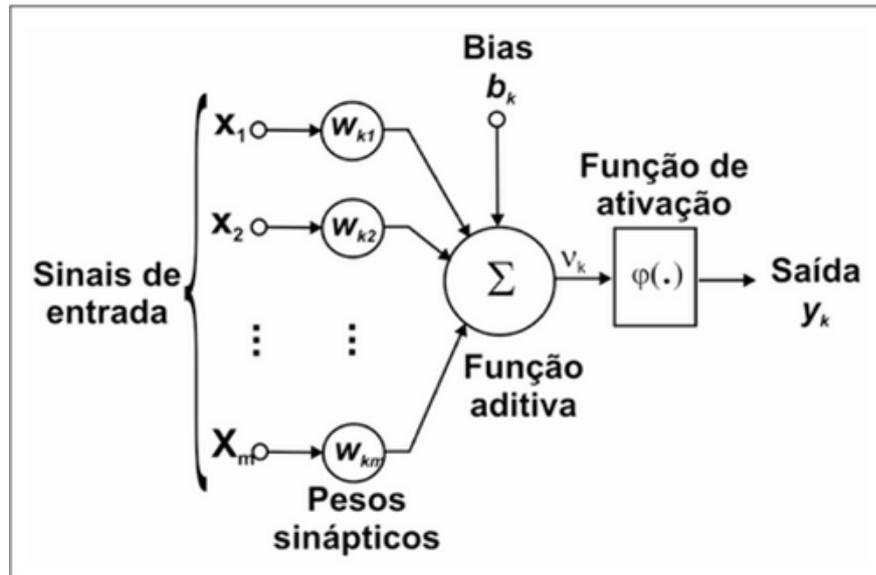


Figura 8 – Neurônio Artificial

Fonte: Martins-Filho, Mol e Rocha (2005)

Quanto à função de transferência ou ativação, Artero (2009) destaca que três são as mais comuns de se encontrar:

- Função Linear: usada geralmente para buffers de entrada e saída de dados e camadas ocultas;
- Função Degrau e Degrau Unitário: usada em modelos como o Perceptron e redes Hopfield;
- Função Logística e Tangente Hiperbólica: usadas em redes de alimentação adiante, usando o aprendizado Backpropagation.

As redes neurais podem ser classificadas de acordo com inúmeras propriedades, como o número de camadas, a conectividade entre os neurônios ou o fluxo dos sinais processados, o mais comum deles.

De acordo com o fluxo, elas se dividem em:

- Rede Feed-forward: são redes de alimentação a diante, nas quais o fluxo dos sinais processados é sempre da entrada para a saída;
- Rede Feed-backward: redes que usam realimentação, nas quais a alimentação vem dos neurônios das camadas posteriores.

Wang e Huang (2013) também destacam a introdução de redes neurais aos sistemas e teorias de controle tornou-se um tema recorrente nas pesquisas da área de controle de sistemas complexos, originando técnicas de controle como o Neuro-fuzzy, o PID Neural (PIDNN) e o NARMA-L2.

Jeyachandran e Rajaram (2011) destacam o controle NARMA-L2 (Média Móvel Não Linear Auto Regressiva) como forma de controle neural com uma abordagem derivada do controle adaptativo, com o diferencial de não fazer uso de modelo explícito do processo durante o seu projeto. Além disso, comparado com outras formas de controle neural, esta se destaca pela redução no número de conexões e pesos por meio de métodos de aproximação, tornando-se mais indicada para aplicações em tempo real.

A ideia central do controlador NARMA-L2 é transformar sistemas com dinâmicas não lineares em sistemas lineares por meio do cancelamento das não linearidades. Seu projeto é dividido em duas etapas principais: 1. Identificação do sistema e 2. Projeto do controlador a partir da reorganização do modelo da planta treinada offline. Neste modelo, a rede neural é usada para prever - por meio das entradas e saídas anteriores - a futura resposta do modelo.

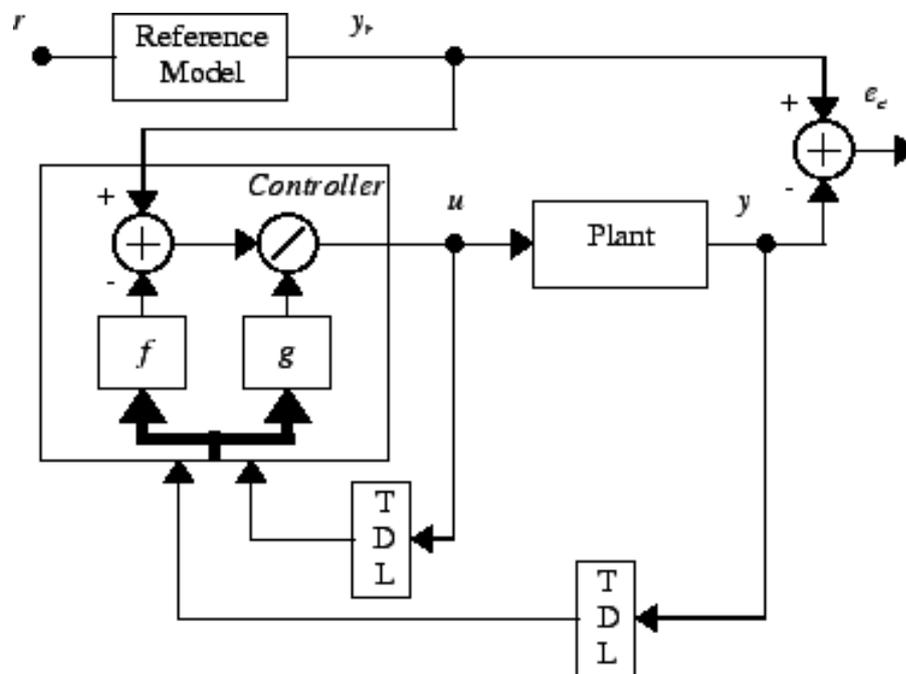


Figura 9 – Controlador NARMA-L2

Fonte: Jeyachandran e Rajaram (2011)

O controlador NARMA-L2 - figura 9 - é descrito pela equação 3.4.

$$u(k + 1) = \frac{y_r(k + d) - f[y(k), \dots, y(k - n + 1), u(k), \dots, u(k - n + 1)]}{g[y(k), \dots, y(k - n + 1), u(k), \dots, u(k - n + 1)]} \quad (3.4)$$

Com $d > 2$.

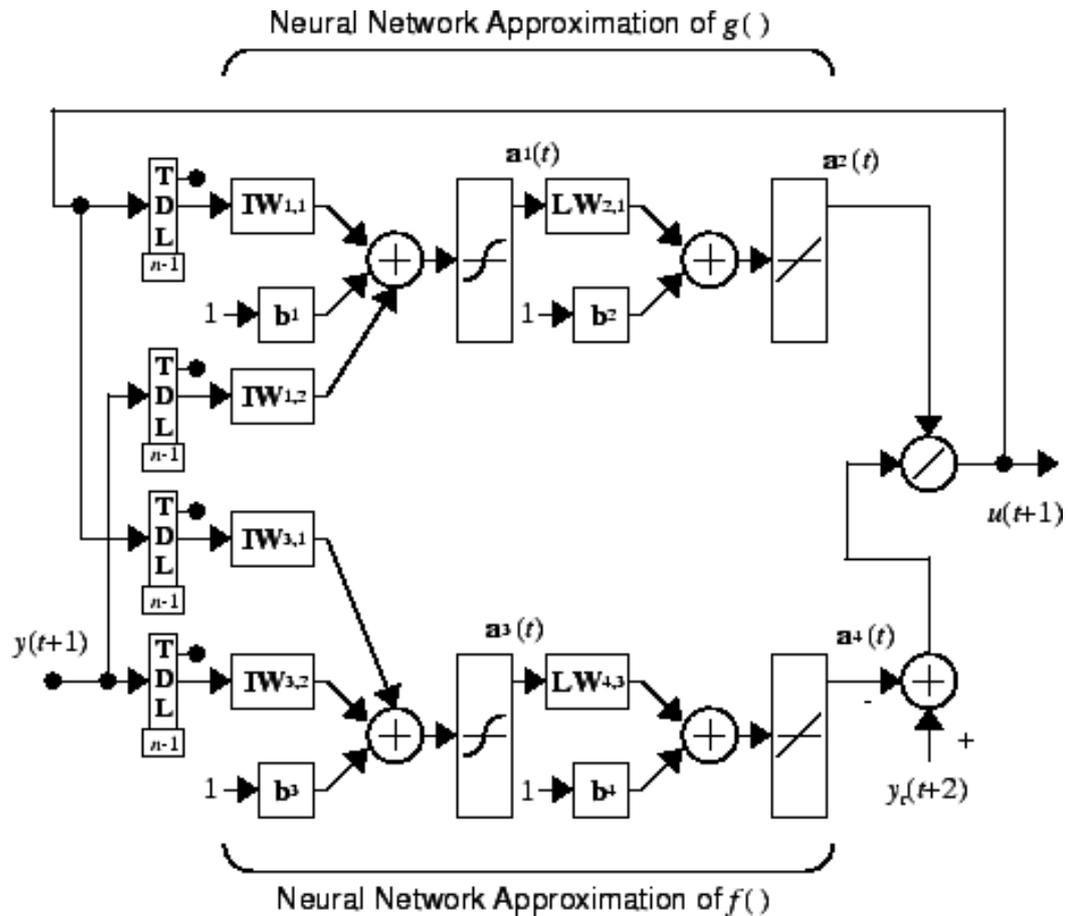


Figura 10 – Controlador NARMA-L2 com redes neurais explícitas

Fonte: Jeyachandran e Rajaram (2011)

Os blocos f e g representam as redes neurais - figura 10 - que usam a retroalimentação dos sinais de saída do controlador e da planta para comparar com a resposta futura obtida através do modelo de referência. Assim, o controlador define o sinal de controle de forma adaptativa e preditiva.

4 Materiais e Métodos

NESTE capítulo, serão discutidos os materiais e métodos utilizados na reprodução do modelo de Rowen e no projeto dos controladores neural e adaptativo.

4.1 Materiais

Dentre as opções de software disponíveis para o desenvolvimento de sistemas de controle automático e modelagem e simulação de sistemas dinâmicos, duas ferramentas destacam-se diante das demais. São elas: Scilab e MATLAB®.

Scilab é uma alternativa gratuita que permite, entre outras funções, o processamento de sinais, análises estatísticas, melhoria de imagens, otimização numérica e simulação de sistemas dinâmicos. A sintaxe de programação é baseada na linguagem MATLAB®, permitindo que muitos programas possam ser utilizados nos dois ambientes sem necessidade de alterações. O Scilab também inclui o Xcos, um ambiente de modelagem e simulação de sistemas dinâmicos, como o SIMULINK®. Ele também possui plugins que interagem com uma vasta gama de softwares, desde o Excel® até o LabVIEW®. Tais características faz com que ele já seja utilizado em muitas universidades europeias.

A outra alternativa é o MATLAB®, ferramenta paga bastante difundida no meio acadêmico e, principalmente, em empresas de pesquisa e desenvolvimento em engenharia. Isto deve-se a sua robustez e grande variedade de aplicações previamente desenvolvidas no formato de extensões. O MATLAB® possui um ambiente de simulação e modelagem extremamente robusto, o SIMULINK®, que apresenta uma vasta biblioteca de blocos que facilita a reprodução dos diferentes sistemas dinâmicos.

Para a aplicação em questão, o MATLAB® mostrou-se a ferramenta mais adequada. Primeiramente, porque é uma ferramenta mais robusta que o Scilab, já que o projeto e treinamento do controlador neural necessita de maior poder de processamento e desempenho. Em segundo lugar, o MATLAB® possui uma biblioteca de controle mais extensa, facilitando a reprodução do sistema. Por fim, o MATLAB® é uma ferramenta amplamente utilizada pela comunidade científica. A grande maioria dos trabalhos consultados na área de modelagem de turbinas a gás e do modelo de Rowen usam o SIMULINK® como ambiente de simulação. A utilização do mesmo ambiente garante a possibilidade de reprodução e facilita a comparação dos resultados obtidos.

4.2 Reprodução do modelo de Rowen

Nesta seção, serão descritos os métodos utilizados na reprodução do modelo simplificado de turbina a gás de Rowen, desde as suas características básicas para a sua reprodução até a sua simulação no SIMULINK®.

4.2.1 Características básicas do modelo

Como abordado anteriormente na seção 2.1, o modelo de Rowen (1983) é um modelo matemático simplificado de turbinas a gás pesadas de eixo único, abrangendo turbinas de 18 MW a 106 MW. Além disso, também engloba sistemas de combustível líquido ou gasoso, operações isoladas ou em paralelo, controlador estático ou isócrono e o impacto de geradores refrigerados a ar ou hidrogênio.

É importante ressaltar que o modelo possui limitações de aplicabilidade que garantem a similaridade com o sistema real. Assim, o modelo assume os seguintes pontos:

- Para ciclos simples, eixo único, com rotação constante;
- Validade em um intervalo de 95-107% da rotação nominal;
- Sem sistema de recuperação de calor;
- Condições ISO de temperatura e pressão. Isto é, temperatura ambiente de 59°F ou 15°C e pressão de 14.696 PSI ou 101.325 kPa.

