OTIMIZAÇÃO DA POTÊNCIA DE OPERAÇÃO EM SISTEMA ISOLADO FOTOVOLTAICO USANDO TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

BRAULIO CHUCO

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO

EM ENGENHARIA ELÉTRICA

OTIMIZAÇÃO DA POTÊNCIA DE OPERAÇÃO EM SISTEMA ISOLADO FOTOVOLTAICO USANDO TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Dissertação apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

BRAULIO CHUCO

Campo Grande, 2007.

OTIMIZAÇÃO DA POTÊNCIA DE OPERAÇÃO EM SISTEMA ISOLADO FOTOVOLTAICO USANDO TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Dissertação de Mestrado submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Mestrado em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

_____

João Onofre Pereira Pinto – Dr.
Prof. DEL/UFMS - Orientador

_____

Luciana Cambraia Leite – Dra.
Profa. DEL/UFMS

_____

Maurício Beltrão de Rossiter Corrêa – Dr.

Prof. DEE/CEEI/UFCG

Aos meus familiares, amigos e professores.

Agradecimentos

A minha Mãe Cipriana, a minha Esposa Amparo-Milagros, Aos meus irmãos Victor/Basílides pelo apoio e compreensão.

Aos meus orientadores, Prof. Pinto, Prof Jorge Luis que além de contribuir intelectualmente, tornou-se grandes amigos.

A Sra. Susana Córdova da EDUCA-Perú pelo apoio incondicional para vir ao Brasil.

A todos meus colegas e amigos do BATLAB tais como: Rene Capitanio, Luigi Galotto, Zé Edison Cabral, Gilberto Shimada, Ruben Barros, Faete Jacques, Cristiano Quevedo, André Muniz, Márcio Lorenzoni, Mario Marcos Frank, Alexandre Ataida, Wellington Rocha do Laboratório de Eficiência Energética.

Também não poderia deixar de agradecer aos professores do DEL/UFMS pelo ensino das disciplinas que foram chaves para conseguir finalizar este trabalho.

Meus sinceros agradecimentos ao BATLAB e seu coordenador o Prof. Pinto pelo apoio e cooperação para meu trabalho e do CIEEP-Perú, ao país do Brasil pela oportunidade de me permitiram alcançar meus objetivos.

Ao todo o pessoal e amigos do CIEEP-Perú, que fizeram os esforços necessários para continuar nas atividades durante os dois anos.

Finalmente, agradeço ao CNPq e CIEEP-Perú pelo apoio financeiro.

OTIMIZAÇÃO DA POTÊNCIA DE OPERAÇÃO EM SISTEMA ISOLADO FOTOVOLTAICO USANDO TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Braulio Chuco

Orientadores: Professor Dr. João O. Pereira Pinto; Professor Dr. Jorge L. Roel Ortiz.

Área de Concentração: *Energia Elétrica*.

Palavras-chave: Sistema de Energia Solar, Tensão Ótima, Potência Máxima, Sistemas *Fuzzy*, Redes Neurais.

Número de Páginas: 112.

RESUMO: Este trabalho apresenta um sistema de aproveitamento ótimo da potência de um sistema isolado fotovoltaico usando técnicas de inteligência artificial, mediante um sistema estimador da tensão ótima, razão cíclica do conversor D, índice de modulação m_a e o SOC do banco de baterias, que permite manter operando o sistema *Arranjo Fotovoltaico* no ponto da máxima potência. Um sistema *Fuzzy* foi implementado para estimar a tensão ótima instantânea de operação do *Arranjo Fotovoltaico* a partir dos dados de irradiação e temperatura instantânea para encontrar o ponto da potência máxima instantânea. Para manter a operação no ponto máximo da potência encontrada, foi usado um controlador *Neural* que atua sobre o conversor *Buck-Boost* para condicionar a tensão nos terminais do *Arranjo Fotovoltaico* e em período de carga ou descarga da bateria com o objetivo de compensar ou aproveitar a corrente instantânea excedente ou deficiente dependendo da irradiação e demanda instantânea, do equilíbrio entre o consumo e a potência gerada. O controlador *Neural* usa as grandezas da tensão ótima estimada pelo estimador *Fuzzy,* a corrente da carga em CA e a corrente da bateria para o controle do conversor *CC-CC* (*Buck-Boost*), para estimar o SOC da bateria e o índice de modulação do inversor. O método proposto mostrou-se eficiente de acordo com as simulações feitas, observando vantagens como aplicações práticas e simples.

