UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL ESCOLA DE ENGENHARIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

TAINAH DE LIMA PIAZZETTA

MODELAGEM FUZZY TAKAGI-SUGENO PARA RASTREAMENTO DE MÁXIMA POTÊNCIA EM PAINÉIS SOLARES

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL ESCOLA DE ENGENHARIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

TAINAH DE LIMA PIAZZETTA

MODELAGEM FUZZY TAKAGI-SUGENO PARA RASTREAMENTO DE MÁXIMA POTÊNCIA EM PAINÉIS SOLARES

Projeto de Diplomação apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para Graduação em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Jeferson Vieira Flores

Porto Alegre 2022

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, que ao longo do desenvolvimento do projeto de diplomação e de todo o curso, me incentivaram, me apoiaram e me deram amor incondicional. Às minhas amigas, em especial a Júlia Fontana e a Aurora Xavier, que sempre estiveram ao meu lado independentemente da situação. À minha psicóloga, que me auxiliou em diversas situações em que precisei de ajuda e me relembrou a cada momento frustrante que eu era capaz de terminar o curso e o presente texto. À minha dinda, Camile Eltz, pelo incentivo, torcida e carinho.

Aos meus gatos, Mauri e Dora, pela companhia nas horas de escrita e pelo amor compartilhado. A mim, que apesar de tantas turbulências tive motivação e disciplina para concluir o texto. E, por fim, ao meu orientador, Jeferson Flores, pelas inúmeras correções, pela paciência e pelos conselhos profissionais.

Resumo

Em função do crescente aumento da demanda por energia elétrica e pela procura por métodos de geração sustentáveis, a geração de energia por meio de painéis fotovoltaicos (PV) vem conquistando espaço no mercado. Um problema inerente à geração de energia solar é a garantia de que o PV opera sempre na melhor condição de geração de energia, independente das condições climáticas e ambientais. Este problema é chamado de rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT). Visando futuras aplicações de MPPT, este trabalho apresenta um modelo Fuzzy Takagi-Sugeno (TS) alternativo ao usualmente considerado na literatura para representar a interconexão entre o PV e o conversor CC-CC. Por possuir características estáveis em malha aberta, o proposto apresenta uma resposta dinâmica mais próxima à do sistema não linear. Resultados de simulação são apresentados com o objetivo de comparar as respostas transitória e em regime permanente do modelo proposto com o sistema não linear e com o modelo linearizado no entorno de um dado ponto de operação. Além disso, é analisado como o número de regras fuzzy consideradas afeta o comportamento do modelo.

Palavras-chave: Rastreamento do ponto de máxima potência, lógica fuzzy, Fuzzy Takagi-Sugeno.

Abstract

With the rising demand for electric power as well as the search for sustainable power sources, the energy generation through photovoltaic panels (PV) has been conquering its space in the market. One problem inherent to the solar energy production is the assurance that the PV always performs in the optimal power generating conditions, regardless of environmental or climate circumstances. This is called the maximum power point tracking (MPPT). Aiming at future MPPT applications, this research presents a Fuzzy Takagi-Sugeno (TS) model alternative to the one usually considered in the literature to represent the interconnection between PV and the converter CC-CC. Due to its stable open-loop characteristics, the model proposed shows a dynamic answer closer to the non-linear system. Simulation results are shown with the purpose of comparing the transient response and in the steady-state of the proposed model, and with the linearized model considering a given operation point. In addition, it is analyzed how the number of fuzzy rules considered in the system modeling affect its behavior.

Keywords: *Maximum Power Point Tracking, fuzzy logic*, Fuzzy Takagi-Sugeno.

Lista de Figuras

- Figura 1 Curvas de potência e corrente em função da tensão em um PV.
- Figura 2 Sistema de potência do PV utilizando um conversor DC/DC Buck.
- Figura 3 Esquema para Lógica Binária
- Figura 4 Esquema Lógica Fuzzy
- Figura 5 Esquema de operações envolvidas no método fuzzy.
- Figura 6 Esquema das funções de pertencimento.
- Figura 7 Diagrama de blocos do sistema não linear.
- Figura 8 Diagrama de blocos do sistema linearizado.
- Figura 9 Diagrama de blocos do modelo fuzzy com quatro regras.
- Figura 10 Bloco de operações fuzzy.
- Figura 11 Resposta do sistema não linear para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 12 Resposta dos sistema linearizado para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 13 Resposta do modelo fuzzy com 2 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 14 Resposta do modelo fuzzy com 4 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 15 Resposta do modelo fuzzy com 8 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 16 Resposta dos sistema não linear para um salto em t = 0.1s de amplitude 0,3.
- Figura 17 Resposta do sistema linearizado para um salto em t = 0.1s de amplitude 0,3.
- Figura 18 Resposta do modelo fuzzy com 2 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 19 Resposta do modelo fuzzy com 4 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 20 Resposta do modelo fuzzy com 8 regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.
- Figura 21 Resposta de Vpv (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.
- Figura 22 Resposta de iL (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.
- Figura 23 Resposta de Vo (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.
- Figura 24 Resposta de Vpv (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.
- Figura 25 Resposta de iL (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.
- Figura 26 Resposta de Vo (t) dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.

Lista de Tabelas

- Tabela 1 Regras Fuzzy Definidas para o Modelo MPV.
- Tabela 2 Regras Fuzzy.
- Tabela 3 Parâmetros do módulo PV Siemens SP75.
- Tabela 4 Intervalo considerado de cada variável.
- Tabela 5 Valor atribuído a cada variável de premissa.
- Tabela 6 Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,01 na entrada.
- Tabela 7 Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,05 na entrada.
- Tabela 8 Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,1 na entrada.
- Tabela 9 Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,3 na entrada.

Lista de Abreviaturas e Siglas

PV Painel Fotovoltaico

MPPT Maximum Power Point Tracking

P&O Perturbar e observar

ESC Extremum Seeking Control

FLC Fuzzy Logic Controller

THD Total Harmonic Distortion

PDC Parallel Distributed Compensation

LMI Linear Matrix Inequality

MPP Maximum Power Point

MPV Maximum Power Voltage

DMP Direct Maximum Power

CC Corrente Contínua

TS Takagi-Sugeno

PWM Pulse Width Modulation

Sumário

1	Intro	odução	10
2	Con	ceitos Básicos	12
2.1	Pair	nel Fotovoltaico	12
2.1	.1	Ponto de Máxima Potência	12
2.1	.2	Métodos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência	13
2.1	.3	Modelo do Conjunto PV e Conversor CC-CC	14
2.2	Lóg	ica Fuzzy	15
2.2	.1	Definição	15
2.2	.2	Métodos Fuzzy	16
2.3	Mod	delo Fuzzy do PV com Conversor	17
3	Mod	delagem Fuzzy Proposta	21
3.1	Line	earização no Entorno de um Ponto de Operação	21
3.2	Mod	delo Propostodelo Proposto	24
3.3	Sim	ulação	28
3.3	.1	Ambiente de Simulação	29
3.3	.2	Diagrama de Blocos dos Sistemas	29
3.3	.2.1	Não linear	29
3.3	.2.2	Sistema Linearizado	30
3.3	.2.3	Sistema Fuzzy Proposto	31
3.4	Res	ultados e Discussões	33
3.4	.1	Resposta Geral	33
3.4	.1.1	Salto de 0,1	33
3.4	.1.2	Salto de 0,3	36
3.4	.2	Comparações em Regime Permanente	39
3.4	.3	Comparação da Resposta Transitória	40
3.4	.3.1	Salto de 0,1	41
3.4	.3.2	Salto de 0,3	42
4	Con	clusões	44
Ref	ferên	cias	45

1 Introdução

Em função da grande demanda por energia elétrica, diversos recursos naturais passaram a ser explorados com o intuito de gerar energia, como, por exemplo, o vento, as ondas do mar e o sol. A utilização da energia solar para gerar energia elétrica, em comparação a outras fontes, principalmente as de origem fóssil, proporciona diversos benefícios, como: maior confiabilidade, diversificação da matriz energética e redução de perdas (ABSOLAR, 2016). Em contrapartida aos inúmeros benefícios citados, uma das maiores dificuldades na geração de energia elétrica através de painéis fotovoltaicos (PV) é a baixa eficiência energética na sua conversão e a dependência das condições externas (SILVA, 2017).

Para que a geração de energia elétrica por meio de painéis fotovoltaicos seja realizada de forma eficiente, alguns fatores devem ser considerados como: a temperatura, a irradiação solar no local e a relação não linear de tensão e corrente de saída do PV, afetando assim a potência gerada (ALMEIDA et al., 2016). Portanto, afim de que a maior potência disponível seja extraída do PV, foram desenvolvidas técnicas para rastreamento do ponto de máxima potência (do Inglês, Maximum Power Point Tracking - MPPT) em PV. Perturbar e observar (P&O), Extremum Seeking Control (ESC) e uso de controladores baseados em lógica fuzzy são exemplos de técnicas encontradas na literatura (BENDIB et al, 2015). Esta última, utiliza conceitos avançados de controle com o intuito de considerar explicitamente no projeto do controlador as não linearidades do PV e do conversor de potência utilizado.

Considerando técnicas de MPPT baseadas em lógica fuzzy, as principais referências são (CHIU; OUYANG, 2011), (El KHATEB *et al.*, 2014) e (VAFAMAND; RAKHSHAN, 2017). Em (CHIU; OUYANG, 2011) é proposto um método de controle utilizando lógica fuzzy em que são apresentadas duas análises diferentes possíveis: a MPV (*Maximum Power Voltage*) e a DMP (*Direct Maximum Power*). A metodologia proposta obteve um bom desempenho ao inserir perturbações e mudanças rápidas de atmosfera, sendo o controlador projetado através da solução de um problema de otimização convexa com restrições na forma de desigualdades lineares matriciais (do Inglês, *Linear Matrix Inequalities* – LMI).