Há dois grandes controles no sistema de Rowen, o de rotação da carga e o de controle de temperatura. O menor valor proveniente destes dois sistemas de controle é usado para determinar a demanda de combustível para a turbina.

O controle de temperatura, figura 11, restringe a temperatura de exaustão para evitar danos à turbina. A temperatura de exaustão medida é comparada com a referência e o sinal resultante é usado como sinal de entrada para o controlador de temperatura.

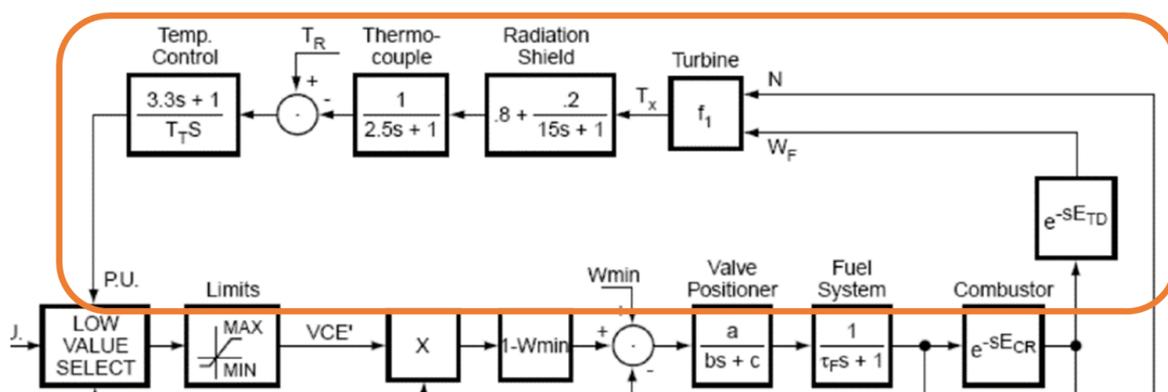


Figura 11 – Controle de Temperatura

Fonte: Rowen (1983)

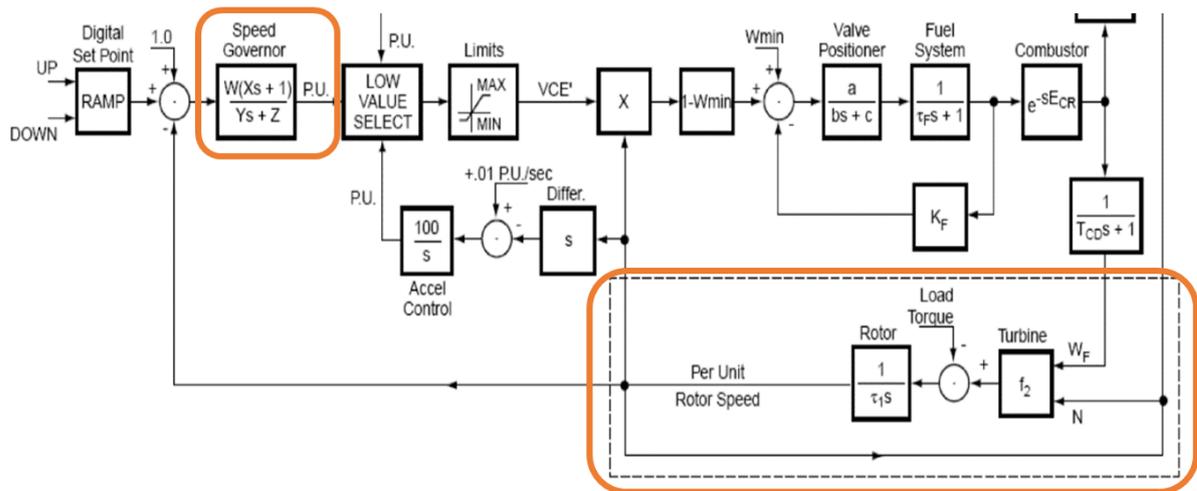


Figura 12 – Controle de Velocidade

Fonte: Rowen (1983)

Já o controle de velocidade de rotação de carga, mostrado na figura 12, baseia-se no torque efetivo da turbina em relação à referência. A velocidade de rotação é comparada com a referência somada com o ponto de ajuste digital. O ponto de ajuste digital é equivalente a um gerador de função rampa em uma taxa selecionável, predeterminada, sendo utilizado com a turbina operando em paralelo.

Há ainda o controle de aceleração, figura 13, usado primariamente durante a inicialização das turbinas a gás para limitar a taxa de aceleração do rotor antes de atingir a velocidade de controle, amenizando o estresse termal encontrado durante a operação de inicialização.

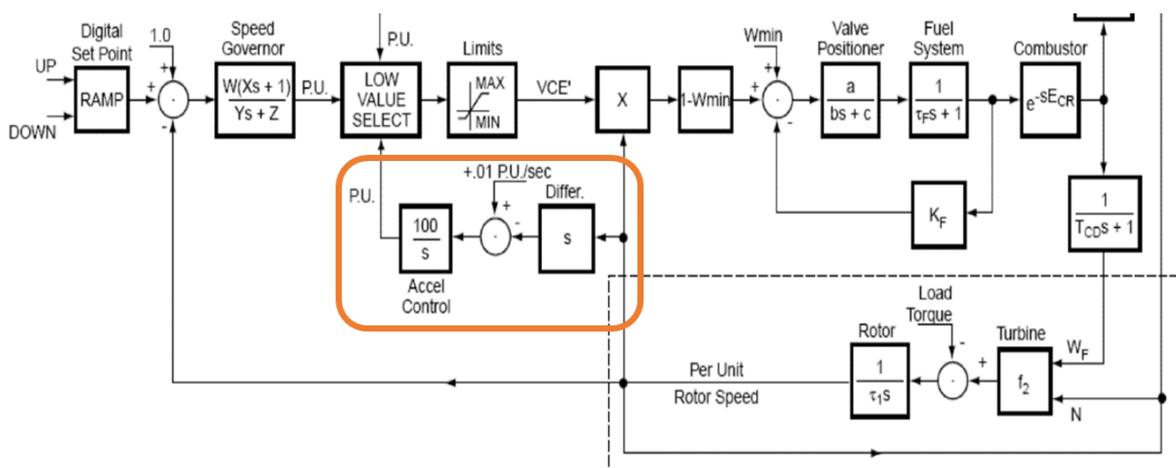


Figura 13 – Controle de Aceleração

Fonte: Rowen (1983)

Por fim, há o sistema de combustível, figura 14, responsável por prover energia de entrada para a turbina a gás proporcionalmente ao sinal de comando ($V_{CE'}$) multiplicado

pela unidade de velocidade (N). No modelo de Rowen, assume-se que as válvulas e atuadores apresentam resposta linear, de modo que o fluxo de combustível mude de modo diretamente proporcional ao sinal de saída da válvula de posicionamento. Há ainda uma realimentação externa do sistema de combustível para auxiliar no seu controle.

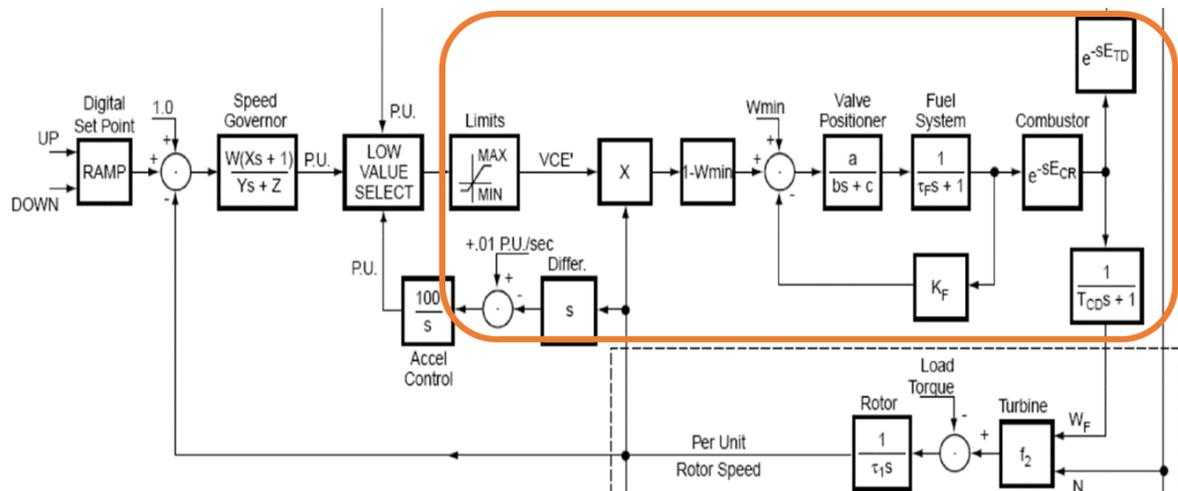


Figura 14 – Sistema de Combustível

Fonte: Rowen (1983)

Por medida de segurança, há um sistema limitador de sinal de controle do fluxo de combustível. O limite máximo é um auxiliar do controle de temperatura, evitando o sobreaquecimento da turbina. O limite mínimo corresponde à vazão mínima de combustível necessária para que se mantenha a chama no combustor.

Como apontado por Shalan e Bahgat (2011), o modelo inclui pequenos atrasos de tempo para retratar de forma mais precisa a dinâmica do sistema real.

O primeiro deles é denominado atraso de reação de combustão (E_{CR}), consistindo em um pequeno atraso entre a injeção de combustível e a liberação de calor no combustor. Em sistemas modernos, este atraso é na ordem de alguns milissegundos.

O segundo é atraso que ocorre entre a combustão do combustível e o sistema de medição de temperatura de exaustão (E_{TD}). Ele é causado pelo sistema de exaustão e turbina para transportar o fluido ao ponto de medição. Ele depende do tamanho da turbina e da velocidade média do fluido. Em geral, está na ordem dos milissegundos.

O atraso restante (T_{CD}) é um pouco maior, a ordem de décimos de segundos, e corresponde ao tempo entre o caminho de descarga do compressor e a entrada da turbina.

Rowen (1983) apresenta valores para os principais modelos de turbina da General Electric presentes na época, mas que podem ser expandidos desde que as condições já abordadas sejam obedecidas.

Como objeto de estudo, será simulada uma turbina de 56.7MW, com um estatismo de 4%, operando nas condições ISO, usando gás natural como fonte de combustível.

Hajagos e Bérubé (2001) apresentam uma lista de parâmetros - tabela 1 - e seus respectivos valores recomendados para esta turbina.

Takavoli, Vahidi e Gawlik (2009) empregaram leis da física e termodinâmica para derivar os parâmetros do modelo de Rowen. Este estudo é bastante relevante para fins educacionais no estudo do comportamento dinâmico das turbinas a gás. Desse modo, por meio de equações simples, é possível encontrar todos os parâmetros do modelo para turbinas de diversos tamanhos a partir de suas características básicas de funcionamento.

Tabela 1 – Parâmetros do Modelo de Rowen

Parâmetro	Descrição	Valor
W	Ganho = $1/\text{estatismo}$ (pu MW/pu velocidade)	16.7
X	Constante de Avanço do Controlador PID (s)	0.6
Y	Constante de Atraso do Controlador PID (s)	1
Z	Modo do Controlador (1=estatismo; 0=isócrono)	1
MAX	Limite Superior de Demanda (pu)	1.5
MIN	Limite Inferior de Demanda (pu)	-0.1
a	Posicionador da Válvula	1
b	Posicionador da Válvula	0.05
c	Posicionador da Válvula	1
Wmin	Fluxo mínimo de Combustível	0.23
TF	Constante de tempo do controle de combustível (s)	0.4
KF	Sistema de Retroalimentação de combustível	0
ECR	Tempo de atraso na reação de combustão (s)	0.01
ETD	Atraso de exaustão e Turbina (s)	0.04
TCD	Constante de Tempo de descarga do Compressor (s)	0.2
TR	Temp. de referência de Exaustão da Turbina (°F)	950
TT	Taxa de Integração para o controlador de Temp (°F)	450
f1	$Tx = TR - 700 * (1 - WF) + 550 * (1 - N)$	
f2	$1.3 * (WF - 0.23) + 0.5 * (1 - N)$	
Ti	Inércia= $2 * H$	15.64

Fonte: Hajagos e Bérubé (2001)

4.2.2 Simulação e validação do modelo

O modelo de dinâmico foi reproduzido em SIMULINK[®] baseado na figura 3. Os parâmetros foram inicializados na janela de comando principal do MATLAB[®] de modo que possam ser alterados, caso necessário, com maior facilidade.

Para a simulação da carga do sistema, foi utilizado o bloco de máquina síncrona trifásica, configurada para 56.7 MW, 20 kV e 3000 rpm. Com isso, é possível obter outras características da carga, além da velocidade de rotação do rotor, como as potências ativa e reativa, a corrente do estator e o ângulo de carga.

A partir deste modelo de máquina síncrona utilizado, definiu-se o tempo de amostragem como sendo de 50 μs .

Os parâmetros avaliados são: potência de saída da turbina (por unidade), velocidade da turbina (por unidade), fluxo de combustível (por unidade) e temperatura de exaustão da turbina (em Fahrenheit).