POWER OPERATION OPTIMIZATION OF PHOTOVOLTAIC STAND ALONE SYSTEM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES

Braulio Chuco

Advisors: Professor João O. Pereira Pinto, PhD., Professor Jorge L. Roel Ortiz, Dr.

Area of Concentration: Electrical Energy.

Keywords: Fuzzy Systems, Neural Systems, Optimum Voltage, Maximum Power, Photovoltaic Systems.

Number of Pages: 112.

ABSTRACT: This work presents a power operation optimization of photovoltaic stand alone system using artificial intelligence techniques, via a optimum voltage estimator and control systems to maintain the photovoltaic generator in the maximum power point. A *Fuzzy* Systems is implemented to estimate from instantaneus radiation and room temperature, the optimum voltage of operation of photovoltaic generator. In order to maitain in this found optimum power point, independent of load variations, is used a neural controller that acts at the charge/discharge of the battery with the objective at compensating or absorving the exceeding or deficiency instantaneous current calculated from balance of the consumption and the photovoltaic generator. The neural controller use optimum voltage from *Fuzzy* estimator, load current and battery current, to control the DC-DC converter, to estimate the battery SOC and inverter modulation indice. Based on simulation results, the method was found to be effective. It also has advantages such as simplicities and easy implementation.

SUMÁRIO

1. Introdução 1
1.1. Energias Renováveis 1
1.1.1. História das Células Fotovoltaicas 2
1.1.2. Novas Tecnologias Solares 3
1.2. Sistemas de Otimização da Potência do Painel Solar 4
1.2.1. Estado de Arte na Otimização da Potência Gerada 5
1.2.2. Técnicas de Inteligência Artificial em Otimização da Potência do Painel Solar 6
1.3. Técnicas de Inteligência Artificial 7
1.3.1. Redes Neurais 7
1.3.2. Sistemas de Lógica Fuzzy 9
1.4. Objetivo 9
1.5. Metodologia 10
2. Elementos Típicos do Gerador Solar 11
2.1. Conversores Estáticos de Energia Urilizados em Acondicionamento de Elétrica Para o Consumo 11
2.1.1. Conversor CC-CC Abaixador-Elevador (Buck-Boost) 11
2.1.2. Sistema de Controle do Conversor Buck - Boost 14
2.1.3. Inversor Trifásico Fonte de Tensão 15
2.1.4. Sistema de Controle do Inversor Trifásico Fonte de Tensão (IFT) 15
2.2. Componente de Armazenamento de Energia 18
2.2.1. Armazenadores Eletroquímicos 18
2.2.2. Bateria e Suas Características 20
2.3. Gerador Fotovoltaico (Celula, Painel e Arranjo) 22
2.3.1. Modelo da Célula Solar 22
2.3.2. Parâmetros de uma Célula Solar. 23
2.3.3. Painel Solar. 24
2.3.4. *Arranjo Fotovoltaico* 26
3. Redes Neurais Artificiais e Lógica Fuzzy 27

3.1. Introdução.....27
3.2. Redes Neurais Artificiais ..... ….27
3.3. Rede Neural de Função Base Radial.....29
3.4. Lógica Fuzzy.....35
3.4.1. Definição.....36
4. Modelo Proposto Para Operação Ótima do Sistema Fotovoltaico Isolado 38
4.1. Modelo de Controle Otimizado.....38
4.1.1. Operação Característica do *Arranjo Fotovoltaico*.....38
4.1.2. Estimador Fuzzy de V_{max} Para Estimar o Ponto da Potência Máxima de Operação (PPMO).....39
4.1.3. Estimador do SOC da Bateria.....46
4.1.4. Controlador da Carga/Descarga da Bateria.....48
4.1.5. Controlador do Buck-Boost.....50
4.1.6. Controlador do Inversor.....55
4.1.7. Projeto, Treinamento e Configuração da RN-RBF.....58
4.2. Estratégia de Controle Proposto.....59
4.2.1. Primeiro Teste do Modelo Proposto.....62
4.2.2. Segundo Teste do Modelo Proposto.....66
5. Aplicação do Modelo Proposto.....69
5.1. Configuração do Sistema de Aplicação.....69
5.2. Características Técnicas do Sistema Para Estudo de Caso.....70
5.2.1. Sistema Isolado com Carga Constante.....70
5.2.2. Sistema Isolado com Carga Variável.....73
6. Conclusões.....79
7. Possíveis Trabalhos Futuros e Publicações Relacionadas.....81
7.1. Possíveis Trabalhos Futuros.....81
7.2. Publicações Relacionadas.....81
Referências.....83
Apêndice A - 1.....86
Parâmetros Elétricos do Painel Solar.....87
Equacionamentos do Modelo de Painel Solar.....88
Modelo do Painel Solar no Matlab/Simulink.....89