Em (El KHATEB, A. et al., 2014) é proposto um método de MPPT baseado em um controle FLC (Fuzzy Logic Controller) para um conversor SEPIC. O desempenho observado em comparação ao obtido com controlador PI foi considerado melhor. Em (VAFAMAND; RAKHSHAN, 2017) é proposto uma nova abordagem sistemática para analisar a estabilidade do controlador, sendo que este é tem como base NQLF (Non-Quadratic Lyapunov Function) e não PDC (Parallel Distributed Compensation) dinâmico. Esta abordagem é proposta para

uma célula PV em que se utiliza um grande número de regras fuzzy. Além disso, a saída da referência é calculada com base no algoritmo de MPPT. É importante ressaltar que estas referências consideram um modelo fuzzy do sistema que é instável em malha aberta, enquanto o sistema não linear é estável na sua região usual de operação. Essa diferença entre o comportamento real do sistema e o modelo utilizado pode gerar conservadorismo e perda de desempenho dos controladores projetados.

Este trabalho tem como objetivo principal propor uma nova modelagem matemática baseados em lógica fuzzy para o sistema composto por um painel solar conectado a um conversor Buck, como apresentado em (CHIU; OUYANG, 2011) e considerado nas referências do parágrafo anterior. Além deste objetivo geral, destaca-se os seguintes objetivos específicos:

- Proposição de um novo modelo baseado em lógica fuzzy estável em malha aberta e que melhor represente o sistema não linear;
- Comparação via simulação em Matlab/Simulink do modelo proposto com o modelo não linear e o modelo linearizado no entorno do ponto de operação;

Este trabalho está organizado como segue: no capítulo 2 serão apresentados os conceitos básicos utilizados ao longo do texto e uma análise do comportamento do sistema não linear em malha fechada; no capítulo 3 será aplicado o método da linearização entorno de um ponto de equilíbrio no sistema não linear e será analisado quais variáveis mais influenciam na dinâmica do sistema. Ao final do capitulo 3, será feita a implementação de um sistema fuzzy de 2, 4 e 8 regras para que seja possível comparar os resultados em relação ao acréscimo de regras, utilizando o sistema não linear como base.

2 Conceitos Básicos

Neste capítulo serão apresentadas as definições dos tópicos que formam a base deste trabalho, sendo estas: o funcionamento de um PV e a lógica Fuzzy. Além disso, será apresentado o modelo Fuzzy TS proposto em (CHIU; OUYANG, 2011), demonstrando o seu equacionamento e as suas principais características.

2.1 Painel Fotovoltaico

Um PV é definido como um conjunto de módulos solares conectados em paralelo e uma matriz solar é um conjunto de PVs (FEMIA et al., 2012). Ao analisar o funcionamento de uma célula solar, é possível entender como ocorre a geração de energia elétrica por meio da energia solar. As células são formadas por um material semicondutor, sendo o silício o mais utilizado, que ao ser exposto a uma radiação eletromagnética (como a luz) de frequência suficientemente alta passa pelo processo de desprendimento de elétrons das camadas mais externas, denominado efeito fotoelétrico. A movimentação destas partículas propicia a geração de corrente elétrica (SHIMIZU, 2001).

2.1.1 Ponto de Máxima Potência

A corrente elétrica nos terminais do PV, denotada por $i_{PV}(t)$ depende exponencialmente da tensão $V_{PV}(t)$ nos terminais do PV e é composta pela corrente gerada pela luz (I_{RS}) e pela corrente de saturação reversa (I_{PH}) como segue (CHIU; OUYANG, 2011):

$$i_{PV}(t) = n_p I_{PH} - n_p I_{RS} \left(e^{\gamma V_{PV}(t)} - 1 \right) \tag{1}$$

$$I_{RS} = I_{RR} \left(\frac{T}{T_r}\right)^3 e^{\frac{qE_{gp}\left(\frac{1}{T_r} - \frac{1}{T}\right)}{K\varphi}}$$
 (2)

$$I_{PH} = \frac{\left(I_{SC} + K_I(T - T_r)\right)\lambda}{100} \tag{3}$$

Neste equacionamento, tem-se que n_p e n_S são o número de células em paralelo e em série, respectivamente; $\lambda = \frac{q}{(n_S \varphi KT)}$ é a insolação em $\frac{mW}{cm^2}$ com carga elétrica $q=1,6\ 10^{-19}\ C$, constante de Boltzmann $K=1,3805\ X\ 10^{-23} J/^{\circ}\ K$, temperatura da célula T e o φ sendo um fator que depende da junção p-n, variando entre 1 e 5; I_{RR} é a corrente de saturação reversa em uma temperatura de referência T_r ; $E_{gp}=1,1\ ev$ é a energia de banda do semicondutor

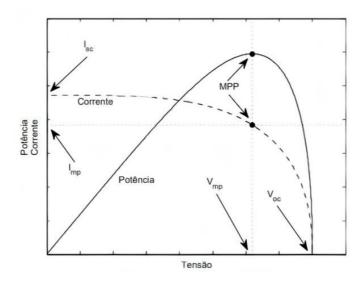
que compõe a célula; I_{SC} é a corrente de curto circuito na temperatura de referência e insolação; K_I é o coeficiente de temperatura da corrente de curto circuito.

Na Figura 1 é apresentado o comportamento da potência e da corrente elétrica de um PV em relação a tensão (TOMAGGI, 2018). Estão indicados os seguintes parâmetros:

- V_{OC} : a tensão de circuito aberto;
- *I_{SC}*: a corrente de curto-circuito;
- V_{mp} : a tensão no ponto de máxima potência (do inglês Maximum Power Point MPP);
- I_{mp} : a corrente no MPP.

O ponto indicado como MPP é onde o PV possui a máxima potência de operação e, em função da potência diminuir significativamente se este não estiver operando neste ponto, desenvolve-se técnicas de rastreamento do MPP para que o PV sempre esteja operando com a maior eficiência possível (CAVALCANTI *et al*, 2007).

Figura 1 - Curvas de potência e corrente em função da tensão em um PV.



Fonte: (TOMAGGI, 2018).

2.1.2 Métodos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência

As técnicas de MPPT são responsáveis não só por aumentar a eficiência da matriz solar, mas também por atribuí-la as seguintes características: aumento das margens de estabilidade; resposta dinâmica rápida; pequeno erro no estado estacionário; robustez às perturbações e eficiência em uma ampla faixa de potência (BRITO, 2013). Essas técnicas podem ser classificadas em dois grupos: *offline* e *online*. As técnicas *offline* requerem um

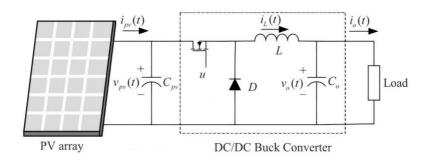
modelo de PV e a medição de temperatura e irradiância solar. As técnicas *online* não necessitam de um modelo de PV e não requerem a medição de temperatura e irradiância solar. Em razão disto, as técnicas *online* são mais baratas, pois os instrumentos de medida necessários possuem um custo elevado e, dependendo do tamanho da matriz solar, seria necessário um expressivo número de equipamentos (CAVALCANTI *et al*, 2007).

Em (CHIU; OUYANG, 2011) são consideradas duas técnicas *online* de MPPT para um PV: a *Maximum Power Voltage (MPV)*, que tem como objetivo de controle regular a tensão de saída do PV a uma tensão de referência fornecida pelo tomador de decisão MPP; e a outra, *Direct Maximum Power (DMP)*, tem como objetivo de controle estabilizar uma saída alternativa em zero quando o painel está operando na condição de potência máxima. Ou seja, MPV utiliza a tensão de saída do painel como saída a ser regulada, enquanto que DMP utiliza a taxa de variação de potência do painel. Nesta referência, apresenta-se resultados experimentais melhores utilizando o método DMP; no entanto, o método MPV possui uma implementação mais simples.

2.1.3 Modelo do Conjunto PV e Conversor CC-CC

Tanto em (CHIU; OUYANG, 2011) quanto em (VAFAMAND; RAKHSHAN, 2017), o esquemático do sistema de potência do PV utilizando um conversor buck é representado como na Figura 2.

Figura 2 - Sistema de potência do PV utilizando um conversor DC/DC Buck.



Fonte: (CHIU; OUYANG, 2011).

Nesta figura tem-se que: $i_L(t)$ e $V_O(t)$ são a corrente no indutor L e a tensão no capacitor C_O , respectivamente; $i_O(t)$ é a corrente na carga puramente resistiva R_{LOAD} dada por:

$$i_O(t) = \frac{V_O(t)}{R_{Load}} \tag{4}$$

O MOSFET de potência será controlado por um sinal PWM (*Pulse Width Modulation*), onde a variável manipulada será o ciclo de trabalho. No caso em que o período de chaveamento for muito menor que a dinâmica do sistema, é possível utilizar um modelo médio em um período para descrever o sistema (ERICKSON; MAKSIMOVIC, 2001). Nessa técnica, é feito o equacionamento do circuito considerando que o MOSFET atua como uma chave, permanecendo na posição fechada em $u(t) \times 100\%$ do período de chaveamento e na posição aberta em $(1 - u(t)) \times 100\%$ deste período, sendo $0 \le u(t) < 1$.

Baseado na Figura 2, obtêm-se as seguintes equações diferenciais que modelam o sistema:

$$\frac{dV_{PV}(t)}{dt} = \frac{1}{C_{PV}} (i_{PV}(t) - i_L(t)u(t))$$
 (5)

$$\frac{di_L(t)}{dt} = \frac{1}{L} \left(R_O \left(i_O(t) - i_L(t) \right) - R_L i_L(t) - V_O(t) + \left(V_D + V_{PV}(t) - R_M i_L(t) \right) u(t) \right) - \frac{V_D}{L}$$
(6)

$$\frac{dV_{O}(t)}{dt} = \frac{1}{C_{O}} (i_{L}(t) - i_{O}(t))$$
(7)

Neste caso, R_O , R_L , R_M e R_{LOAD} são as resistências internas do capacitor C_O , do indutor L e do MOSFET de potência, respectivamente e V_D é a tensão direta do diodo D. Observe que o sistema dado pelas equações (5) a (7) é não linear devido ao produto de sinais como, por exemplo, $i_L(t)$ e u(t) em (5), entre outros.