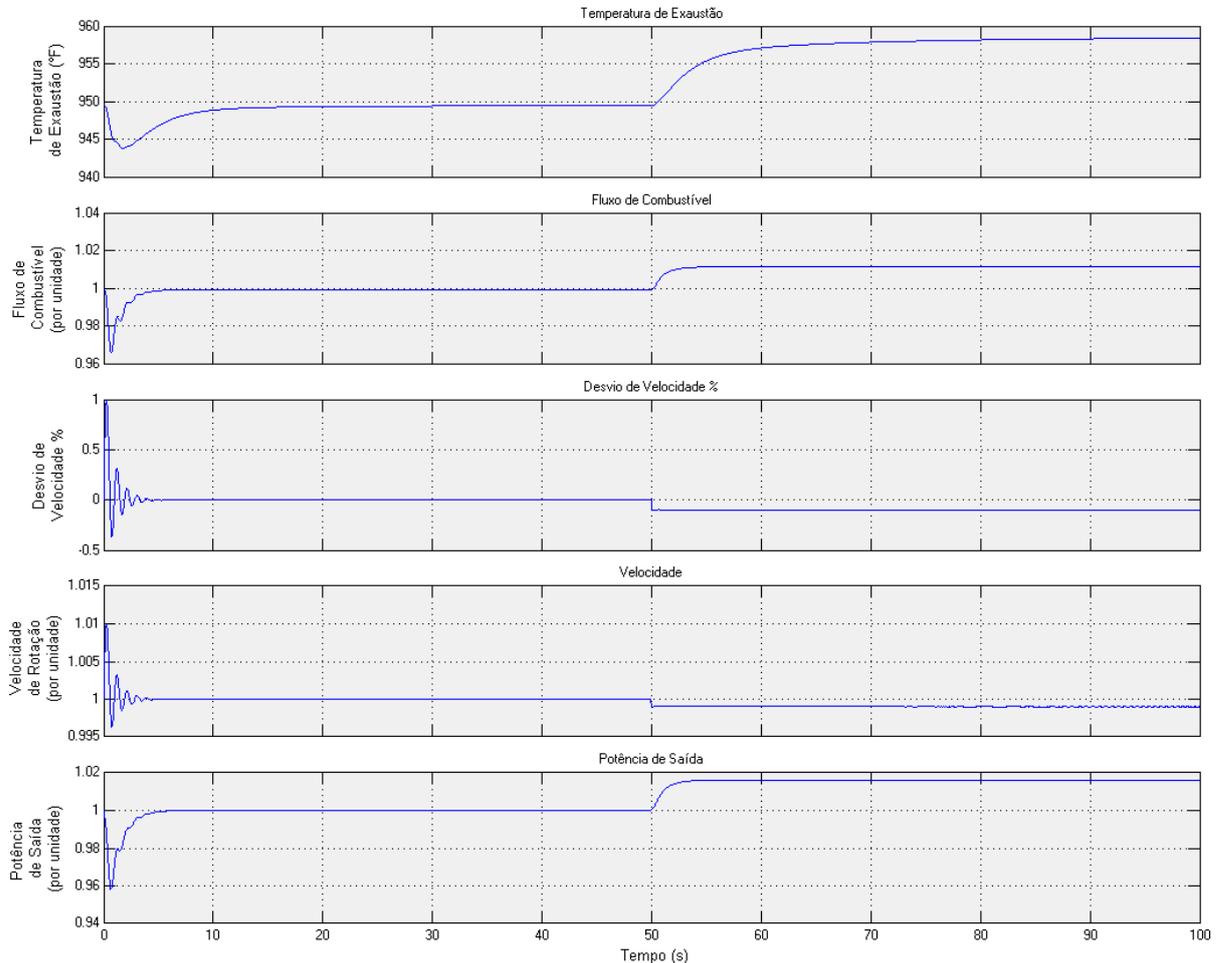


Figura 16 – Resposta à redução de 0.1% na velocidade

Para a redução de 0.1% na velocidade de rotação, figura 16, a potência de saída apresentou um aumento de aproximadamente 2% de modo a compensar o distúrbio na velocidade, acompanhado por um aumento no fluxo de combustível em 1% e a temperatura manteve-se abaixo do limite máximo permitido, não acionando, portanto, o controle de temperatura.

Para o cenário de -0.3%, figura 17, no entanto, há um aumento de cerca de 5% na potência de saída da turbina e de 3.5% no fluxo de combustível, fazendo com que a temperatura de exaustão aumente ao ponto de acionar o controle de temperatura por medida de segurança.

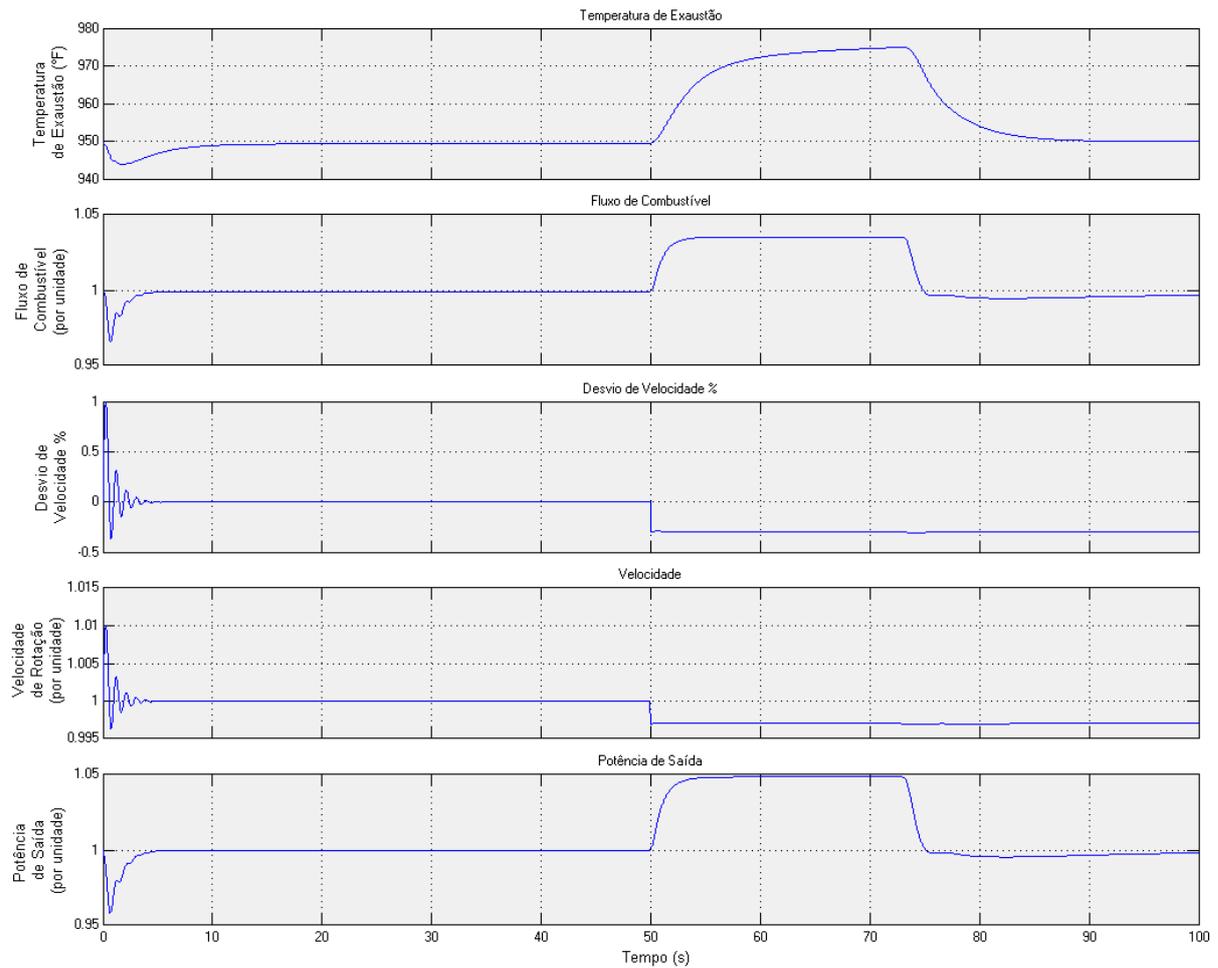


Figura 17 – Resposta à redução de 0.3% na velocidade

Por fim, no terceiro cenário, figura 18, o aumento de 20% na referência causa uma sobrecarga no sistema, fazendo com que a temperatura de exaustão ultrapasse o permitido e com que o controle de temperatura se sobreponha ao controle de velocidade da turbina para estabilizar o sistema. Ou seja, apesar do valor de referência ser maior do que o permitido, o controle de temperatura assume o controle e ajusta a posição das válvulas de combustível e potência da turbina de acordo com os valores permitidos. Este comportamento já era esperado, visto que o excesso de carga é uma possibilidade real e não pode levar o sistema à instabilidade. Ao assumir o controle, o sistema de temperatura garante a segurança de operação da turbina.

Ao comparar os resultados obtidos na simulação com os resultados propostos por Shalan e Bahgat (2011), pode-se afirmar que o sistema foi reproduzido com sucesso. Uma vez validado o modelo, a próxima etapa é o projeto dos controladores adaptativo e neural para futura comparação.

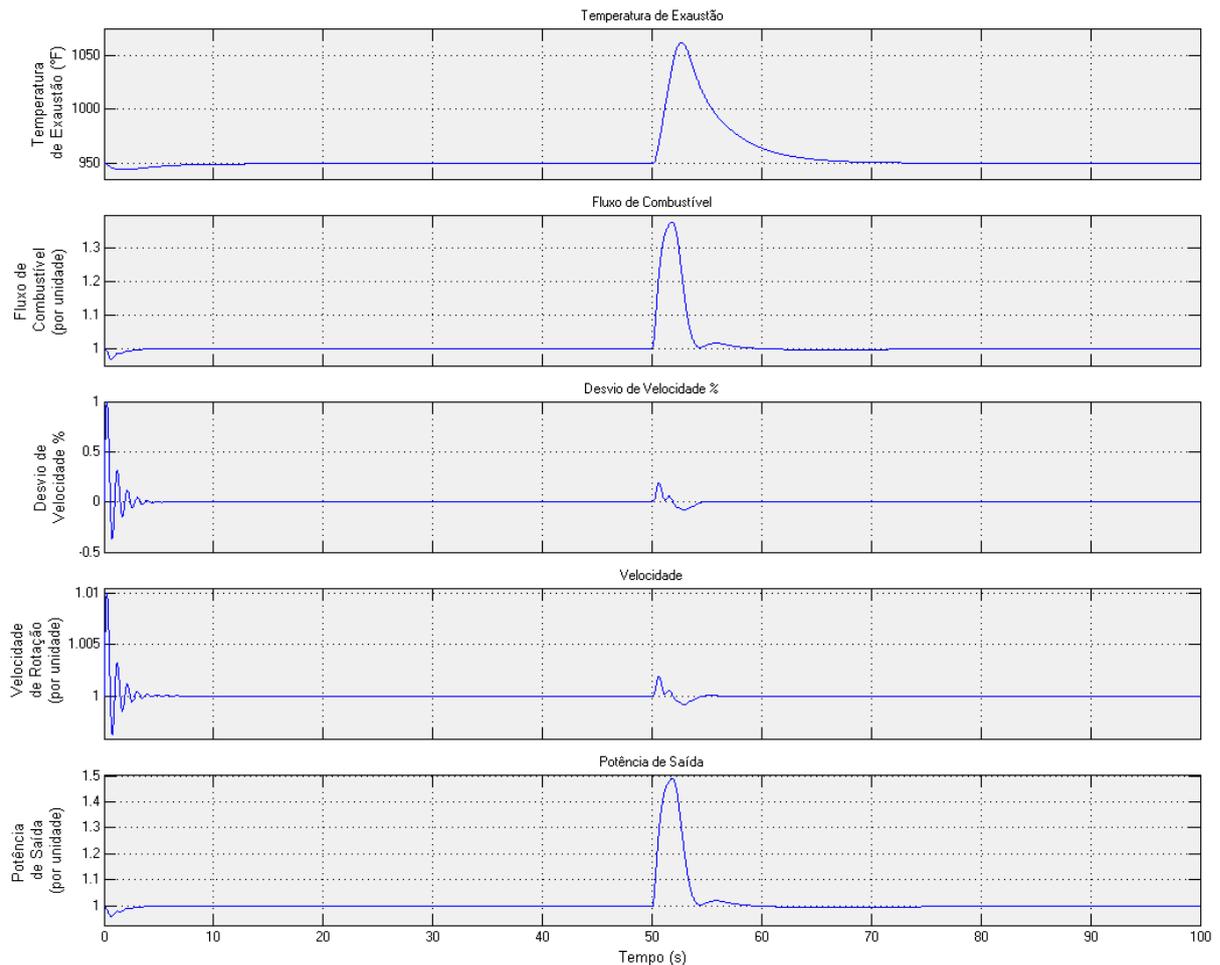


Figura 18 – Resposta ao aumento de 20% na carga do sistema

4.3 Projeto do controlador adaptativo

Como abordado na subseção 3.2.1, os controles adaptativos se dividem em diretos ou indiretos, baseados, respectivamente, em modelos implícitos ou explícitos do sistema. Como na aplicação em questão o modelo de Rowen é um modelo explícito do sistema, o controle adaptativo indireto é a opção mais indicada para o controle da planta. A adaptabilidade do sistema pode ser obtida através do método de reguladores auto sintonizados, o método mais usual para este tipo de controladores.