Modelo da Bateria. 90
Controlador da Chave de Carga/Descarga da Bateria 91
Modelo do RN-RBF no Matlab/Simulink ..... …92
Modelo Completo do Sistema em Matlab/Simulink……93
Apêndice A- 2.....94
Exemplo de projeto solar.....94
Dados de Treinamento da RN-RBF.....96

ACRÔNIMOS

CA	**Corrente Alternada**
CC	**Corrente Continua**
IFT	**Inversor Fonte de Tensão**
RN	**Rede Neural**
SOC	**State Of Charge**
RMS	**Root Mean Square (Valor Meio Quadratico)**
ANN	**Artificial Neural Network**
RBF	**Radial Basic Function**
LF	**Lógica Fuzzy**
MLP	**Modulação de Largura de Pulso**
PWM	**Pulse Width Modulation**
SPWM	**Sinusoidal Pulse Width Modulation**
CCD	**Corrente Constate de Descarga**
OPEC	**Organization of the Petroleum Exporting Countries**
AF	**Arranjo Fotovoltaico**

LISTA DE SIMBOLOS

V	Tensão
I	Corrente
D, V_{av}, I_{av}	Razão Cíclica, tensão e corrente de saída do conversor *Buck-Boost*
ma	Índice de modulação
T	Período
I_{max}	Corrente no ponto máximo da potência
[W]	Watts
[V]	Volts
[I]	Amperes
Vs, Vo	Tensão de entrada e saída no conversor Buck-Boost
Vab, Van	Tensão linha-linha, Tensão linha-neutro
Ah	Ampere-hora
ν_{Δ} , ν_c	Sinal portadora, Sinal de fundamental
δ_{max}	Razão de corte (conversor cc-cc)
q, q_{max}	Carga instantanea, carga máxima da bateria
k	Constante de Boltzmann
c	Relação da capacidade de carga disponível entre a capacidade total.
I_{ph}	Corrente fotovoltaico
I_D	Corrente no Diodo
V_{max}	Tensão ótima imposta nos terminais da célula
Ga	Irradiação Solar
Tc	Temperatura ambiente
Io	Corrente de saturação inversa
Mp	Número de painéis em paralelo
Ms	Número de painéis em serie
Np	Número de células em paralelo
Ns	Número de células em serie
Pmax	Ponto máximo da potência

LISTA DE FIGURAS

Número *Página*

Fig. 2.1. Conversor Buck Boost 13
Fig. 2.2. Controle do conversor CC-CC.....14
Fig. 2.3. Topologia de um inversor trifásico (IFT).....15
Fig. 2.4. Modulação de Largura de Pulso Senoidal.....17
Fig. 2.5. Densidade típicas de energia a 5 h tempo nominal de descarga para células eletroquímicas conhecidas. 19
Fig. 2.6. Circuito equivalente de uma bateria simples.....20
Fig. 2.7. Modelo de uma célula solar. 22
Fig. 2.8. Efeito das conexões das células idênticas. 25
Fig. 2.9. Representação gráfica típica V-I de um painel solar e a potência V*I.....25
Fig. 3.1. Neurônio biológico 28
Fig. 3.2. Representação de um neurônio artificial. 29
Fig. 3.3. Rede neural tipo RBF.....30
Fig. 3.4. Neurônio oculto.....33
Fig. 3.5. Campo receptivo. 34
Fig. 3.6. Etapas de um sistema *Fuzzy*.....37
Fig. 4.1. Configuração do sistema Arranjo Fotovoltaico isolado……...…39
Fig. 4.2. Variação da tensão máxima em função da temperatura, irradiação, e potência máxima durante o dia. 41
Fig. 4.3. Sistema Fuzzy. 43
Fig. 4.4. Funções de pertinência.....44
Fig. 4.5. Cálculo dos antecedentes e dos conseqüentes de cada regra pelo método de inferência composicional max-min. 45
Fig. 4.6. Mapeamento das regras de controle do estimador *Fuzzy*.....46
Fig. 4.7. Predição do SOC pelo RN-RBF 48
Fig. 4.8. Variação da tensão durante o processo em função da variação da carga Ah da bateria. 50
Fig. 4.9. Tensão na saída do *Buck-Boost* 51