2.2 Lógica Fuzzy

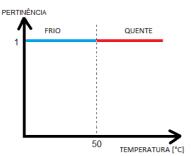
2.2.1 Definição

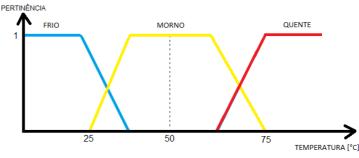
A lógica fuzzy pode ser definida como oposta à lógica binária, isto é, considera valores intermediários entre 0 e 1, conforme ilustrado nas Figuras 3 e 4. A representação abaixo, comumente usada para exemplificar a lógica fuzzy, é interpretada como uma adição de etapas para que a resposta do sistema se adeque a exemplos da vida real. Por exemplo, ao ferver uma água ela não passa de forma abrupta de fria para quente, existe o estado intermediário "morno" que deve ser considerado (RIGNEL, 2011). No âmbito de projeto de controladores, a implementação de um modelo fuzzy propicia uma melhor aproximação do comportamento de sistemas não lineares. Em função disso, o controlador projetado tende a apresentar um

desempenho melhor por basear-se em um modelo mais próximo ao real (Takagi e Sugeno, 1985).

Figura 3 - Esquema para Lógica Binária

Figura 4 - Esquema Lógica Fuzzy





Fonte: Produzida pelo Autor.

Fonte: Produzida pelo Autor.

As funções representadas na Figura 4 são denominadas funções de pertinência e estas são determinadas pela experiência e perspectiva do usuário. Por exemplo, dependendo da temperatura ambiente de onde a pessoa mora, a percepção de morno e quente pode variar e, consequentemente, os limites das funções também. Além disso, a sua função matemática utilizada na representação pode ser alterada. No caso da Figura 4, é ilustrada uma representação por funções trapezoidais, sendo também encontradas funções gaussianas e triangulares (TANSCHEIT, 2004).

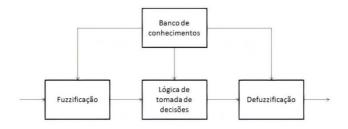
Estas variáveis são relacionadas por meio de regras, em que podem ter diferentes operadores, como os conectivos lógicos *e* e *ou*. A escolha do número de regras que serão utilizadas na modelagem de um sistema está relacionada à quantidade de variáveis de premissas determinadas pelo usuário. No exemplo da Figura 4, poderia ser adicionado um estado denominado "fervendo" após o caso "quente". (RIGNEL, 2011).

2.2.2 Métodos Fuzzy

Existem dois métodos importantes da lógica fuzzy: o método direto de Mamdani e a modelagem fuzzy de Takagi-Sugeno (TS). No método de Mamdani, cada regra é uma proposição condicional fuzzy que possui uma estrutura simples de operações de mínimo e máximo (ANDRADE; JACQUES, 2013), por exemplo: se x é A e y é B, então z é C onde A, B e C são conjuntos fuzzy. No método de TS, as regras são descritas na forma de equações lineares, como, por exemplo, se x é A e y é B, então z = ax + by + c, onde a, b e c são constantes a serem determinadas. Portanto, cada regra é definida por um valor numérico. O procedimento que determina se x é A é denominado fuzzificação, já a conclusão de que z é C

é obtida por meio da lógica de tomada de decisões, como apresentado na Figura 5.

.Figura 5 - Esquema de operações envolvidas no método fuzzy.



Fonte: (TOMAGGI, 2018).

Uma grande facilidade apresentada pela lógica fuzzy é a possibilidade de relacionar valores numéricos a variáveis linguísticas, como, por exemplo, em que os valores de temperatura são definidos por termos: frio, morno e quente, tornando mais simples o processo de descrição do comportamento do sistema. Ao utilizar esses termos para definir um sistema, é necessário que se faça uma segunda conversão, desta vez de variável linguística para numérica. Este processo é denominado de defuzzificação (El KHATEB, 2014).

2.3 Modelo Fuzzy do PV com Conversor

Em (CHIU; OUYANG, 2011), dois modelos fuzzy são propostos para descrever o sistema definido pelas equações (5) a (7): um utiliza 16 regras e possui 4 variáveis de premissa; o outro possui 32 regras e 5 variáveis de premissa, sendo que este é desenvolvido a partir do modelo de 16 regras com o acréscimo de uma quinta variável. Percebe-se que o número de regras dobra ao adicionar uma variável nova em função de ter que considerar todas as regras já existentes para o limite inferior e superior da variável adicionada. Esses dois modelos são propostos com o intuito de avaliar se o acréscimo de uma nova variável fuzzy melhora significativamente a aproximação do modelo fuzzy com o modelo não linear. A seguir será detalhado o modelo com 4 variáveis de premissa.

Considere as equações (5), (6) e (7) e as variáveis auxiliares:

$$G_A(t) = \frac{i_{PV}(t)}{V_{PV}(t)};$$

$$I_B(t) = 1 - \left(\frac{i_O(t)}{i_L(t)}\right);$$

$$b_{S}=-\frac{V_{D}}{L}.$$

Além disso, considere as seguintes variáveis de premissa:

$$z_1(t) = G_A(t);$$

 $z_2(t) = I_B(t);$
 $z_3(t) = V_{PV}(t);$
 $z_4(t) = i_L(t).$

Baseado em $z_1(t)$ a $z_4(t)$, então o sistema descrito por (5) a (7) é modelado a partir de um conjunto de regras do tipo Se-Então onde a i-ésima regra é dada por:

SE $z_1(t)$ é F_{1i} e ... e $z_g(t)$ é F_{gi} ENTÃO:

$$\frac{dx(t)}{dt} = A_i x(t) + B_i u(t) + B_o b_s$$

$$y(t) = C_i x(t)$$

$$h(t) = Hx(t), \qquad i = 1, 2, ..., r$$
(8)

onde $x(t) = \begin{bmatrix} V_{PV}(t) \\ i_L(t) \\ V_O(t) \end{bmatrix}$; h(t) é um vetor de saída mensurável, $z_1(t)$ a $z_g(t)$ são as variáveis

de premissa; $F_{ji}(j=1,2,...,g)$ são os conjuntos fuzzy; r é o número de regras; b_s é um termo constante proveniente do equacionamento do conversor DC-DC e A_i, B_i, B_0, C_i e H são as matrizes de dimensão apropriada que descrevem cada um dos subsistemas. O modelo completo TS será dado por:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \sum_{i=1}^{r} \mu_i (z(t)) \{ A_i x(t) + B_i u(t) + B_0 b_s \}$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^{r} \mu_i (z(t)) C_i x(t)$$
(9)

onde $z(t) = \begin{bmatrix} z_1(t) & z_2(t) & \dots & z_g(t) \end{bmatrix}^T$; $\mu_i(z(t)) = \frac{w_i(z(t))}{\sum_{i=1}^r w_i(z(t))} \ge 0$ em que $w_i(z(t)) = \prod_{j=1}^g F_{ij}(z_j(t))$ e $\sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) = 1$ para todo t. Portanto, o sistema definido pelas equações (5) a (7) admite um modelo fuzzy dado pelas seguintes matrizes:

$$Ai = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{PV}} \vartheta_{1i} & 0 & 0\\ 0 & -\frac{(R_O \vartheta_{2i} + R_L)}{L} & -\frac{1}{L}\\ 0 & \frac{1}{C_O} \vartheta_{2i} & 0 \end{bmatrix}$$
(10)

$$Bi = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_{PV}} \vartheta_{4i} \\ \frac{(V_D + \vartheta_{3i} - R_M \vartheta_{4i})}{L} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$(11)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{12}$$

$$h = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{13}$$

Os parâmetros θ_{ji} para $j=1\sim 4\,$ e $i=1\sim 16\,$ são apresentados na Tabela 1 e representam o número de variáveis fuzzy e o número de regras, respectivamente.

Tabela 1 - Regras Fuzzy Definidas para o Modelo MPV.

Rule index	Fuzzy Sets	Parameters of then-part
i	$(F_{1i}, F_{2i}, F_{3i}, F_{4i}) \equiv F_i$	$(\vartheta_{1i},\vartheta_{2i},\vartheta_{3i},\vartheta_{4i})\equiv\vartheta_i$
1	(O_1, O_2, O_3, O_4)	(D_1, D_2, D_3, D_4)
2	$(O_1,O_2,O_3,\overline{O}_4)$	(D_1, D_2, D_3, d_4)
3	$(O_1, O_2, \overline{O}_3, O_4)$	(D_1, D_2, d_3, D_4)
4	$(O_1,O_2,\overline{O}_3,\overline{O}_4)$	(D_1, D_2, d_3, d_4)
5	$(O_1, \overline{O}_2, O_3, O_4)$	(D_1, d_2, D_3, D_4)
6	$(O_1, \overline{O}_2, O_3, \overline{O}_4)$	(D_1, d_2, D_3, d_4)
7	$(O_1, \overline{O}_2, \overline{O}_3, O_4)$	(D_1, d_2, d_3, D_4)
8	$(O_1, \overline{O}_2, \overline{O}_3, \overline{O}_4)$	(D_1, d_2, d_3, d_4)
9	$(\overline{O}_1, O_2, O_3, O_4)$	(d_1, D_2, D_3, D_4)
10	$(\overline{O}_1, O_2, O_3, \overline{O}_4)$	(d_1, D_2, D_3, d_4)
11	$(\overline{O}_1, O_2, \overline{O}_3, O_4)$	(d_1, D_2, d_3, D_4)
12	$(\overline{O}_1, O_2, \overline{O}_3, \overline{O}_4)$	(d_1, D_2, d_3, d_4)
13	$(\overline{O}_1, \overline{O}_2, O_3, O_4)$	(d_1, d_2, D_3, D_4)
14	$(\overline{O}_1, \overline{O}_2, O_3, \overline{O}_4)$	(d_1, d_2, D_3, d_4)
15	$(\overline{O}_1,\overline{O}_2,\overline{O}_3,O_4)$	(d_1, d_2, d_3, D_4)
16	$(\overline{O}_1,\overline{O}_2,\overline{O}_3,\overline{O}_4)$	(d_1, d_2, d_3, d_4)

Fonte: (CHIU; OUYANG, 2011)

Observe que os conjuntos Fuzzy nessa tabela são definidos em função das variáveis auxiliares:

$$O_j = \frac{-d_j}{D_j - d_j} + \left(\frac{1}{D_j - d_j}\right) z_j(t) \tag{14}$$

$$\overline{O_j} = 1 - O_j, \quad j = 1, 2, 3, 4$$
 (15)

onde D_i representa o limite superior e d_i o limite inferior das variáveis $z_i(t)$.