Bobal e Chalupa (2008) destacam uma grande variedade de controladores adaptativos auto sintonizados baseados em métodos recursivos LSM.

De modo a melhorar a resposta transitória, reduzindo o tempo de subida, e levar o erro de regime permanente a zero, escolheu-se o controlador de resposta mínima (dead-beat) para o realizar controle do modelo. Como proposto por Åström, (2002), este tipo de controlador deve ser suficiente para controlar um sistema PID. A vantagem deste controlador adaptativo está justamente no ajuste dos parâmetros do controlador a cada ciclo de amostragem para melhorar ainda mais o seu desempenho

A etapa inicial no projeto do controlador é estimar os seus parâmetros iniciais. Para um sistema de segunda ordem, seus parâmetros são representados da seguinte forma:

$$[\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}_1, \hat{b}_2]^T$$

A lei de controle, por sua vez, é descrita pela equação 4.1.

$$u_k = r_0 w_k - q_0 y_k - q_1 y_{k-1} - p_1 u_{k-1} \quad (4.1)$$

Onde:

$$q_0 = \frac{-\hat{a}_1^2 \hat{b}_2 + \hat{a}_1 \hat{a}_2 \hat{b}_1 + \hat{a}_2 \hat{b}_1}{-\hat{b}_2^2 + \hat{a}_1 \hat{b}_1 \hat{b}_2 - \hat{a}_2 \hat{b}_1^2}; \quad q_1 = \frac{-\hat{a}_2 (\hat{a}_1 \hat{b}_2 - \hat{a}_2 \hat{b}_1)}{-\hat{b}_2^2 + \hat{a}_1 \hat{b}_1 \hat{b}_2 - \hat{a}_2 \hat{b}_1^2}; \quad p_1 = \frac{\hat{b}_2 (\hat{a}_1 \hat{b}_2 - \hat{a}_2 \hat{b}_1)}{-\hat{b}_2^2 + \hat{a}_1 \hat{b}_1 \hat{b}_2 - \hat{a}_2 \hat{b}_1^2}; \quad r_0 = \frac{1}{\hat{b}_1 + \hat{b}_2}$$

Para o método LSM com esquecimento adaptativo direcional proposto por Bobal e Chalupa (2008), também necessário definir outros parâmetros iniciais específicos - tabela 3.

Tabela 3 – Parâmetros Iniciais do Controlador Adaptativo

Parâmetro	Descrição
Tempo de Amostragem T_0	Define o tempo de amostragem do controlador, sendo usado no processo de identificação e no cálculo do sinal de controle.
Matriz de Covariância C	Matriz usada no processo de identificação online. Deve ser quadrada e positiva, com a dimensão igual ao número de parâmetros. É apresentada na forma G^*I , onde I é a matriz identidade e G a matriz de ganhos. Quanto maior o ganho, menor a influência das estimativas iniciais.
Coefficiente de Esquecimento φ	Deve estar contido no intervalo $0 < \varphi \leq 1$ e é usado para determinar a taxa de esquecimento de valores mais antigos. Quanto menor o valor de φ , menor será a influência de parâmetros antigos na estimativa do parâmetro atual. No controlador LSM com esquecimento direcional adaptativo, esse valor muda de acordo com a entrada do sistema e os valores de saída.
λ	Usado no processo de identificação online do processo controlado, com $0 < \lambda \leq 1$. O valor inicial sugerido é 0.001.
ρ	Usado no processo de identificação online do processo controlado, com $0 < \rho \leq 1$. O valor inicial sugerido é 0.99.
ν	Usado no processo de identificação online do processo controlado, com $0 < \nu \leq 1$. O valor inicial sugerido é 10^{-6} .

O controlador pode ser reproduzido em MATLAB[®]/SIMULINK[®] aplicando as fórmulas descritas por Bobal e Chalupa (2008).

A característica adaptativa do controlador permite que ele seja usado para controlar não apenas a velocidade, mas sim o menor valor - dentre aceleração, velocidade e controle de temperatura - selecionado pela válvula de seleção de menor valor. Assim, a saída do controlador determina diretamente o sinal de comando ($V_{CE'}$) - figura 19.

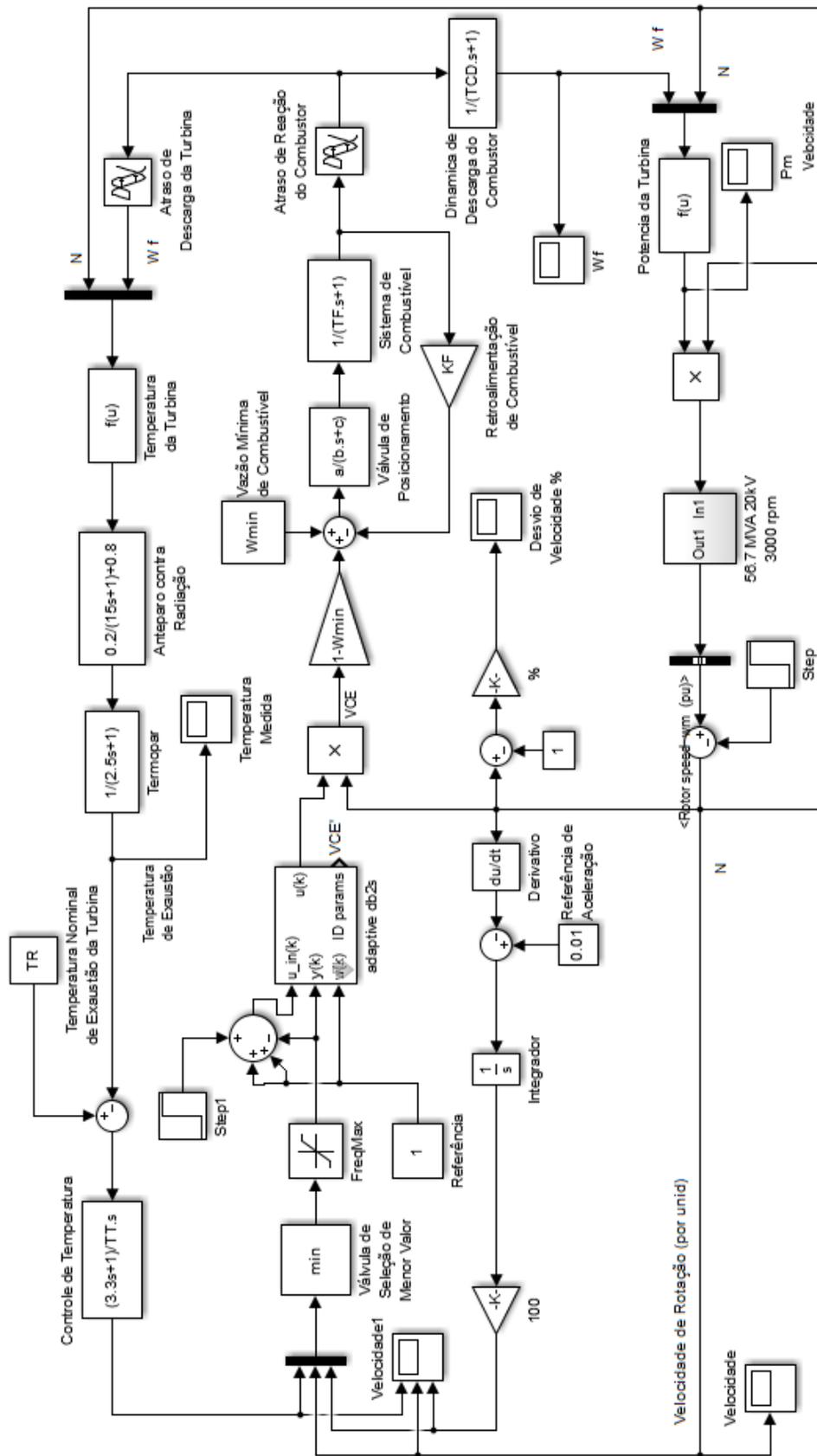


Figura 19 – Modelo de Rowen proposto com controle adaptativo

Outra característica a ressaltar no controlador LSM com esquecimento adaptativo direcional é a possibilidade de alterar o valor de controle anterior interpretado pelo controlador. Na aplicação em questão, por exemplo, ele pode ser alterado de modo a corresponder ao valor de referência somado ao valor que falta para atingi-la. Assim, quando um ruído diminui a velocidade do rotor, o controlador rapidamente compensa esse valor ao adicionar o que foi perdido ao valor referência, fazendo com que o sinal de controle posterior seja proporcionalmente maior.

Os valores iniciais utilizados no modelo estão listado na tabela 4. O tempo de amostragem utilizado é o mesmo adotado para o modelo. A matriz de covariância utilizada é a matriz identidade, de modo que o efeito dos valores iniciais não sejam tão significativos e prejudiquem a adaptabilidade do sistema.

Nos testes realizados, verificou-se que a resposta transitória do sistema é satisfatória neste caso. O coeficiente de esquecimento (φ) pode ser estipulado aleatoriamente, desde que entre 0 e 1. Isto porque no controlador LSM com esquecimento direcional adaptativo, o valor de φ muda de acordo com a entrada do sistema e os valores de saída. Os demais valores usados são os recomendados - tabela 3.

Tabela 4 – Valores dos Parâmetros Iniciais do Controlador Adaptativo

Parâmetro	Valor Inicial
Tempo de Amostragem T_0	$5 \cdot 10^{-5}$
Parâmetros [a1; a2; b1; b2]	[1; 8; 1; 0.5]
Matriz de Covariância C	$1 \cdot I(4, 4)$
Coefficiente de Esquecimento φ	0.6
λ	0.001
ρ	0.99
ν	$1 \cdot 10^{-6}$

Assim como na sintonia da maior parte do controladores PID, os parâmetros iniciais foram obtidos por meio da tentativa e erro. No entanto, ao realizar este processo, percebeu-se que, assim como para o coeficiente de esquecimento, os parâmetros iniciais não ofereceram mudanças significativas na planta. Isto porque os seus valores mudam a cada tempo de amostragem - 50 microssegundos para a aplicação em questão - e o controlador é robusto o suficiente para rapidamente se adaptar e encontrar valores ideais para garantir o bom desempenho do sistema.

4.4 Projeto do controlador neural

Na subseção 3.2.2, foram discutidos princípios básicos de redes neurais com exemplos de controladores. Dentre estes, destaca-se o controlador NARMA-L2, por possuir características importantes para modelo de turbina a gás em questão: não necessita de um

modelo explícito do processo e é ideal para controle em tempo real, pois apresenta maior velocidade de processamento devido a sua estrutura simplificada.

O projeto de um controlador NARMA-L2 também é mais simples que o de um controlador neural tradicional, como o que também se encontra na biblioteca do SIMULINK®.

Para projetar um controlador neural clássico, inicialmente deve-se realizar o processo de identificação da planta/sistema. Neste processo, define-se o tempo de amostragem e, com a planta em malha aberta, aplicam-se vários sinais de entrada no sistema e registram-se as suas respectivas respostas. Este processo é repetido de acordo com o número de amostras desejadas. Quanto maior o tamanho da amostra, mais preciso será o treinamento da rede. Em seguida, usam-se os dados para treinar a rede de identificação da planta.

A etapa seguinte é o projeto do controlador propriamente dito. Nele, realiza-se uma nova identificação da planta, mas desta vez com o sistema em malha fechada. Após coletados os dados amostrados, estes são usados para o treinamento da rede neural do controlador. Enfim, o controlador neural estará pronto para ser colocado no sistema.

Já para projetar um controlador NARMA-L2, basta realizar duas etapas principais: identificação da planta e treinamento do controlador.

Para realizar a identificação da planta, a primeira etapa é criar um modelo da planta com as entradas e saídas do sistema por meio dos blocos "in" e "out", figura 20, para obter os dados para o treinamento. O modelo é igual ao modelo de Rowen, porém sem o controlador clássico. O bloco para os dados de entrada do sistema simula os sinais do controlador e obtém as variações no sinal de saída, no caso a velocidade de rotação do sistema.