Fig. 4.10. Corrente na saída do *Buck-Boost*.....51
Fig. 4.11. Potência na entrada e saida do *Buck-Boost.* 52
Fig. 4.12. Razão cíclica do conversor *Buck-Boost* estimado pela RN-RBF. 53
Fig. 4.13. Controle do conversor Buck-Boost. 54
Fig. 4.14. Sistema de controle convencional do índice de modulação do inversor m. 56
Fig. 4.15.Teste de sensibilidade dp estimador de m_a. 57
Fig. 4.16. Estrutura do RN-RBF, Aplicado neste trabalho. 58
Fig. 4.17. Teste do RN-RBF treinada. 59
Fig. 4.18. Representação gráfica da estratégia de controle proposto. 61
Fig. 4.19. Potência gerada pelo painel solar e a consumida pela carga. 62
Fig. 4.20. Comparação da tensão no sistema isolado. 63
Fig. 4.21. Corrente I_{max} no gerador solar e a corrente na saída do conversor. 63
Fig. 4.22. Corrente na carga comparado com a corrente disponível. 64
Fig. 4.23. Balance de corrente Carga-Bateria-Gerador. 65
Fig. 4.24. Variação da tensão estimada pelo Sistema *Fuzzy*. 66
Fig. 4.25. Potência e energia produzida pelo sistema. 68
Fig. 5.1. Configuração do sistema *Arranjo Fotovoltaico* isolado. 70
Fig. 5.2. Resultados de simulação para aplicação em um sistema isolado com carga constante. 71
Fig. 5.3. Resultados de simulação para aplicação em um sistema isolado com carga constante. 72
Fig. 5.4. Potência gerada pelo sistema *Arranjo Fotovoltaico* e a potência de demanda 74
Fig. 5.5. Variação da demanda. 74
Fig. 5.6. Comportamento das tensões na barra CC.....75
Fig. 5.7. Correntes no sistema. 76
Fig. 5.8. Parâmetros da Bateria. 78

LISTA DE TABELAS

Número *Página*

Tabela 4.1. Regras do estimador *Fuzzy*.....41

Tabela A.2. Dados de treinamento da RN-RBF.....97

1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo é feita uma introdução aos sistemas de energias renováveis e aos processos de otimização para o máximo aproveitamento das mesmas, concentrando-se nos sistemas fotovoltaicos, e nas principais ferramentas hoje em dia usadas para compensar as baixas eficiências ainda atingidas pelos coletores de irradiação solar, para se transformar em energia elétrica.

1.1. ENERGIAS RENOVÁVEIS

Desde o início da história do homem as energias renováveis foram utilizadas na forma de Biomassa, Vento, Água e Sol, por isso estas energias são consideradas a base energética do desenvolvimento humano. Todas as energias vêm do sol, o carbono, o petróleo, entre outras, são energias solares armazenadas.

Na atualidade as energias renováveis se tornam mais importantes que as energias fósseis. Para fazer frente à demanda crescente e com acessibilidade econômica, as energias renováveis assumem o papel da substituição por questões ambientais (efeito de aquecimento do planeta) e esgotamento de recursos fósseis.