A principal vantagem do modelo proposto é que ϑ_{1_i} é baseado apenas nas medições de tensão e corrente no terminais do PV, sem a necessidade de cálculo de I_{RS} e I_{PH} (ver equações (2) e (3)). Por outro lado, observe que a matriz Ai possui um autovalor dado por $\frac{1}{C_{PV}}\vartheta_{1i}$. Como ϑ_{1i} depende da razão $i_{PV}(t)/V_{PV}(t)$, este termo será sempre positivo na operação normal do PV. Pode-se mostrar que os outros dois autovalores associados à dinâmica do conversor são sempre negativos nestas mesmas condições. Assim, conclui-se que o modelo descrito por essas matrizes possui um modo instável em malha aberta. Na prática, sabe-se que o PV é um sistema estável, permitindo assim concluir que o modelo proposto em (CHIU; OUYANG, 2011) não aproxima de forma adequada o comportamento em malha aberta do sistema não linear descrito pelas (5) a (7). Isso tende a resultar em controladores com desempenho pouco otimizado ou até mesmo tornar impossível projetar controladores que

atendam aos requisitos de desempenho transitório ou em regime permanente desejados.

3 Modelagem Fuzzy Proposta

Neste capítulo será apresentado um novo modelo fuzzy T-S que melhor reflete o comportamento do sistema real. Além disso, será apresentado um modelo linearizado no entorno de um dado ponto de operação que servirá de base de comparação para o modelo proposto.

O ponto de partida para a nova modelagem fuzzy é o modelo não linear do sistema, descrito pelas equações diferenciais (5), (6), (7). Substituindo nessas relações os sinais $i_0(t)$ e $i_{PV}(t)$ definidos em (1) e (4), segue que:

$$\frac{dV_{PV}(t)}{dt} = \frac{1}{C_{PV}} \left(n_p I_{PH} - n_p I_{RS} \left(e^{\gamma V_{PV}(t)} - 1 \right) - i_L(t) u(t) \right) \tag{16}$$

$$\frac{di_{L}(t)}{dt} = \frac{1}{L} \left(R_{O} \left(\frac{V_{O}(t)}{R_{O}} - i_{L}(t) \right) - R_{L}i_{L}(t) - V_{O}(t) + V_{D} u(t) + V_{PV}(t) u(t) - R_{M}i_{L}(t)u(t) \right) - \frac{V_{D}}{L}$$
(17)

$$\frac{dV_O(t)}{dt} = \frac{i_L(t)}{C_O} - \frac{V_O(t)}{R_{Load}C_O} \tag{18}$$

Note que este sistema continua sendo não linear devido ao termo $e^{\gamma V_{PV}(t)}$ e ao produto das variáveis $i_L(t)$ e $V_{PV}(t)$ por u(t). Esse sistema servirá de base para todos os desenvolvimentos a seguir.

3.1 Linearização no Entorno de um Ponto de Operação

O método de linearização no entorno de um ponto de operação tem como objetivo obter um modelo localmente linear que represente o comportamento do sistema não linear para pequenas variações. Supondo o modelo do sistema apresentado em (16) a (18), esse sistema estará em equilíbrio no ponto $(V_{pve}, i_{le}, V_{oe}, u_e)$ se e somente se:

$$\left. \frac{dV_{PV}(t)}{dt} \right|_{V_{pve}, i_{le}, V_{oe}, u_e} = 0 \tag{19}$$

$$\left. \frac{di_L(t)}{dt} \right|_{V_{pve}, i_{le}, V_{oe}, u_e} = 0 \tag{20}$$

$$\left. \frac{dV_0(t)}{dt} \right|_{V_{nne}, i_{le}, V_{oe}, u_e} = 0 \tag{21}$$

Substituindo os valores dos sinais no ponto de equilíbrio nas equações (16) a (18) e anulando as derivadas conforme (19) a (21) resulta nas seguintes equações de equilíbrio:

$$0 = \frac{1}{C_{PV}} \left(n_p I_{PH} - n_p I_{RS} \left(e^{\gamma V_{PVe}} - 1 \right) - i_{Le} u_e \right)$$
 (22)

$$0 = \frac{1}{L} \left[-(R_O + R_L)i_{Le} + V_D u_e + V_{PVe} u_e - R_M i_{Le} u_e - V_D \right]$$
 (23)

$$0 = \frac{i_{Le}}{C_O} - \frac{V_{Oe}}{R_{Load}C_O} \tag{24}$$

que podem ser reorganizados na forma:

$$i_{Le}u_e + n_p I_{RS}e^{\gamma V_{PVe}} = n_p (I_{PH} + I_{RS})$$
 (25)

$$V_D = -(R_O + R_L)i_{Le} + (V_D + V_{PVe} - R_M i_{Le})u_e$$
 (26)

$$i_{Le} = \frac{1}{R_{LOAD}} V_{Oe} \tag{27}$$

As relações (25) a (27) devem ser satisfeitas para que o ponto $(V_{pve}, i_{le}, V_{oe}, u_e)$ seja, de fato, um ponto de equilíbrio do sistema.

Suponha agora um modelo de pequenas variações no entorno de um ponto de equilíbrio, ou seja, onde os sinais do modelo são descritos como:

$$u(t) = u_e + \Delta u(t) \tag{28}$$

$$V_{PV}(t) = V_{PVe} + \Delta V_{PV}(t) \tag{29}$$

$$i_L(t) = i_{Le} + \Delta i_L(t) \tag{30}$$

$$V_O(t) = V_{Oe} + \Delta V_O(t) \tag{31}$$

Além disso, considere que o termo $e^{\gamma V_{PV}(t)}$ pode ser aproximado por série de Taylor truncada no termo de primeira ordem por:

$$e^{\gamma V_{PV}(t)} \approx e^{\gamma V_{PVe}} + \gamma e^{\gamma V_{PVe}} \Delta V_{PV}(t)$$
 (32)

Assim, substituindo-se essas relações em (16) a (18) tem-se:

$$\frac{d(V_{PVe} + \Delta V_{PV}(t))}{dt} = \frac{1}{C_{PV}} \left[n_p I_{PH} + n_p I_{RS} - n_p I_{RS} (e^{\gamma V_{PVe}} + \gamma e^{\gamma V_{PVe}} \Delta V_{PV}(t)) - (i_{Le} + \Delta i_L(t)) u_e + \Delta u(t)) \right] \\
\frac{d(i_{Le} + \Delta i_L(t))}{dt} = \frac{1}{L} \left[-(R_0 + R_L)(i_{Le} + \Delta i_L(t)) + V_D \left(u_e + \Delta u(t) \right) - V_D \right. \tag{34} \\
+ (V_{PVe} + \Delta V_{PV}(t)) \left(u_e + \Delta u(t) \right) - R_M (i_{Le} + \Delta i_L(t)) \left(u_e + \Delta u(t) \right) \right]$$

$$\frac{d(V_{Oe} + \Delta V_O(t))}{dt} = \frac{1}{C_O} \left[(i_{Le} + \Delta i_L(t)) - \frac{1}{R_O} (V_{Oe} + \Delta V_O(t)) \right]$$
(35)

Por se tratar de um modelo de pequenos sinais, é usual supor que os termos de segunda ordem com produto de sinais sejam considerados aproximadamente nulos, i.e., $\Delta a \Delta b \cong 0$. Baseado nessa suposição e nas condições de equilíbrio (19) a (21), segue que

$$\frac{d(\Delta V_{PV}(t))}{dt} = \frac{1}{C_{PV}} \left[-\left(n_p I_{RS} \gamma e^{\gamma V_{PV} e} \right) \Delta V_{PV}(t) - \left(i_{Le} \Delta u(t) - u_e \Delta i_L(t) \right) \right]$$
(36)

$$\frac{d(\Delta i_L(t))}{dt} = \frac{1}{L} [(-(R_O + R_L) - R_M u_e) \Delta i_L(t) + (V_D + V_{PVe} - R_M i_{Le}) \Delta u(t) u_e \Delta V_{PV}(t)]$$
(37)

$$\frac{d(\Delta V_O(t))}{dt} = \frac{1}{C_O} \left[\Delta i_L - \frac{\Delta V_O(t)}{R_O} \right]$$
(38)

Finalmente, o modelo de pequenos sinais no espaço de estados é dado por:

$$\Delta x(t) = \begin{bmatrix} \Delta V_{PV}(t) \\ \Delta i_L(t) \\ \Delta V_O(t) \end{bmatrix}$$

$$\frac{d(\Delta x(t))}{dt} = \overline{A} \Delta x(t) + \overline{B} \Delta u(t)$$
(39)

$$\Delta y(t) = \bar{c} \, \Delta x(t) \tag{40}$$

Onde,

$$\overline{A} = \begin{bmatrix}
-\frac{n_{p}I_{RS}\gamma e^{\gamma V_{PVe}}}{C_{PV}} & -\frac{u_{e}}{C_{PV}} & 0 \\
\frac{u_{e}}{L} & -\frac{((R_{O} + R_{L}) + R_{M}u_{e})}{L} & 0 \\
0 & \frac{1}{C_{O}} & -\frac{1}{R_{O}C_{O}}
\end{bmatrix}$$
(41)

$$\bar{B} = \begin{bmatrix} -\frac{i_{Le}}{C_{PV}} \\ \frac{(V_D + V_{PVe} - R_M i_{Le})}{L} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$(42)$$

$$\bar{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{43}$$

Note que este sistema representa apenas pequenas variações no entorno do ponto de equilíbrio V_{PVe} , i_{Le} e V_{Oe} . Logo, é esperado que, para grandes variações dos sinais de interesse, este modelo apresente diferenças significativas em relação ao sistema não linear. Esse fato será ilustrado nas simulações apresentadas na Seção 3.4.