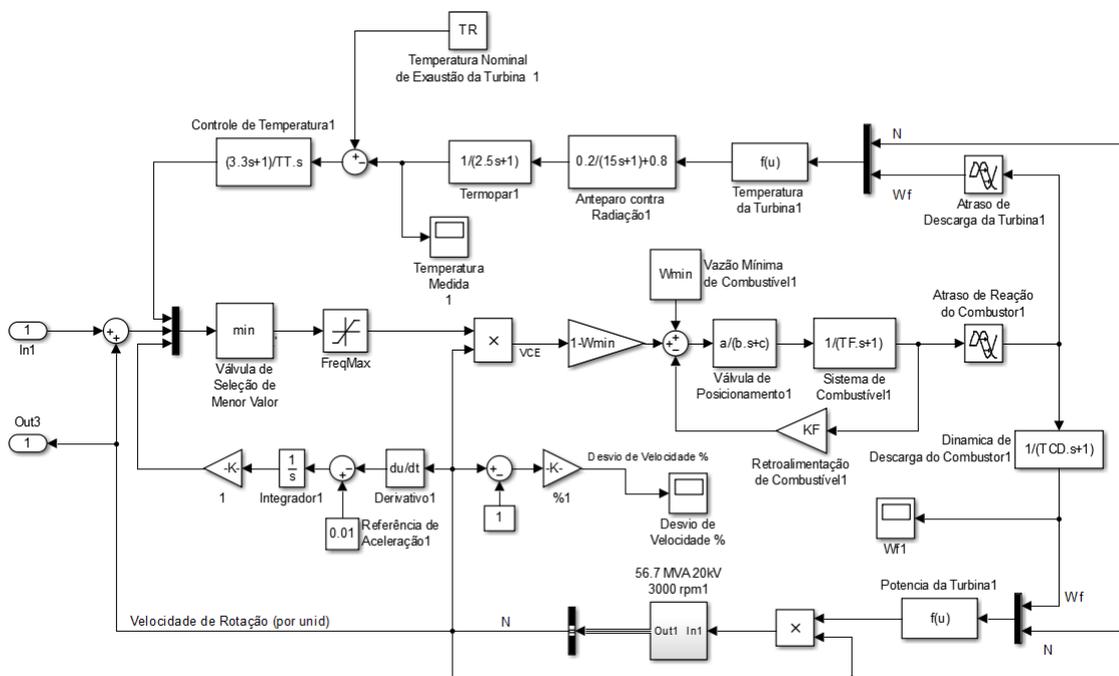


Figura 20 – Modelo para Identificação da Planta

Na janela de configuração do controlador NARMA-L2 - figura 21 -, definem-se os principais parâmetros de treinamento e identificação do sistema. Para a aplicação em questão, definiu-se um intervalo de amostragem de 0,05 segundos para coincidir com o tempo de amostragem do sistema. Este processo será repetido 500 vezes, com a entrada da planta variando entre 1,04 e 0,94 unidades, respeitando as restrições do modelo.

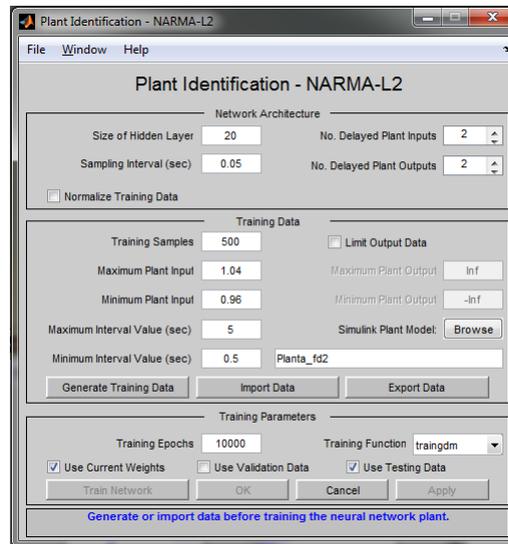


Figura 21 – Janela de Configuração do Controlador NARMA-L2

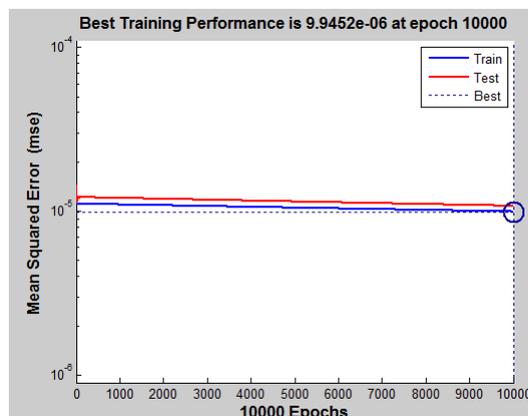


Figura 22 – Desempenho de Treinamento do Controlador NARMA-L2

Uma vez definidos os parâmetros para identificação do modelo, o SIMULINK® irá gerar os dados de amostragem e habilitará as opções de treinamento da rede neural. Para tanto, é necessário definir o número de neurônios da camada oculta, o número de épocas e a função de treinamento. Estes valores são definidos de forma aleatória inicialmente e podem ser ajustados posteriormente de acordo com a eficiência de treinamento desejada. Para a identificação do modelo de Rowen, foram utilizados 20 neurônios na camada oculta e 10000 épocas. O desempenho de treinamento obtido foi satisfatório, com um erro quadrático MSE (Mean Squared Error) de apenas $9,9 \cdot 10^{-6}$ (figura 22).

O controlador NARMA-L2, figura 9, usa tanto a saída real do sistema como um sinal de referência para prever, por meio do modelo de referência criado durante a identificação da planta, a resposta do sistema e poder se adaptar às suas variações mais rapidamente.

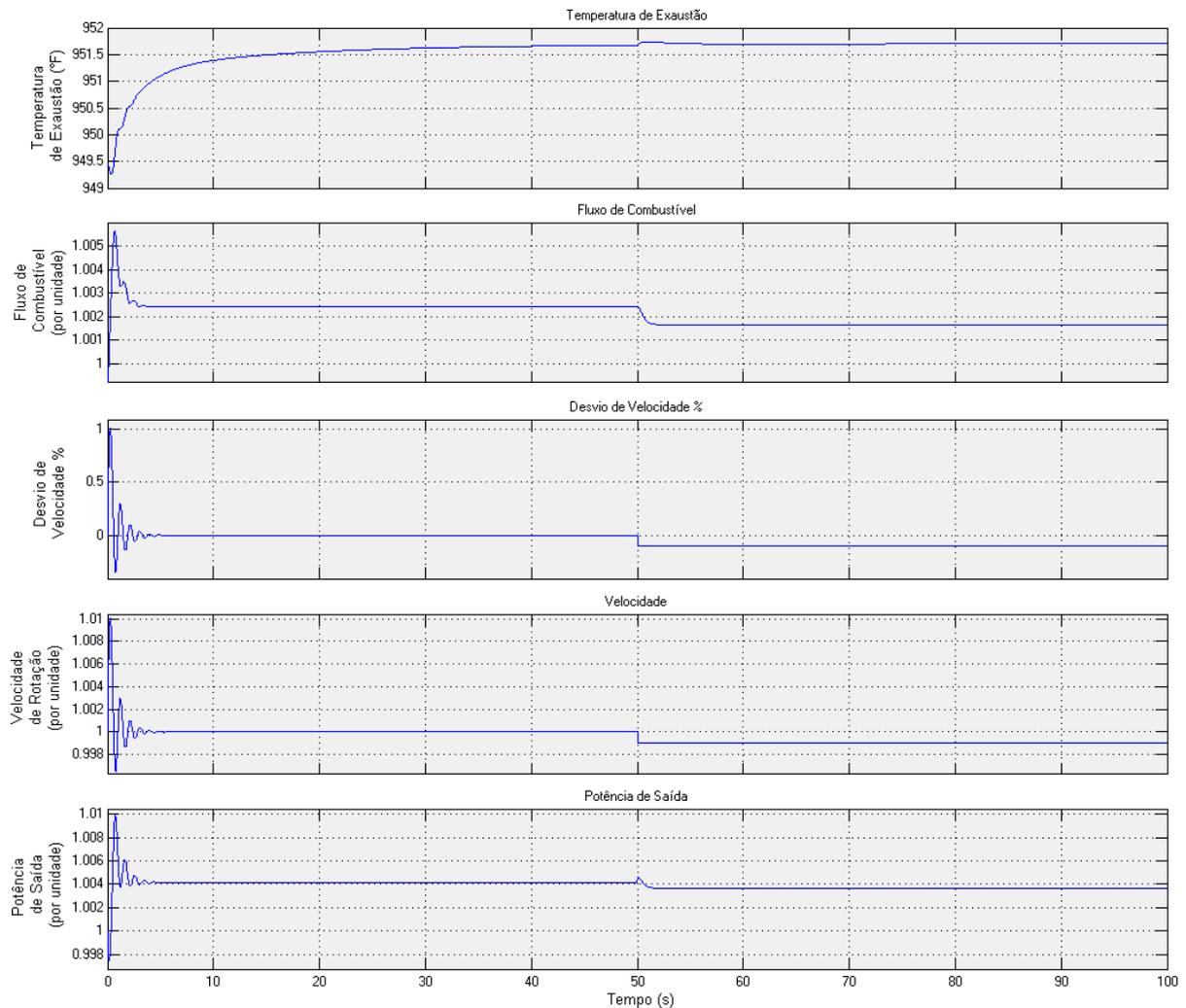


Figura 24 – Resposta do modelo com Controlador NARMA-L2 e Referência igual a 1 unidade

Para a referência do modelo de Rowen, este valor não pode ser apenas uma constante, já que a velocidade não é a única variável monitorada no sistema. Ao usar apenas o valor de uma unidade como referência, figura 24, o controlador não conseguirá interpretar corretamente a relação inversa existente entre o fluxo de combustível e a velocidade de rotação do rotor. Isto é, uma redução de velocidade devido a distúrbios deve aumentar o fluxo de combustível na turbina para que possa compensar os efeitos do ruído. Caso contrário, os distúrbios de maiores proporções levariam a turbina a reduzir drasticamente a sua potência por falta de combustível. Isto poderia levar, por exemplo, a turbina de um avião a parar de funcionar durante uma situação de turbulência.

Deste modo, a solução encontrada foi retroalimentar o controlador com os desvios nos

valores de potência e fluxo de combustível em relação aos seus valores de referência (1 unidade).

Também vale ressaltar que isto não interfere no sistema do controle de temperatura, pois em caso de superaquecimento, o sinal de controle de temperatura se manterá abaixo da referência, enquanto o sinal do controle de velocidade tenderá a aumentar devido à queda no fluxo de combustível. Deste modo, por causa da válvula de seleção de menor valor, o sinal de controle de temperatura prevalecerá até que a temperatura volte ao seu valor nominal.

5 Resultados e Discussões

NESTE capítulo, serão discutidos os resultados obtidos para cada um dos controladores projetados, comparando-os entre si em cada um dos cenários propostos por Shalan e Bahgat (2011).

Para o primeiro cenário, o sistema é sujeito a uma redução de 0.1% na velocidade de rotação. Neste cenário, o objetivo principal é simular o comportamento do sistema a um pequeno distúrbio que não leve a turbina ao sobreaquecimento, mas que leve o sistema a alterar a sua potência de saída e fluxo de combustível de modo a compensar os efeitos do distúrbio.

Como pode ser observado na figura 25, o controlador PID apresenta uma tempo de acomodação maior em relação aos controladores adaptativo e NARMA-L2. A resposta transitória, apesar de pouco oscilatória, tem um pico negativo bem abaixo da referência. Já a resposta permanente do sistema é bem parecida para os três controladores. No entanto, o distúrbio na velocidade de rotação causa maior efeito no controlador PID, de modo que o fluxo de combustível e a temperatura de exaustão aumentam de forma mais significativa em comparação aos demais controladores.

Apesar de apresentarem respostas bem parecidas, por meio da figura 26 é possível perceber que o controlador adaptativo apresenta resposta transitória menos oscilatória, possui o tempo de subida e sobressinal menores para todos os parâmetros monitorados. O controlador adaptativo também responde melhor ao distúrbio na velocidade de rotação.

É importante ressaltar que, assim como na figura 25, muitas vezes as respostas obtidas para o desvio de velocidade e velocidade de rotação são iguais para dois ou três controladores. Nestes casos, os sinais ficam sobrepostos e apenas um deles fica visível nos gráficos.

Para o segundo cenário, o sistema é sujeito a uma redução de 0.3% na velocidade de rotação. Neste cenário, o modelo de Rowen com controlador PID clássico tem um aumento de temperatura de exaustão ao ponto de acionar o controle de temperatura como medida de segurança (figura 27). Quanto aos controladores adaptativo e neural - figura 28 -, este apresenta novamente resposta transitória mais oscilatória com sobressinal maior, enquanto aquele possui tempos de subida e acomodação menores.

Para o terceiro cenário, o sistema é sujeito a um aumento de 20% na carga por meio do valor de referência. Esta carga está acima da faixa de operação recomendada, levando o sistema à sobrecarga. Com isso, em todos os controladores, o sistema ultrapassa o limite máximo de temperatura de exaustão, de modo que o controle de temperatura se sobrepõe ao controle de velocidade, ajustando a posição das válvulas de combustível e restabelecendo a temperatura, como pode ser observado na figura 29.

O sistema com controlador PID apresenta picos de temperatura e fluxo de combustível

consideravelmente maiores do que os controladores neural e adaptativo, porém restabelece o sistema em menos tempo. Dos três controladores, o controlador NARMA-L2 apresentou a resposta mais robusta em relação ao aumento de carga, apesar de ter sido o que mais demorou para retornar a temperatura ao valor de referência (figura 30).

Os resultados obtidos apontam para uma estabilidade dos sistemas nos três cenários. No entanto, as simulações envolvem apenas um curto período de tempo e não podem ser usadas como base para afirmar se os sistemas são ou não estáveis. Para tanto, a solução encontrada foi utilizar a função "isstable(system)" do MATLAB[®] para retornar automaticamente se o sistema é ou não estável. Para os três modelos, nos três cenários propostos, a função confirmou a estabilidade.