Dentro das energias renováveis a Solar Fotovoltaica é a forma mais limpa e mais confiável (não envolve movimento de massa nem processo químico na produção, só processo quântico) de produzir a energia elétrica em pequena ou média escala. Em uma tecnologia usada para o aproveitamento elétrico da energia solar, derivado das células fotovoltaicas e através das células supracitadas (baseada em propriedades de materiais semicondutores), a irradiação transforma-se diretamente em eletricidade.

A configuração em conjunto das células forma o painel solar e a configuração destes formam as *PV-Arrays* (*Arranjo Fotovoltaico*) [1]. Estas podem ser usadas de muitas formas: em sistemas isolados, em sistemas híbridos isolados (gerador eólico, célula de combustível,...), entre outros. Todos os sistemas baseados em energia solar fotovoltaica precisam de armazenadores de energia normalmente do tipo eletroquímico ou eletromecânico. Isto porque a irradiação solar só ocorre durante algumas horas durante o dia, portanto o aproveitamento máximo consiste em armazenar energia durante o tempo da irradiação solar para fornecer energia na carga durante os horários sem irradiação.

Além de aproveitar ao máximo a irradiação solar, otimizar a energia gerada pelo *AF,* é de muita importância o fato de pesquisadores do mundo inteiro concentrarem esforços, visando obter técnicas eficientes para aproveitar esta energia. Importantes resultados que tentam complementar a deficiência típica das células fotovoltaicas incluem a obtenção do Silício concentrado com eficiência de 14% no ano 1999, alcançando 25% para o ano 2000 e com projeções de até 30% para o ano 2010.

1.1.1. História das Células Fotovoltaicas

Ano 1839 – O francês Edmundo Becquerel, descobriu o Efeito Fotovoltaico quando efetuava testes com a pilha eletrolítica de dois eletrodos submergidos em uma substância eletrolítica.

Ano 1873 – Willoughby Smith descobriu a fotocondutividade do Selênio. Esta propriedade faz variar a condutividade deste elemento em função da intensidade luminosa que recebe.

Ano 1905 – Albert Einstein, propôs a idéia dos "Quantum de Luz" (os atuais fótons) e mostrou como é que poderiam ser utilizados para explicar fenômenos como o efeito fotoelétrico. Em 1921, recebeu o premio Nobel pelo seu trabalho sobre o efeito fotoelétrico.

Ano 1941 – Foi construído um dispositivo que pode ser denominado “Célula Solar”, o qual foi fabricado de Selênio e tinha uma eficiência de 1 %.

Ano 1955 – A Companhia Western Electric foi a primeira a comercializar as Células solares com uma eficiência de 4,5%.

Ano 1958 – Foi lançado ao espaço o primeiro satélite Vanguard I, que utilizava Células Fotovoltaicas com apenas 0,1 W/100cm^2.

Ano 1960 – Hoffman Electronics, conseguia fabricar uma célula com 14% de eficiência.

Ano 1973 – Se realiza o embargo de petróleo imposto pela OPEC (Organization of the Petroleum Exporting Countries), com o qual se inicia uma política de pesquisa do uso de células solares na Terra.

Ano 1980 – A companhia ARCO Solar fabricou mais de 1 MW em células solares por ano.

A produção mundial de células no ano de 1982 foi de 9,3 MW e em 1983 de 21,3 MW, fazendo duplicar a produção em um só ano, e alcançou vendas de aproximadamente US$ 250 milhões, e em 1985 atingiu 20 % de eficiência em células fotovoltaicas.

Hoje em dia as células fotovoltaicas são usadas em todo o mundo, geram 2,1 % da energia necessária para mover a mundo. Esta é uma indústria que em 25 anos passou a produzir entre 70 – 80 MW anuais com um custo de US$50/W reduzido a US$5/W com uma media de 40 MW ligados à rede [2].

1.1.2. Novas Tecnologias Solares

A seguir tem-se o resumo de diferentes pesquisas editadas em sistemas isolados previstos na escala do tempo 2008-2015 [3]:

- Desenvolvimento de componentes de eletrônica de potência para aplicações em sistemas isolados (com ênfase em compatibilidade de componentes; novos inversores otimizados para diferentes sistemas modulares de *AF*; desenvolvimento a baixo custo; hardware de alta eficiência para sistemas *AF* isolados e híbrido).
- Melhoria na confiabilidade e tempo de vida dos componentes complementais, (com ênfase em inversores e bancos de baterias; sistema isolado com componentes complementais para que o tempo de vida alcance 20 anos; sistemas isolados com aplicações em desenvolvimento, para que o tempo das baterias incremente em 10 anos).