3.2 Modelo Proposto

Note que o modelo não linear descrito pelas equações (16) a (18) pode ser reescrito no espaço de estados por

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{bmatrix}
\frac{-1}{C_{PV}} n_p I_{RS} \frac{e^{\gamma V_{PV}(t)}}{V_{PV}(t)} & 0 & 0 \\
0 & \frac{-(R_o + R_L)}{L} & \frac{1}{L} \left(\frac{R_o}{R_{LOAD}} - 1\right) \\
0 & \frac{1}{C_o} & \frac{-1}{C_o R_{LOAD}}
\end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix}
\frac{-1}{C_{PV}} i_L(t) \\
\frac{1}{L} (V_D + V_{PV}(t) - R_M i_L(t)) \\
0 & 0
\end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix}
\frac{n_p}{C_{PV}} (I_{RS} + I_{PH}) \\
-\frac{V_D}{L} \\
0 & 0
\end{bmatrix}$$

onde $x(t) = \begin{bmatrix} V_{PV}(t) \\ i_L(t) \\ V_O(t) \end{bmatrix}$. Como mencionado anteriormente, os termos não lineares do sistema

são os produtos das variáveis $V_{PV}(t)$ e $i_L(t)$ por u(t) e o termo exponencial $e^{\gamma V_{PV}(t)}$.

Com o objetivo de desenvolver um modelo fuzzy que mais se aproxime da dinâmica do modelo não linear, define-se os seguintes termos como varáveis de premissa:

$$z_1(t) = \frac{n_p I_{RS} e^{\gamma V_{PV}(t)}}{V_{PV}(t)};$$

$$z_2(t) = V_{PV}(t);$$

$$z_3(t) = i_L(t).$$

Baseado nessas variáveis, segue que o sistema representado em (44) pode ser reescrito como:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{C_{PV}} z_1(t) & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-(R_o + R_L)}{L} & (\frac{R_o - R_{LOAD}}{L \cdot R_{LOAD}}) \\ 0 & \frac{1}{C_o} & \frac{-1}{C_o R_{LOAD}} \end{bmatrix} x(t)
+ \begin{bmatrix} \frac{-1}{C_{PV}} z_3(t) \\ \frac{1}{L} (V_D + z_2(t) - R_M z_3(t)) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} \frac{n_p}{C_{PV}} (I_{RS} + I_{PH}) \\ -\frac{V_D}{L} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(45)

ou seja,

$$\frac{dx(t)}{dt} = A(z(t))x(t) + B(z(t))u(t) + b_{sp}$$

Considerando os limites inferiores e superiores das variáveis de interesse dados por d_j e D_j , j = 1,2,3, então segue que as funções de pertinências consideradas são:

$$M_1(z_1(t)) = \frac{z_1(t) - d_1}{D_1 - d_1}$$
(46)

$$N_1(z_1(t)) = \frac{D_1 - z_1(t)}{D_1 - d_1}$$
(47)

$$M_2(z_2(t)) = \frac{z_2(t) - d_2}{D_2 - d_2}$$
(48)

$$N_2(z_2(t)) = \frac{D_2 - z_2(t)}{D_2 - d_2}$$
(49)

$$Q_1(z_3(t)) = \frac{z_3(t) - d_3}{D_3 - d_3}$$
(50)

$$Q_2(z_3(t)) = \frac{D_3 - z_{3(t)}}{D_3 - d_3}$$
(51)

De forma que,

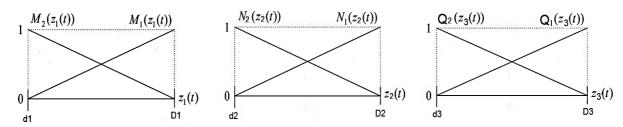
$$M_1(z_1(t)) + M_2(z_1(t)) = 1$$
 (52)

$$N_1(z_2(t)) + N_2(z_2(t)) = 1 (53)$$

$$Q_1(z_3(t)) + Q_2(z_3(t)) = 1 (54)$$

Estas funções podem ser representadas de forma gráfica, como apresentado na Figura 6.

Figura 6 – Esquema das funções de pertencimento.



As regras utilizadas estão descritas na Tabela 2, em que a leitura de cada regra é feita como no exemplo abaixo:

Regra 3: Se $z_1(t)$ é "Máximo", $z_2(t)$ é "Mínimo" e $z_3(t)$ é "Máximo", então $\frac{dx(t)}{dt} = A_{p3}x(t) + B_{p3}u(t) + b_{sp}$

B(z(t)) $z_3(t)$ A(z(t))Regra $z_1(t)$ $z_2(t)$ Máximo Máximo Máximo A_{p1} B_{p1} 2 Máximo Máximo Mínimo A_{v2} B_{p2} 3 Máximo Mínimo Máximo A_{p3} B_{p3} 4 Máximo Mínimo Mínimo A_{p4} B_{p4} 5 Máximo Mínimo Máximo A_{p5} A_{p6} 6 Mínimo Máximo Mínimo B_{p6} 7 Mínimo Mínimo Máximo A_{p7} B_{p7} 8 Mínimo Mínimo Mínimo A_{p8} B_{p8}

Tabela 2 - Regras Fuzzy.

Fonte: Produzida pelo Autor.

Baseado no processo de defuzzificação segue que:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \sum_{i=1}^{8} h_i(z(t))[A_{pi}x(t) + B_{pi}u(t) + b_{sp}].$$

Considere $z(t) = \begin{bmatrix} z_1(t) & z_2(t) & z_3(t) \end{bmatrix}^T$ e os seguintes sinais:

$$w_1(z(t)) = M_1(z_1(t)) \times N_1(z_2(t)) \times Q_1(z_3(t)),$$
 (55)

$$w_2(z(t)) = M_1(z_1(t)) \times N_1(z_2(t)) \times Q_2(z_3(t)),$$
 (56)

$$w_3(z(t)) = M_1(z_1(t)) \times N_2(z_2(t)) \times Q_1(z_3(t)),$$
 (57)

$$w_4(z(t)) = M_1(z_1(t)) \times N_2(z_2(t)) \times Q_2(z_3(t)), \tag{58}$$

$$w_5(z(t)) = M_2(z_1(t)) \times N_1(z_2(t)) \times Q_1(z_3(t)), \tag{59}$$

$$W_6(z(t)) = M_2(z_1(t)) \times N_1(z_2(t)) \times Q_2(z_3(t)), \tag{60}$$

$$w_7(z(t)) = M_2(z_1(t)) \times N_2(z_2(t)) \times Q_1(z_3(t)), \tag{61}$$

$$w_8(z(t)) = M_2(z_1(t)) \times N_2(z_2(t)) \times Q_2(z_3(t)). \tag{62}$$

Pela definição das funções $M(z_1(t))$, $N(z_2(t))$ e $Q(z_3(t))$, segue que

$$\begin{cases}
\sum_{i=1}^{r} w_i(z(t)) > 0, \\
w_i(z(t)) \ge 0, \quad i = 1, 2, \dots, r.
\end{cases}$$
(63)

Logo, é possível definir $h_i(z(t))$ como uma versão normalizada dos pesos $w_i(z(t))$, ou seja,

$$h_i(z(t)) = \frac{w_i(z(t))}{\sum_{i=1}^r w_i(z(t))'},$$
(64)

o que implica em

$$\begin{cases}
\sum_{i=1}^{r} h_i(z(t)) = 1, \\
h_i(z(t)) \ge 0, \quad i = 1, 2, \dots, r.
\end{cases}$$
(65)

Dados os valores de x(t) e u(t), a dinâmica do sistema é obtida pela soma das dinâmicas de 8 subsistemas ponderadas por $h_i(z(t))$. Cada subsistema refere-se a uma regra fuzzy e a sua influência sobre o valor final é determinado pelo sinal $w_i(z(t))$. Descreve-se abaixo o equacionamento deste processo.

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{\sum_{i=1}^{r} w_i(z(t)) \{A_{pi}x(t) + B_{pi}u(t) + b_{sp}\}}{\sum_{i=1}^{r} w_i(z(t))}$$
(66)

$$y(t) = \frac{\sum_{i=1}^{r} w_i(z(t)) C_{pi} x(t)}{\sum_{i=1}^{r} w_i(z(t))} = \sum_{i=1}^{r} h_i (z(t)) C_{pi} x(t)$$
(67)

Observe que a matriz A(z(t)) em (45) possui um autovalor dado por $\frac{-1}{c_{PV}}z_1$ e dois autovalores negativos na operação normal do PV. Assim, como $z_1(t)$ é sempre positivo, então o termo $\frac{-1}{c_{PV}}z_1$ é sempre negativo. Isso implica que o modelo proposto é estável em malha aberta. Por outro lado, o modelo proposto requer a estimação dos parâmetros I_{RS} e γ do painel solar, o que pode ser feito de forma *online* a partir do método apresentado em (NADEEM *et al*, 2021).