A eficácia do sistema em termos numéricos pode ser obtida para o primeiro cenário, com os controladores propostos apresentando 1% a menos no consumo de combustível para o período analisado. Este valor, no entanto, varia de acordo com os distúrbios aplicados. Porém, nos demais cenários este número não pode ser calculado, visto que o objetivo dos mesmos é verificar se o sistema atende aos requisitos de segurança. Apesar disso, no segundo cenário, a melhoria neste aspecto é visível visto que, ao contrário do controlador PID clássico, o sistema não sofre sobreaquecimento justamente por apresentar um consumo de combustível menor para os dois controladores propostos.

Por fim, os sistemas foram expostos a distúrbio aleatórios na velocidade de rotação, reduzindo-a entre 0 e 0.3%. O resultado, figura 31, confirma os demais resultados discutidos anteriormente. Os três controladores se mantêm estáveis apesar das variações. Em determinado ponto, o sistema com controlador PID aciona o controle de temperatura, fazendo que haja a redução no fluxo de combustível para a proteção do sistema contra sobreaquecimento. O controle adaptativo, por sua vez, apesar de manter a temperatura abaixo do máximo permitido, teve sua resposta bastante afetada pelo distúrbio, aumentando com o passar do tempo. O controle NARMA-L2, no entanto, mostrou-se bastante robusto, com parâmetros bem próximos aos valores de referência e sem muitas oscilações.