- Desenvolvimento e teste de novas tecnologias para armazenar energia (os componentes que armazenam energia serão tratados como uma parte integrada do sistema solar).
- O sistema de gerenciamento das baterias (adaptado no mesmo nível da nova geração de bateria).
- Baixo custo dos componentes complementais (deseja-se o custo de U$$1,32/W para o ano de 2010).
- O gerenciamento dos micro-sistemas (com ênfase em sistemas isolados usados em ilhas com alta presença de geradores *AF*; controle e estabilidade desejada; regulação da freqüência e da tensão; harmônicos).
- Valor da eletricidade por *AF* (com programação na base da matriz energética pelo baixo custo do kW-h).
- Desenvolvimento de *Standard* ou *"Normas"* (características durante o funcionamento; níveis de energia; regulamentação de normas de segurança; normas de regulamentação nas ligações de sistemas de potência distribuídos).
- Controle e monitoramento das saídas dos sistemas (novas opções de baixo custo e dispositivos de medições avançados, baseados em novos protocolos de comunicação).

1.2. SISTEMAS DE OTIMIZAÇÃO DA POTÊNCIA DO PAINEL SOLAR

Nos últimos anos, os estudos de sistemas de otimização da potência gerada tornaram-se muito importantes para o máximo aproveitamento da energia produzida pelo painel solar, consideram-se duas as principais razões: o incremento da viabilidade técnica dos sistemas de geração baseada em *AF*, considerando a baixa eficiência própria das células solares; o aproveitamento ao máximo da irradiação solar durante o dia, independentemente da demanda existente.

1.2.1. Estado da Arte na Otimização da Potência Gerada

Nas últimas décadas, um grande número de trabalhos de pesquisas foram publicados na área de otimização de geradores solares, tanto pesquisas teóricas quanto experimentais baseadas em ferramentas de computação convencional [3].

T. Senjyu e K. Uezato [4] apresentaram um trabalho que controla o *rastreador* do ponto de máxima potência no *AF* usando um controlador *Fuzzy*. O uso do controlador *Fuzzy* só é aplicado na saída da potência, adaptando-se rapidamente às mudanças na irradiação solar. A técnica proposta foi implementada, e alcançaram-se resultados alentadores, entretanto, só foi aplicada a um sistema de carga resistiva constante.

J. H. R. Enslin e outros [5] integraram um sistema de *rastreamento* do ponto de máxima potência no sistema de *AF*, atingindo até 25% a mais na energia obtida em relação aos sistemas convencionais. Foi usada uma bateria para fixar o nível da tensão na carga, e o sistema de conversor e rastreador foi integrado diretamente ao painel solar.

O sistema *rastreador* do ponto máximo muda quando as condições do meio ambiente mudam, tais como a irradiação solar, temperatura ambiente, etc. Uma consideração importante no eficiente desenho do rastreador do ponto máximo são as técnicas utilizadas no passado. Estas técnicas se basearam principalmente em microprocessadores com algoritmos de rastreamento apropriados, que foram favoráveis devido à flexibilidade e a compatibilidade com diferentes sistemas de *AF* [6]. Não obstante, a eficiência desses algoritmos cai consideravelmente com as mudanças bruscas nas condições atmosféricas.

Os métodos descritos, em sua maioria, são baseados na estimação do valor de tensão ou mediante o ajuste da tensão nos terminais do painel solar [7], usando algoritmos de estimação da tensão ótima, baseados em perturbações produzidas no conversor. A principal limitação das técnicas convencionais é o gasto de tempo considerável para atingir o ponto de máxima potência. Todas aquelas propostas requerem um grande nível de conhecimento na área de painéis solares durante a implementação e manutenção do sistema de rastreamento implementado.

1.2.2. Técnicas de Inteligência Artificial em Otimização da Potência do Painel Solar

Nos anos recentes, as principais estratégias de controle de otimização foram abordadas usando as técnicas de inteligência artificial [8]. Isto tem permitido que os sistemas de otimização sejam mais confiáveis no caso de variações bruscas tanto nos parâmetros do sistema elétrico ou nos níveis de irradiação e temperatura do ambiente. Para revisar a evolução da aplicação das técnicas de inteligência artificial, a seguir, mostram-se algumas publicações na área.