3.3 Simulação

Nas simulações a seguir será considerado o mesmo sistema apresentado em (CHIU; OUYANG, 2011). Os parâmetros do painel e do conversor são dados na Tabela 3; os limites da cada variável são apresentados na Tabela 4 e na Tabela 5 são definidos os valores para cada variável de premissa.

Tabela 3 – Parâmetros do módulo PV Siemens SP75.

Parâmetro	Valor	Símbolo
Células em série	1	$n_{\scriptscriptstyle S}$
Células em paralelo	36	n_p
Potência máxima	75W	P_{max}
Tensão nominal	17V	V_n
Corrente nominal	4,4A	I_n
Corrente de curto circuito	4,8A	I_{oc}
Tensão de circuito aberto	21,7V	V_{oc}
Coeficiente de temperatura atual de curto circuito	2,06 mA/°K	K_I

Fonte: Produzida pelo Autor.

Tabela 4 – Intervalo considerado de cada variável.

Faixas de variação				
$8V \le V_{PV} \le 22V$				
$-5A \le i_L \le 5A$				
$2V \le V_o \le 22V$				
$0.8 i_L \le i_o \le 0.9 i_L$				
$288,18K \le T \le 363,18K$				

Tabela 5 – Valor atribuído a cada variável de premissa.

Variáveis de premissa	Valor
d1	0
D1	2,54
d2	2
D2	22
d3	-5
D3	5

3.3.1 Ambiente de Simulação

Para simular os sistemas não linear, linear e fuzzy será utilizado o software MATLAB/Simulink e Fuzzy LogicToolBox, sendo que a primeira possui uma interface que permite realizar simulações por meio de blocos de funções e a segunda contêm blocos específicos de modelagem fuzzy, como o que define as funções de pertinência.

3.3.2 Diagrama de Blocos dos Sistemas

Será apresentado os diagramas de blocos que foram utilizados para obter a dinâmica dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 4 regras. O sistema fuzzy com 8 regras possui uma topologia similar ao de 4 regras e, por isso, será omitido.

3.3.2.1 Não linear

Este diagrama de blocos corresponde à implementação direta das equações (5) a (7) que modelam o sistema.

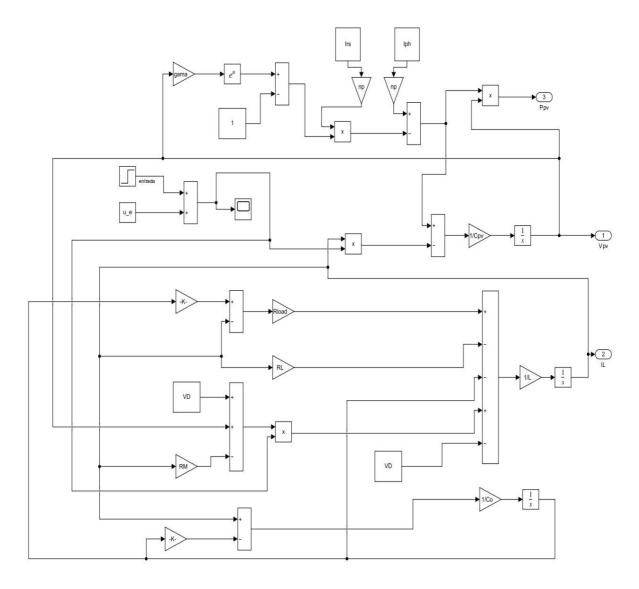


Figura 7 – Diagrama de blocos do sistema não linear.

3.3.2.2 Sistema Linearizado

Este sistema é composto pelas matrizes (41) e (42) obtidas com a linearização do sistema. Soma-se os valores de equilíbrio a cada uma das variáveis com o objetivo de projetar as suas dinâmicas para terem o mesmo valor transitório que possuíam no sistema não linear, uma vez que:

$$x(t) = x_e + \Delta x(t) \tag{68}$$

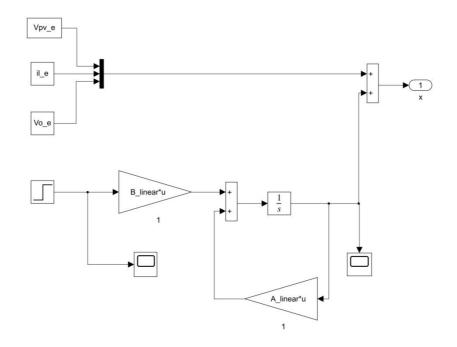


Figura 8 - Diagrama de blocos do sistema linearizado.

3.3.2.3 Sistema Fuzzy Proposto

Para facilitar a visualização, nesta seção é apresentado um diagrama de blocos que implementa o sistema fuzzy com apenas duas variáveis de premissa, z_1 e $z_3 = i_L$. Nesse caso, a variável z_2 é considerada fixa em seu valor médio. O caso geral, com as três variáveis de premissa, segue a mesma lógica na construção do diagrama de blocos em Simulink.

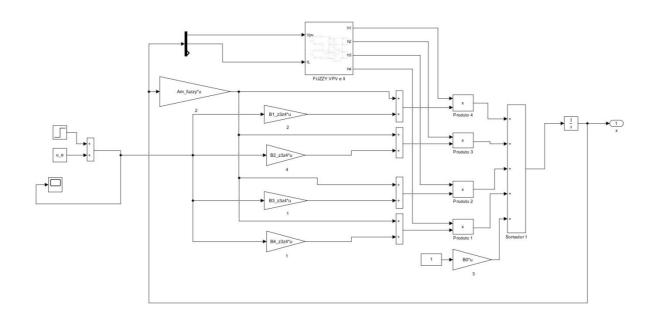


Figura 9 - Diagrama de blocos do modelo fuzzy com quatro regras.

No diagrama de blocos apresentados a cima, nota-se um subsistema na sua composição. Este subsistema se refere à Figura 10 abaixo e possui a finalidade de calcular os valores de h_1 , h_2 , h_3e h_4 definidos a partir das funções de pertinência M_1 , M_2 , Q_1 e Q_2 .

Primeiramente, condiciona-se os valores de cada variável a um intervalo definido por d_i e D_i , sendo um referente ao limite inferior e o outro ao superior, respectivamente. Após todos os valores estarem dentro das faixas de operação de cada variável, estes passam pelo bloco das funções de pertinência definidas na Figura 6. Obtêm-se na saída deste bloco, o grau de pertencimento a cada função de pertinência.

Calcula-se os termos $w_i(z(t))$ a partir do produto das entradas do bloco e normaliza-se este valor ao final do procedimento, como descrito na Seção 3.2. Estes pesos retornam ao sistema principal e são multiplicados com o subsistema no espaço de estados definido para cada regra. A saída final é a soma ponderada da saída de cada um desses subsistemas.

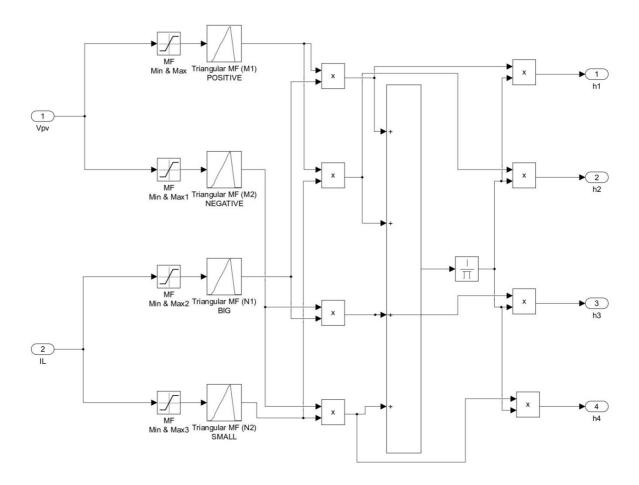


Figura 10 – Bloco de operações fuzzy.

3.4 Resultados e Discussões

Para analisar o comportamento do sistema em relação ao acréscimo de novas regras e saltos com amplitudes diferentes, foi realizado um conjunto de simulações. É apresentado a seguir os sinais obtidos com a aplicação de um degrau de amplitude 0,1 e posteriormente de 0,3 na entrada de controle (ciclo de trabalho).

3.4.1 Resposta Geral

3.4.1.1 Salto de 0,1

Aplica-se um degrau de amplitude 0,1 em cada um dos blocos apresentados anteriormente com o intuito de comparar a resposta obtida em malha aberta com o sistema não linear.

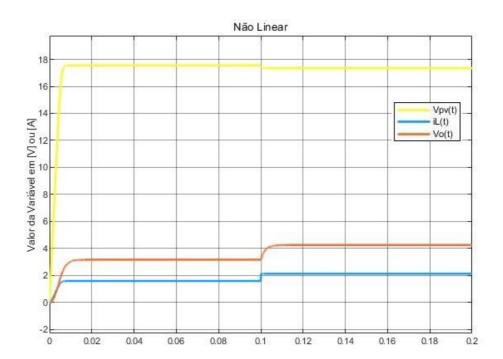
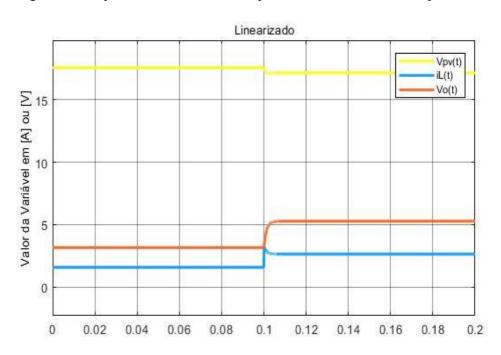


Figura 11 – Resposta do sistema não linear para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.



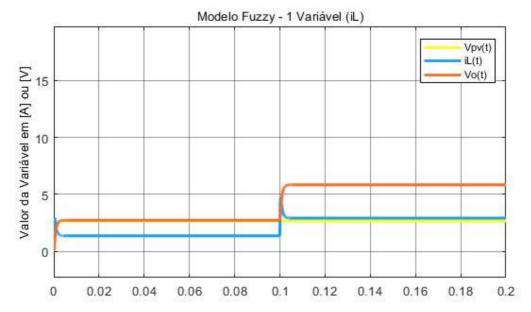


Fonte: Produzida pelo Autor.