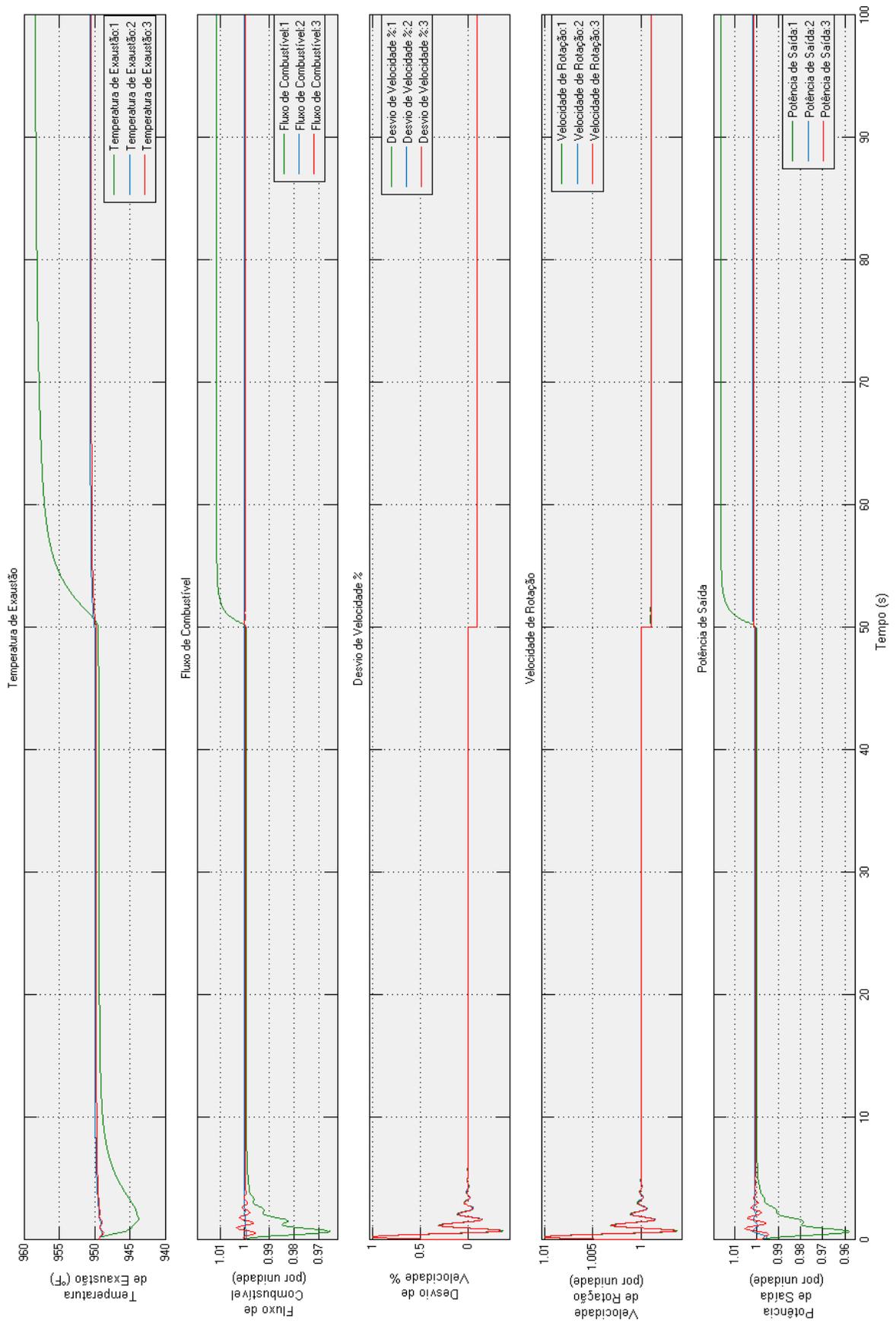


Figura 25 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 01

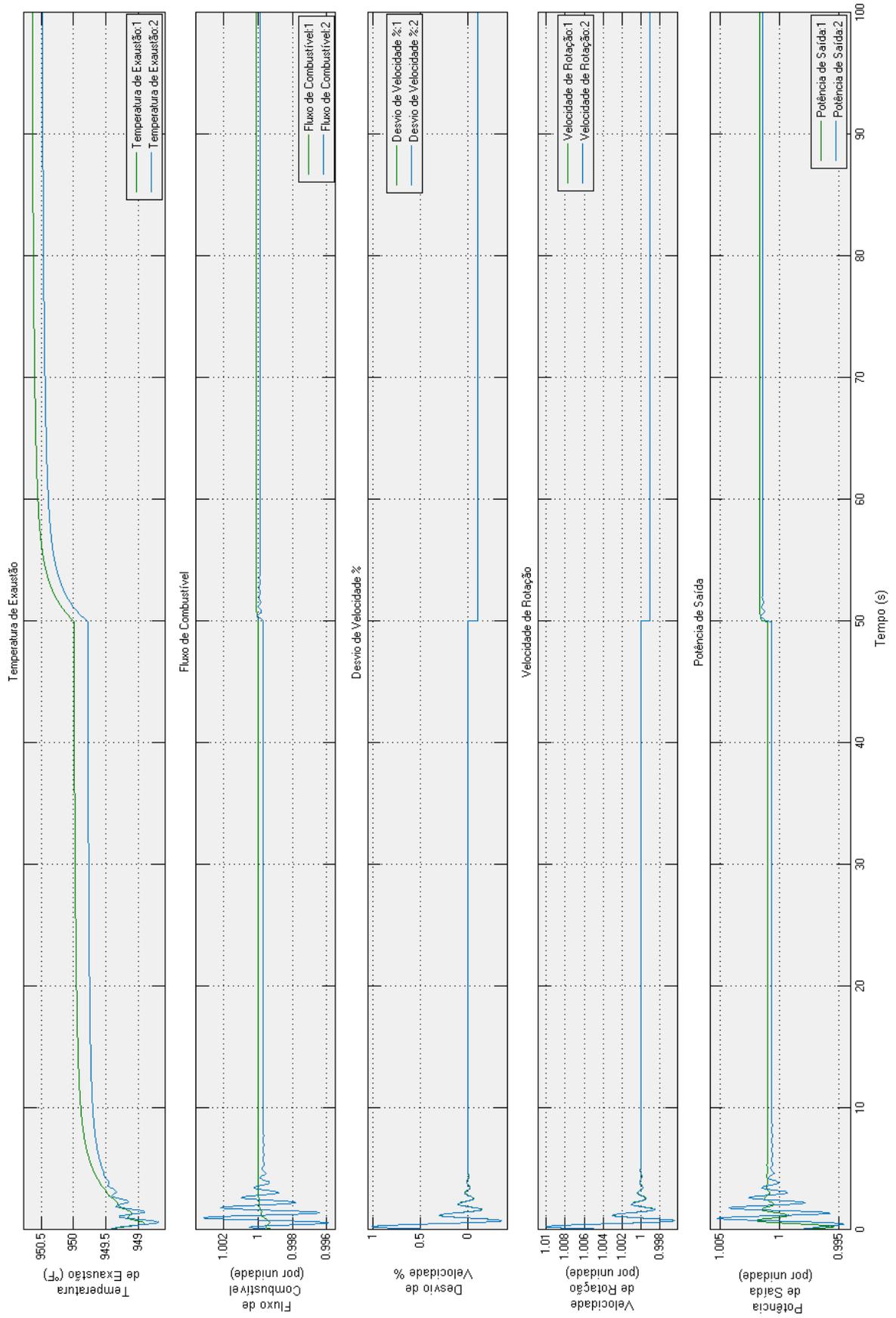


Figura 26 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 01

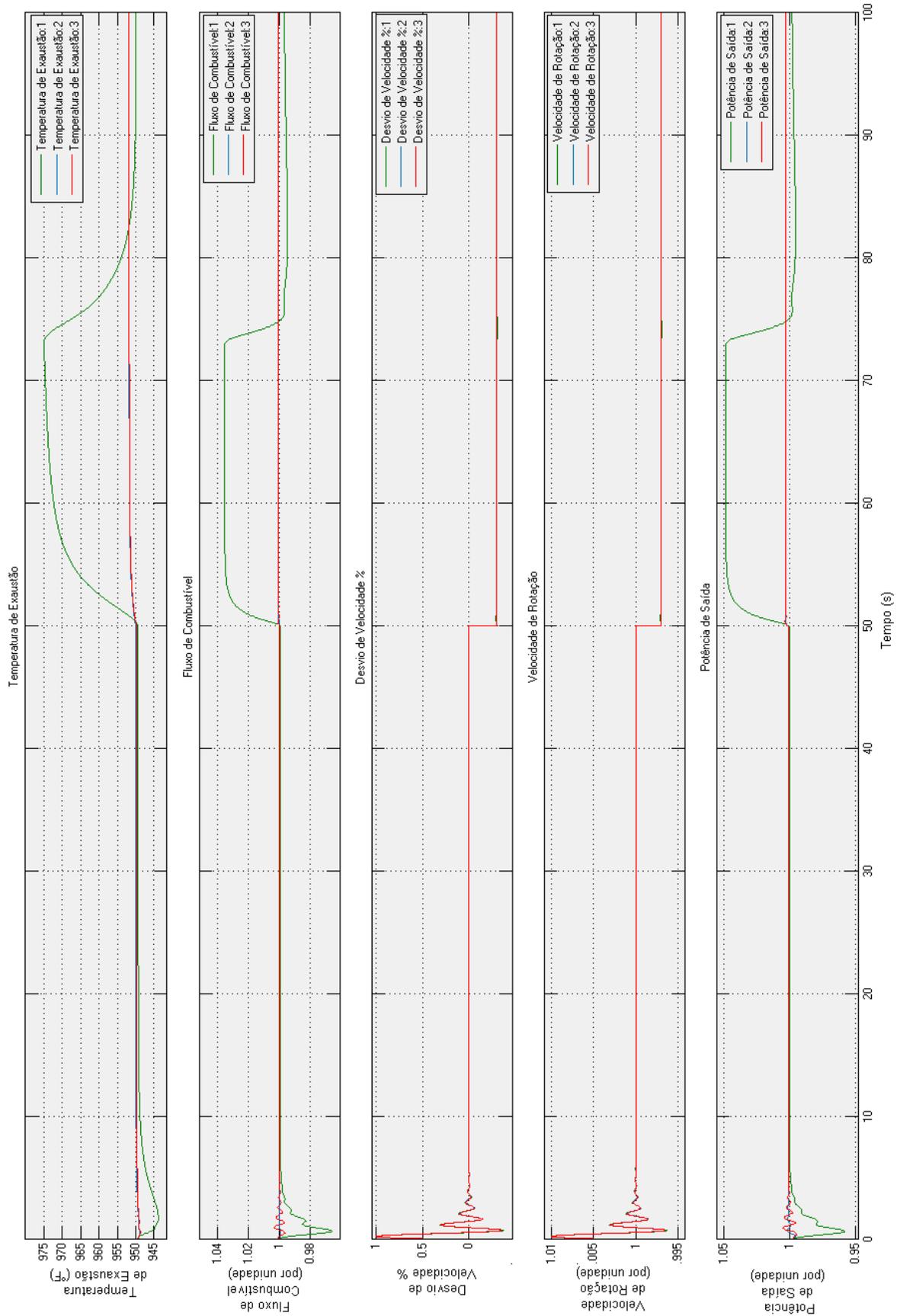


Figura 27 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 02

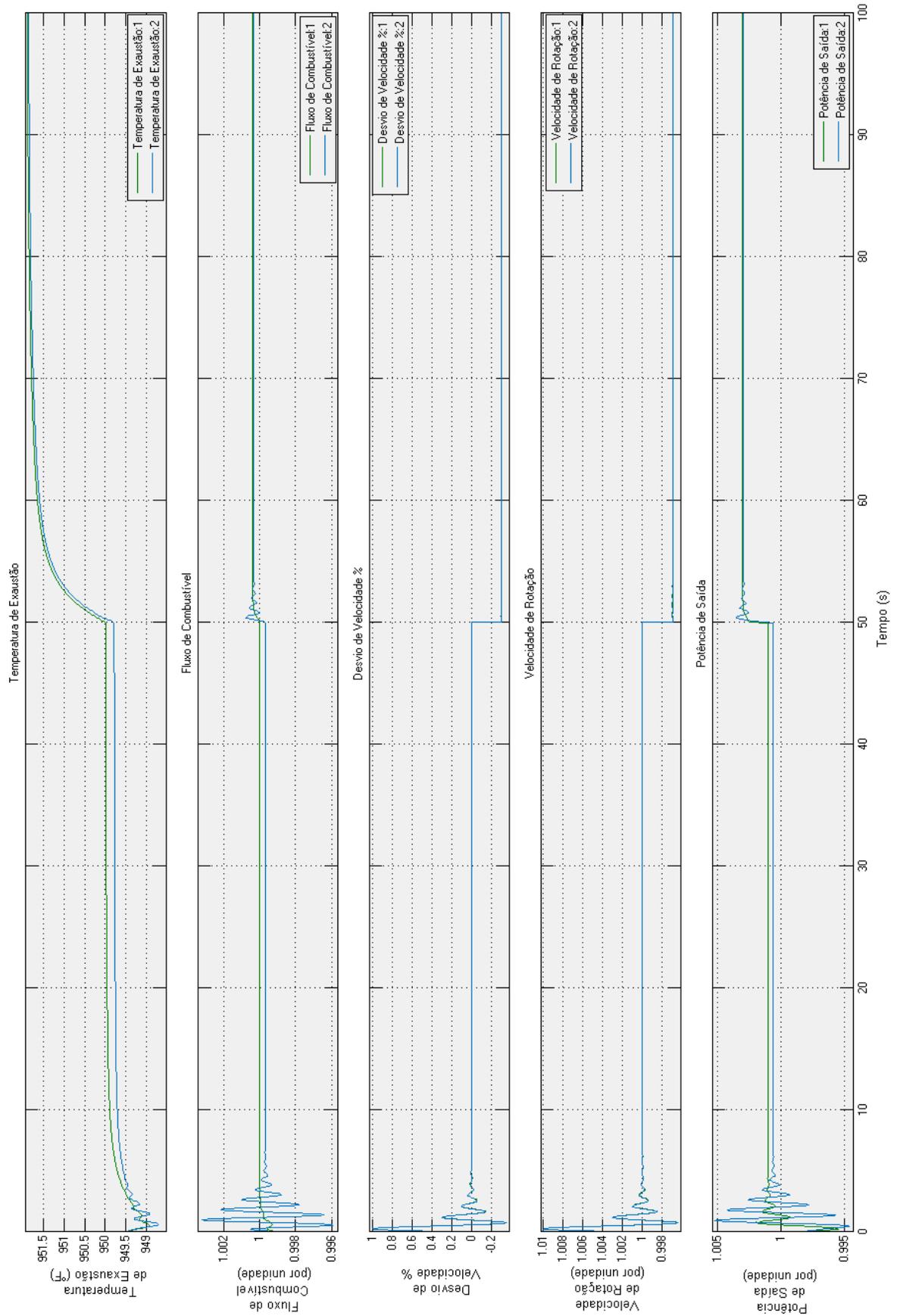


Figura 28 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 02

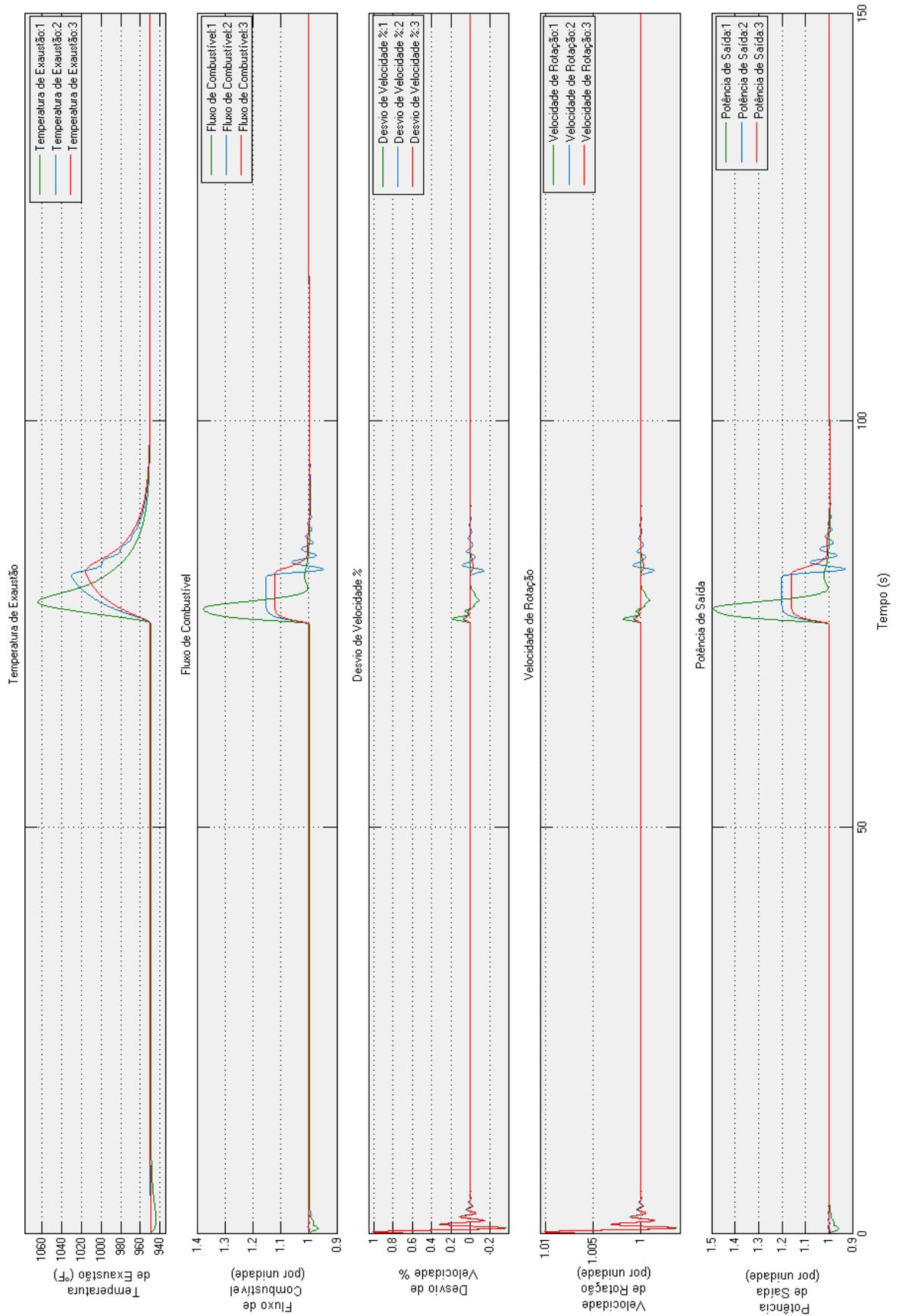


Figura 29 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) PID, (2) Adaptativo e (3) NARMA-L2 para o Cenário 03