No sistema linearizado observa-se que as dinâmicas partem de um valor diferente de zero, uma vez que tais valores resultam da soma da resposta do sistema linearizado com as constantes de equilíbrio definidas para cada variável.

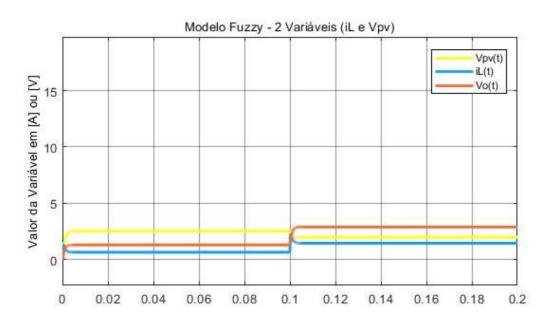
Na Figura 13 abaixo, são apresentadas as respostas obtidas através dos modelos fuzzy propostos. O que os difere é a quantidade de variáveis de premissas consideradas, sendo este fator determinante no número de regras fuzzy: para o modelo de uma variável aplica-se duas regras; para duas, quatro regras e para três, oito regras. Portanto, o número de regras é obtido pela relação 2 elevado ao número de variáveis de premissa consideradas.

 $Figura\ 13-Resposta\ do\ modelo\ fuzzy\ com\ duas\ regras\ para\ um\ salto\ em\ t=0,1s\ de\ amplitude\ 0,1.$



Fonte: Produzida pelo Autor.

Figura 14 - Resposta do modelo fuzzy com quatro regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.



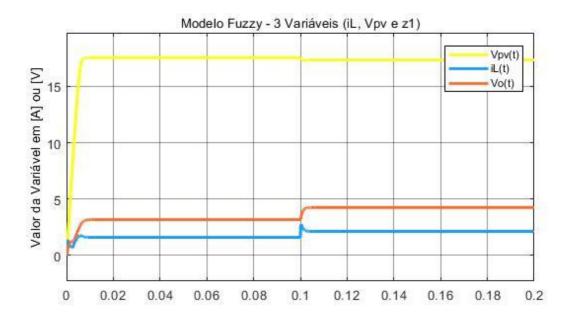


Figura 15 – Resposta do modelo fuzzy com oito regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.

Realizando a análise dos gráficos foi constatado que a curva da corrente possui um overshoot que diminui com a adição de mais variáveis de premissa ao modelo fuzzy; a curva da tensão do PV apresenta valores baixos para o modelo fuzzy de 1 e 2 variáveis de premissa em função em função de ter sido escolhido adicionar posteriormente o $z_1(t)$ no qual possui um termo exponencial com $V_{PV}(t)$, portanto, somente quando $z_1(t)$ é considerado que os valores de $V_{PV}(t)$ se aproximam do sistema não linear.

3.4.1.2 Salto de 0,3

Similar ao que foi realizado na subseção anterior, repete-se os procedimentos para um salto de 0,3 de amplitude com o intuito de comparar a resposta do sistema para saltos de amplitude maior na variável de entrada

Figura 16 - Resposta do sistema não linear para um salto em t=0,1s de amplitude 0,3.

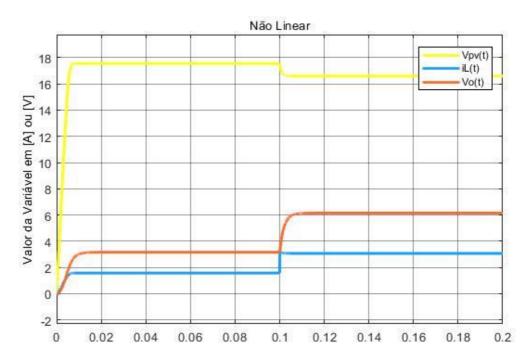


Figura 17 - Resposta do sistema linearizado para um salto em t = 0.1s de amplitude 0,3.

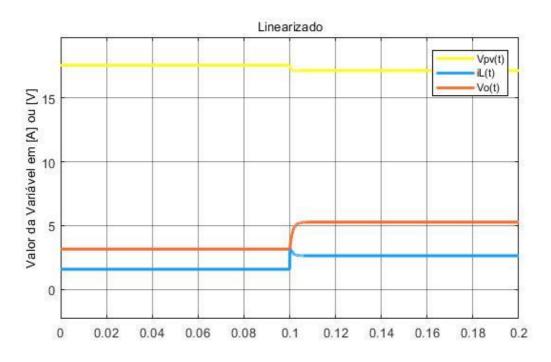


Figura 18 - Resposta do modelo fuzzy com duas regras para um salto em t=0,1s de amplitude 0,1.

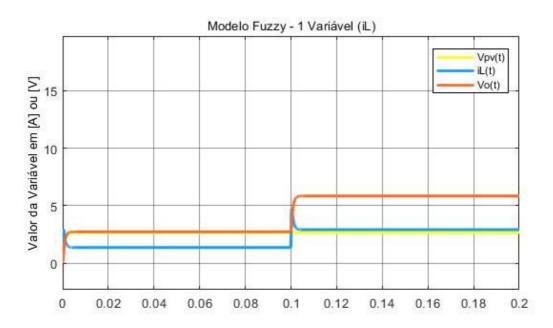
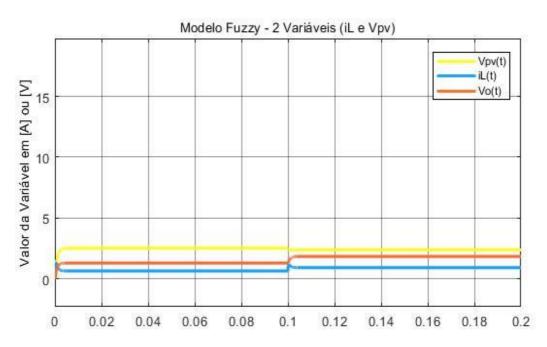


Figura 19 - Resposta do modelo fuzzy com quatro regras para um salto em t=0.1s de amplitude 0.1.



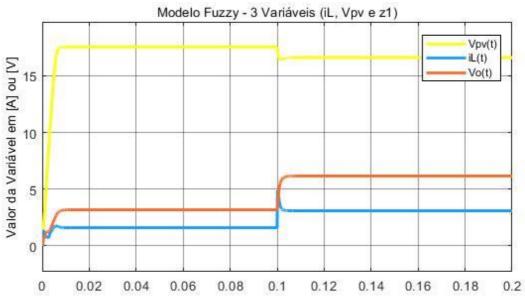


Figura 20 - Resposta do modelo fuzzy com oito regras para um salto em t = 0.1s de amplitude 0.1.

Comparando as dinâmicas apresentadas anteriormente para um salto de 0,1 de amplitude e as referentes a 0,3, constatou-se que há um aumento no overshoot da curva da corrente; a curva da tensão $V_o(t)$ não possui diferenças expressivas em relação aos valores e à dinâmica tanto em relação ao aumento da amplitude quanto à adição de variáveis de premissa, isso era esperado em função de $V_o(t)$ não aparecer em nenhuma variável de premissa.

3.4.2 Comparações em Regime Permanente

São apresentados nas Tabelas 6 a 9 os valores de regime permanente dos estados dos sistemas considerando saltos de quatro diferentes amplitudes. É importante salientar que a amplitude dos saltos não podem ser superiores a 0,7, pois sua soma com a variável u_e não devem ultrapassar 1.

Tabela 6 – Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,01 na entrada.

Salto de 0.01			
Sistema	V_{pv} [V]	V_o [V]	$i_L[A]$
Não linear	17,56	3,27	1,64
Linearizado	17,55	3,23	1,62
Modelo Fuzzy - 2 regras	2,62	2,84	1,42
Modelo Fuzzy - 4 regras	2,51	1,36	0,68
Modelo Fuzzy - 8 regras	17,54	3,27	1,64

Tabela 7 - Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,05 na entrada.

Salto de 0.05			
Sistema	V_{pv} [V]	V_o [V]	i_L [A]
Não linear	17,46	3,71	1,86
Linearizado	17,48	3,51	1,75
Modelo Fuzzy - 2 regras	2,67	3,25	1,63
Modelo Fuzzy - 4 regras	2,45	1,57	0,79
Modelo Fuzzy - 8 regras	17,46	3,71	1,86

Tabela 8 - Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,1 na entrada.

Salto de 0.1			
Sistema	V_{pv} [V]	V_o [V]	i_L [A]
Não linear	17,35	4,24	2,12
Linearizado	17,42	3,85	1,93
Modelo Fuzzy - 2 regras	2,67	3,77	1,88
Modelo Fuzzy - 4 regras	2,38	1,84	0,92
Modelo Fuzzy - 8 regras	17,35	4,24	2,12

Fonte: Produzida pelo Autor.

Tabela 9 - Valor dos sinais para cada modelo para um salto de amplitude de 0,3 na entrada.

Salto de 0.3			
Sistema	V_{pv} [V]	V_o [V]	$i_L[A]$
Não linear	16,60	6,15	3,08
Linearizado	17,15	5,27	2,63
Modelo Fuzzy - 2 regras	2,67	5,84	2,93
Modelo Fuzzy - 4 regras	1,99	2,89	1,45
Modelo Fuzzy - 8 regras	16,60	6,16	3,08

Fonte: Produzida pelo Autor.

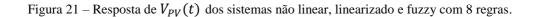
Em comparação ao sistema não linear, o sistema fuzzy com 8 regras possui uma diferença ínfima, sendo possível concluir que o modelo proposto com 8 regras é capaz de aproximar o comportamento em regime permanente do sistema não linear independente da amplitude do salto de entrada aplicado. Isto não ocorre com os outros modelos fuzzy com número menor de regras, pois utiliza-se os valores médios das variáveis de premissa que não estão passando pelo procedimento de fuzzificação. Nota-se também que para um salto de amplitude 0,3, o modelo linearizado apresenta um erro significativo no valor de regime.