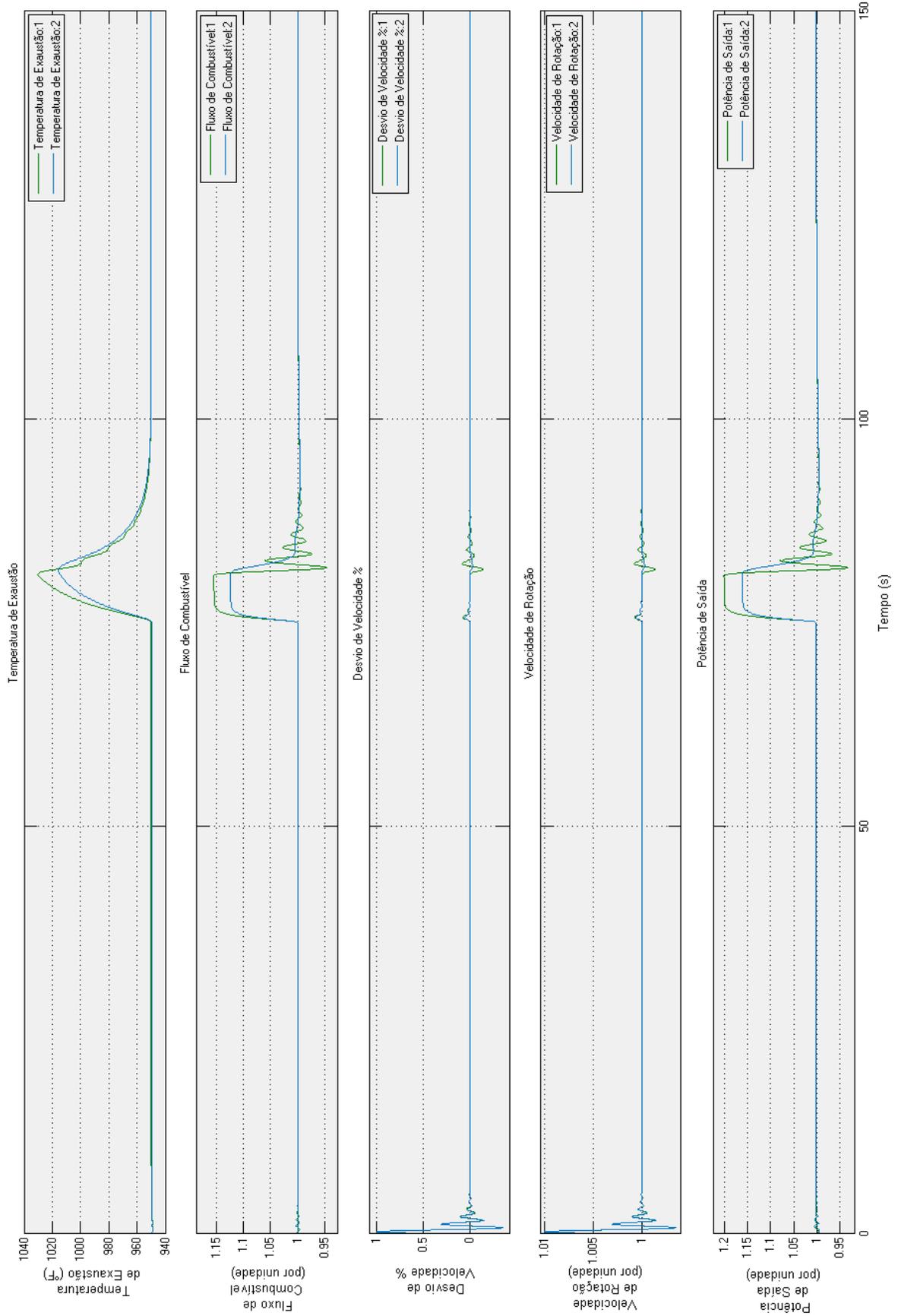


Figura 30 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para o Cenário 03

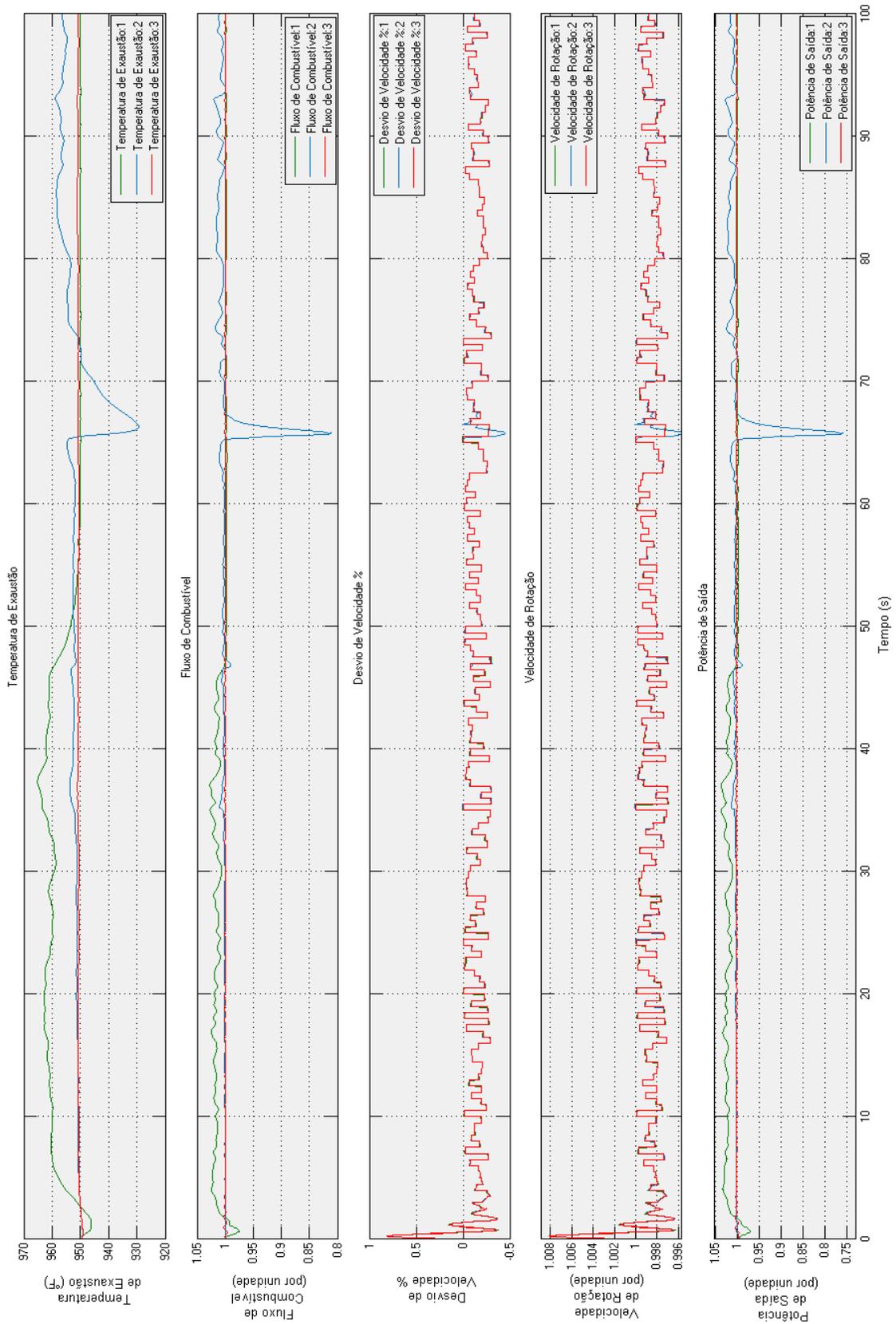


Figura 31 – Resposta do Modelo de Rowen com Controladores (1) Adaptativo e (2) NARMA-L2 para sinal aleatório entre 0 e -0,3% de redução na Velocidade de Rotação

6 Conclusões

NESTE trabalho, foram descritos aspectos fundamentais de funcionamento de turbinas a gás, com foco no modelos matemáticos existentes e seus respectivos métodos de controle, buscando propor controladores mais robustos que otimizem o fluxo de combustível e aumentem a segurança de operação, evitando sobreaquecimento.

De modo a alcançar os objetivos propostos, a primeira etapa realizada foi a reprodução do sistema de Rowen (1983), pioneiro na área de modelagem de turbinas a gás e cujo modelo é alvo de grande parte de pesquisas atualmente. Para validação do modelo, os resultados obtidos foram submetidos a três cenários diferentes propostos por Shalan e Bahgat (2011). Os resultados obtidos foram satisfatórios, garantindo a continuidade do trabalho com o projeto dos controladores.

A primeira opção de controle avançado escolhida foi o controlador adaptativo LSM com esquecimento adaptativo direcional, que dispensa treinamentos prévios e usa o histórico de entradas e saídas para prever o comportamento do sistema e definir o sinal de controle. As respostas do controlador projetado atendem a todos os requisitos de funcionamento do sistema e apresentou as respostas mais rápidas e menores sobressinais em comparação ao controlador PID clássico.

A segunda alternativa de controle proposta foi o controle neural. Inicialmente, usou-se o controle neural baseado em modelo de referência para controle da planta. No entanto, durante os testes, esses controladores mostraram um desempenho insatisfatório por não conseguirem identificar a variação na temperatura de exaustão. Com isso, a temperatura aumenta ou decai consideravelmente causando sobrecarga no sistema ou queda brusca na potência de saída da turbina respectivamente. Além disso, os controladores neurais clássicos demandam grande esforço computacional para a identificação e treinamento da planta e controlador.

Em seguida, foi proposto um novo modelo de controlador neural, o NARMA-L2. Suas principais características envolvem a simplicidade de treinamento e melhor eficiência para controle em tempo real. A maior dificuldade neste modelo foi a definição da referência, visto que ao usar um valor de referência constante, o controlador não atendia aos requerimentos do sistema, reduzindo o fluxo de combustível quando um distúrbio era aplicado, ao invés de aumentar para compensar os efeitos de tais ruídos. Assim, foram utilizadas as variações de velocidade e potência de saída como parâmetros de definição da referência do controlador.

Ao comparar os três controladores nos três cenários propostos, foi possível observar que os controladores propostos apresentam desempenho superior ao controlador PID clássico original do modelo, comprovando a hipótese inicial de controladores modernos podem oferecer controles de combustível e temperatura mais eficazes para o modelo.

O desempenho dos controladores NARMA-L2 e adaptativo se mostraram bem parecidos nos três cenários, com características favoráveis para cada um deles. Por um lado, o controlador adaptativo possui melhor resposta transitória com um tempo de acomodação menor. Por outro lado, o controlador NARMA-L2 se mostrou mais robusto aos distúrbios aplicados. A diferença ficou mais clara com a simulação de um novo cenário, em que sinais randômicos foram aplicados ao sistema. A resposta do controlador NARMA-L2 foi bem mais robusta e se manteve sempre mais próximo da referência.

Portanto, apesar de o controlador adaptativo não necessitar de treinamento ou de um modelo de um sistema, a performance do controlador NARMA-L2 mostrou-se mais satisfatória. Isto se deve principalmente pelo fato de o controlador possuir uma característica preditiva ao usar um modelo de referência para prever o comportamento futuro do sistema, comparar com a resposta real e, por fim, usar ambos os dados para a decisão do sinal de controle por meio de suas redes neurais.

6.1 Implementação

A implementação em sistema real depende, inicialmente, da obediência às restrições do modelo de Rowen. Ou seja, a turbina deve ser de eixo único, rotação constante, com potências entre 18 MW a 106 MW e não pode conter sistema de reaproveitamento de calor.

Os controladores projetados, foram escolhidos justamente pensando na sua viabilidade de implementação. Ambos os controladores, por exemplo, não demandam grande esforço computacional. O controlador NARMA-L2, recomendado para o sistema, apresentam redes neurais com quantidades de pesos reduzidas a fim de prover melhor rendimento em aplicações em tempo real. Além disso, os dados para o treinamento do controlador podem ser obtidos por meio dos dados operacionais das turbinas.

Por fim, apesar de o comportamento real da turbina poder divergir um pouco do apresentado através do modelo de Rowen - devido às partes dinamicamente não modeladas e às não linearidades -, o controlador NARMA-L2 tem como uma das principais características o cancelamento das não linearidades, sendo mais um indício de que este controlador deve apresentar resultados satisfatórios quando aplicado a um sistema real.

6.2 Trabalhos Futuros

Apesar de atingidos todos os objetivos propostos neste trabalho, há algumas oportunidades em campos não explorados neste trabalho.

Primeiramente, uma vez projetados os controladores que atendem os requerimentos do modelo, uma análise mais aprofundada da estabilidade pode ser conduzida. Mais do isso, deve ser levado em consideração que a estabilidade é fundamental, mas não é suficiente

para garantir o funcionamento do sistema. É preciso levar em consideração também as características e limitações do sistema, sem contrariar as leis da física. Por questões de segurança, por exemplo, a potência da turbina não pode ficar abaixo de um determinado valor durante a operação normal, assim como esse valor e o de fluxo de combustível nunca poderão ser negativos.

Além disso, há uma grande variedade de controladores não utilizados neste trabalho e que tem sido amplamente utilizados, como o controle preditivo e o controlador PID Neural.

Por fim, a área de modelagem e controle de turbinas a gás apresenta diversas oportunidades, com uma grande variedade de modelos disponível, dos mais diversos graus de complexidade que podem ser explorados e aperfeiçoados.

Referências

- AGUIRRE, L. A. *Enciclopédia de Automática: controle & automação*. 1. ed. [S.l.]: Blucher, 2007. 281-310 p. Citado 3 vezes nas páginas 19, 20 e 21.
- ARTERO, A. O. *Inteligência Artificial: Teória e Prática*. [S.l.]: Livraria da Física, 2009. Citado na página 24.
- ASGARI, H.; CHEN, X.; SAINUDIIN, R. Modelling and simulation of gas turbines. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, p. 1–15, 2013. Citado 3 vezes nas páginas 10, 14 e 15.
- BOBAL, V.; CHALUPA, P. *Self-Tuning Controllers Simulink Library*. 2008. Tomas Bata University in Zlín. Citado 3 vezes nas páginas 23, 35 e 36.
- BOYCE, M. P. *Gas turbine engineering handbook*. 3. ed. [S.l.]: Gulf Professional Publishing, 2006. Citado na página 14.
- CASTRUCCI, P. de L.; BITTAR, A.; SALES, R. M. *Controle Automático*. [S.l.]: LTC, 2011. Citado na página 19.
- COELHO, A. A. R. Controle adaptativo. Universidade Federal de Santa Catarina - Engenharia de Controle e Automação Industrial. Citado na página 22.
- DORF, R. C.; BISHOP, R. H. *Sistemas de Controle Moderno*. [S.l.]: LTC, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 21.
- ENERGIA, P. *Módulo III: Turbinas a Gás*. 2008. Citado na página 13.
- FACT Sheet: Fuel. [S.l.], 2014. Citado na página 11.
- HJAGOS, L. K.; BÉRUBÉ, G. R. Utility experience with gas turbine testing and modelling. *Power Engineering Society Winter Meeting*, v. 2, p. 671 – 677, January 2001. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 31.
- JELALI, M.; KROLL, A. *Hydraulic Servo-systems: Modelling, Identification and Control*. [S.l.]: Springer, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- JEYACHANDRAN, C.; RAJARAM, M. Neural network based predictive, narma-12 and neuro-fuzzy control for cstr process. *Journal of Engineering and Applied Science*, v. 5, p. 30–42, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- KIM, J. S.; POWELL, K. M.; EDGAR, T. F. Nonlinear model predective control for heavy-duty gas turbine power plant. *American Control Conference*, p. 2952–2957, 2013. Citado na página 10.
- LUIZ, C. C. et al. Controle adaptativo versus controle fuzzy: Um estudo de caso em um processo de nível. *Sociedade Brasileira de Autmática*, v. 8, n. 2, Agosto 1997. Citado na página 21.

- MANTZARIS, J.; VOURNAS, C. Modeling and stability of a single-shaft combined cycle power plant. *International Journal of Thermodynamics*, v. 10, p. 71–78, June 2007. Citado 3 vezes nas páginas 6, 17 e 18.
- MARTINELLI, L. C. *Máquinas térmicas II*. [S.l.]: Panambi, 2002. Citado na página 10.
- MARTINS-FILHO, L. S.; MOL, A. A.; ROCHA, R. Desenvolvimento de ferramenta computacional para auxílio ao projeto de gemas lapidadas. *Revista Escola de Minas*, p. 367–373, Dezembro 2005. Citado na página 24.
- NAJIMI, E.; RAMEZANI, M. H. Robust control of speed and temperature in a power plant gas turbine. *ISA*, v. 51, p. 304–308, 2012. Citado na página 10.
- ROWEN, W. I. Simplified mathematical representations of heavy-duty gas turbines. *Journal of Engineering for Power*, p. 865, 1983. Citado 9 vezes nas páginas 4, 5, 10, 11, 16, 28, 29, 30 e 53.
- ROWEN, W. I. Simplified mathematical representations of single shaft gas turbines in mechanical drive service. *Turbomachinery International*, v. 33, p. 26–32, 1992. Citado na página 17.
- SHALAN, M. A. M. H. H. E.; BAHGAT, A. B. G. Parameter estimation and dynamic simulation of gas turbine model in combined cycle power plants based on actual operating data. *Journal of American Science*, v. 7, p. 303–310, 2011. Citado 6 vezes nas páginas 17, 30, 32, 34, 44 e 53.
- SILVA, A. S. e; COSTA, A. J. A. S. Aspectos dinâmicos do controle de sistemas de potência. Universidade Federal de Santa Catarina. 2004. Citado 4 vezes nas páginas 13, 14, 15 e 21.
- ÅSTRÖM, K. J. *Control System Design: PID Control*. 2002. Disponível em: <<http://www.cds.caltech.edu/~murray/courses/cds101/fa02/caltech/astrom-ch6.pdf>>. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 35.
- TAKAVOLI, M. R. B.; VAHIDI, B.; GAWLIK, W. An educational guide to extract the parameters of heavy duty gas turbines model in dynamic studies based on operational data. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 24, n. 3, p. 1366–1374, August 2009. Citado 3 vezes nas páginas 15, 17 e 31.
- THE Market for Gas Turbine Mechanical Drive Engines. [S.l.], 2011. Citado na página 12.
- WANG, J.; HUANG, Y. Improved artificial fish algorithm for parameters optimization of pid neural network. *Journal of Networks*, v. 8, n. 8, p. 1726–1733, August 2013. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- XU, Y. Z. A.; YU, H. Research on the application of model free adaptive (mfa) control in gas turbine. *Electronic Measurement & Instruments*, v. 9, p. 3–902 – 3–908, 2009. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 11.