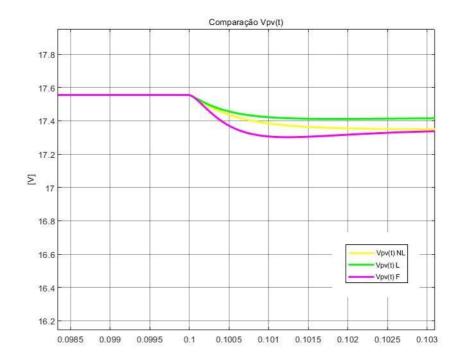
3.4.3 Comparação da Resposta Transitória

Com o intuito de analisar de forma mais aprofundada o comportamento de cada

variável obtida pelo sistema não linear, linear e fuzzy com 8 regras, apresenta-se as dinâmicas obtidas ao ser aplicado um degrau de 0,1 e um de 0,3 na entrada do sistema. Nas legendas das figuras a seguir, os indicadores NL, L e F correspondem ao sistema não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras, respectivamente.

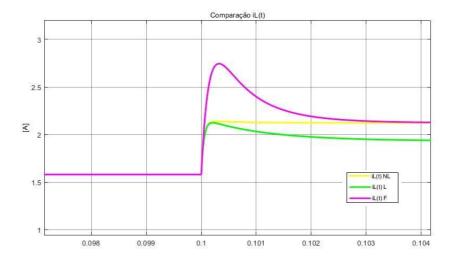
3.4.3.1 Salto de 0,1





Fonte: Produzida pelo Autor.

Figura 22 - Resposta de $i_L(t)$ dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8.



Comparação Vo(t)

4.5

2.5

Comparação Vo(t)

Vo(t) NL

Vo(t) L

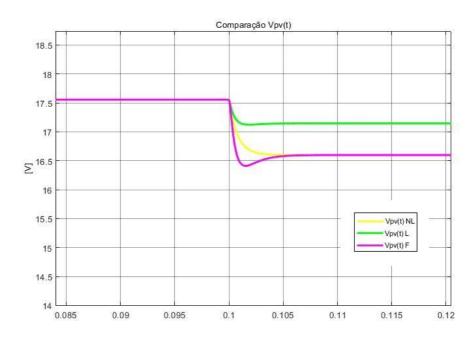
Vo(t) F

0.096 0.097 0.098 0.099 0.1 0.101 0.102 0.103 0.104 0.105 0.106

Figura 23 - Resposta de $V_o(t)$ dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.

3.4.3.2 Salto de 0,3

Figura 24 - Resposta de $V_{PV}(t)\,$ dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.



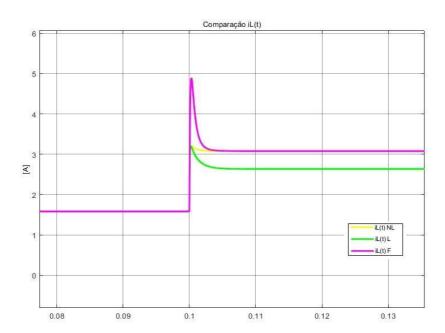
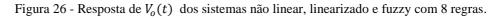
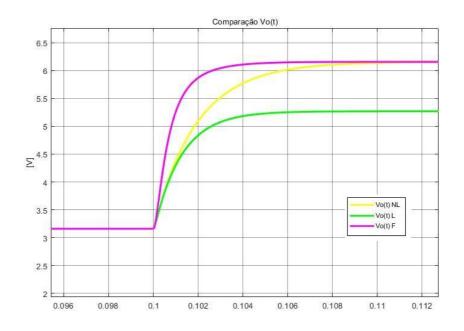


Figura 25 - Resposta de $i_L(t)$ dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy com 8 regras.





Fonte: Produzida pelo Autor.

Ao realizar a análise das dinâmica das curvas, concluiu-se que o tempo de resposta da curva $V_{PV}(t)$ é menor no salto de menos amplitude; o modelo fuzzy aproxima com valores maiores para as curvas de $V_o(t)$ e $i_L(t)$ e menores para $V_{PV}(t)$; a curva $i_L(t)$ possui um overshoot maior no modelo fuzzy do que no modelo linearizado.

4 Conclusões

Neste trabalho, foi desenvolvido um modelo fuzzy a partir da linearização de um sistema de equações diferenciais não lineares obtidas do circuito PV conectado a um conversor Buck. Utilizou-se o modelo linearizado obtido para comparar com os resultados do modelo fuzzy proposto. Além disso, foi desenvolvido três modelos fuzzy com número de regras diferentes para que fosse possível analisar a influência do acréscimo de variáveis de premissa na resposta do sistema.

Com o intuito de comparar as dinâmicas dos sistemas não linear, linearizado e fuzzy, desenvolveu-se simulações computacionais no software MATLAB/Simulink. Constatou-se, por meio das simulações e análise de dados, que o modelo fuzzy com três variáveis de premissa e oito regras aproxima o sistema não linear de forma adequada, principalmente em regime permanente. Verificou-se que a inclusão das três variáveis de premissa é fundamental para a correta operação do modelo fuzzy TS. Além disso, a adequação do modelo se verifica independentemente da amplitude do sinal de entrada, o que não acontece com o modelo linearizado no entorno de um dado ponto de operação. Foi observado que o modelo proposto apresenta um sobressinal maior que o encontrado no sistema não linear.

O principal trabalho futuro que pode ser feito é o projeto de um controlador por meio de desigualdades matriciais lineares (LMIs) que regule de a tensão de saída $V_{PV}(t)$ do painel em um dado valor determinado pelo algoritmo de MPPT. Além disso, uma possibilidade é a avaliação do desempenho do modelo proposto quando operando em conjunto com o estimador dos parâmetros do painel apresentado em (NADEEM et al, 2021). Este trabalho foi realizado durante a pandemia de COVID-19, em função disso, não pôde ser realizado experimentos presenciais utilizando PVs reais. Esta é outra possível continuação que pode ser feita após o projeto de um controlador. Sugere-se que seja implementado nos PVs disponíveis no prédio do Departamento de Engenharia Elétrica da UFRGS, pois já possuem uma estrutura apropriada para realizar experimentos.

Referências

CHIU, C.S; OUYANG, Y.L. "Robust Maximum Power Tracking Control of Uncertain Photovoltaic Systems: A Unified T-S Fuzzy Model-Based Approach". IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 19, No. 6, p. 1515-1526, 2011.

SILVA, M. A. Estudo da eficiência energética na utilização de um sistema de resfriamento em painéis fotovoltaicos. 2017. 21 f. Trabalho de Conclusão de Curso de Especialização (Processamento de Energias Renováveis) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2017.

El KHATEB, A. et al. "Fuzzy-LogicController-Based SEPIC Converter for Maximum Power Point Tracking". IEEE Trans. Ind. Appl., 50 (4), pp. 2349–2358, 2014.

ALMEIDA, Eliane *et al.* Energia Solar Fotovoltaica: Revisão Bibliográfica. Revista FUMEC Vol. 1, No. 2, 2016.

VAFAMAND, N; RAKHSHAN, M. "Dynamic Model-Based Fuzzy Controller for Maximum Power Point Tracking of Photovoltaic Systems: A Linear Matrix Inequality Approach". Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, 2016.

BENDIB, Boualem et al. "A survey of the most used MPPT methods: Conventional and advanced algorithms applied for photovoltaic systems". 637–648, 2015.

T. Shimizu, M. et al. "Generation control circuit for photovoltaic modules," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 16, no. 3, pp. 293-300, May 2001.

TOMAGGI, Henrique. Análise Comparativa de Métodos de Rastreamento do Ponto de Máxima Potência em Painéis Fotovoltaicos. 2018. 73f. Engenharia Elétrica – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018.

X. Du, L. Zhou and H. Tai, "Double-Frequency Buck Converter," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 56, no. 5, pp. 1690-1698, May 2009.

M. C. Cavalcanti et al. "Comparative Study of Maximum Power Point Tracking Techniques for Photovoltaic Systems". Revista Eletrônica de Potência, vol. 12, no. 2, Julho, 2007.

Charles K. Alexander, Matthew N. O. Sadiku, Jose Lucimar Do Nascimento. "Fundamentals of Electric Circuits". AMGH, 5^a Ed, 2013.

Andrade, M; Jacques, M. A., Estudo Comparativo de Controladores de Mamdani e Sugeno para Controle do Tráfego em Interseções Isoladas. Revista Transportes, vol.16, No. 2, 2008.

M. A. G. de Brito et al. "Evaluation of the Main MPPT Techniques for Photovoltaic Applications," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 60, no. 3, pp. 1156-1167, March 2013.

Barbi, Ivo. "Modelagem de Conversores CC-CC Empregando Modelo Médio em Espaço de Estados". Florianópolis: Edição do Autor, 2015.

Nadeem, A et al. "Online current-sensorless estimator for PV open circuit voltage and short circuit current", Solar Energy. Vol. 213, pp. 198-210, 2021.

Rignel, D. et al. Uma Introdução à Lógica Fuzzy, Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e Gestão Tecnológica, vol. 1, no. 1, pp. 17-28, 2011.

Takagi, T. e Sugeno, M. "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, pp. 116–132, 1985.

Tancheit, R. Sistemas Fuzzy. Notas de Aula de Inteligência Computacional Aplicada PUC-RJ. Rio de Janeiro, 2004.

ERICKSON, R. W.; MAKSIMOVIC, D. Fundamentals of power electronics. 2nd. New York: Kluwer Academic Publishers, 2001.

Ogata, K. Engenharia de Controle Moderno, *Prentice-Hall*, 4ª. ed., 2004.