I.H. Altas e A.M. Sharaf [9] apresentaram em 1994 um trabalho de implementação de um controlador baseado em lógica *Fuzzy* para maximizar a potência gerada por um sistema de *AF*. O uso de *Fuzzy* foi diretamente no controle da geração do MLP para o inversor, isto é, a partir das entradas do erro na máxima potência real calculada, mediante a diferença entre a potência máxima estimada e o valor da potência máxima obtida do painel solar. O resultado foi o aumento da potência durante a aceleração do motor de indução como carga ligada ao painel solar. T. L. Kottas e outros [10] analisaram um processo de maximização da potência gerada no painel solar usando um sistema de Rede Cognitiva *Fuzzy,* o qual, em malha fechada com um controlador *Fuzzy*.

De acordo com as pesquisas publicadas, a tendência da técnica a ser utilizada é o controle fixando a tensão nos terminais do painel solar. A tendência no uso de técnicas de inteligência artificial é principalmente de redes neurais e lógica *Fuzzy.* Sistemas híbridos são usados para estimar o nível da tensão no ponto de máxima potência na curva característica V-I, geralmente se considera a variação dos níveis de irradiação solar e em alguns casos a variação da temperatura do ambiente. As cargas foram consideradas constantes, sendo esta a que fixa a corrente e esta variação da corrente é refletido na curva característica do painel solar.

1.3. TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Do ponto de vista global, as técnicas de inteligência artificial (ou computação flexível) são técnicas de nível superior em relação das técnicas tradicionais ou clássicas, e as técnicas tradicionais têm limitações aos problemas de menor complexidade. Uma das desvantagens importantes das técnicas tradicionais em relação às técnicas de inteligência artificial é o requerimento de informação de gradientes de ordem um ou ordem dois, que nem sempre são disponíveis [11] e [12].

As técnicas de inteligência artificial são ferramentas cuja aplicação na área de engenharia tem crescido exponencialmente. Elas consistem basicamente em tentar dar características da inteligência humana ou da natureza para as máquinas, portanto, podem resolver problemas de forma aproximada e mais rápida.

1.3.1. Redes Neurais

Em 1943, McCulloch e Pitts apresentaram um trabalho no qual propuseram uma descrição do modelo matemático de um cérebro humano [13], introduzindo uma lei de aprendizado básico:

"Quando um axônio ou célula A se encontra consideravelmente perto para excitar uma célula B e atinge repetidamente ou persistentemente sobre a célula B, ocorre algum processo ou muda o processo de metabolismo seja em uma ou ambas as células, tal que a eficiência de A, como uma célula que atinge B, é incrementado" [14].

O ajuste na força de conexão entre a célula A e B ocorre em proporção ao produto de suas ativações simultâneas.

Um neurônio consiste de um núcleo, um axônio, e um grande número de dendritos. O sinal de entrada é coletado via os dendritos. As coleções dos sinais são processadas dentro do núcleo, e os sinais de saídas geradas são distribuídos via o axônio.

A rede neural artificial é derivada a partir do modelo de um cérebro humano e a estrutura e operação são similares. O elemento básico de um cérebro humano é o neurônio. O processo interno dentro do neurônio são os responsáveis por responder quando um sinal é aplicado, o qual pode vir de outros neurônios e/ou dos arredores do cérebro. Estes sinais contem às informações que são processadas. A conectividade, associada ao processo dentro dos neurônios, proporciona a possibilidade de armazenagem e lembrança de informação. A pequena fissura entre o axônio do neurônio emissor e o dendrito de um neurônio receptor é chamada sinapse. A força da transmissão, da potência de um sinal que o núcleo recebeu, é regulada pela sinapse. A sinapse é ajustável. Durante o aprendizado e armazenagem da informação, a sinapse é ajustada por um mecanismo de aprendizado. O conhecimento de um cérebro pode ser considerado essencialmente armazenado na sinapse.

Os sinais coletados pelo neurônio são gerados pelos sensores do corpo e/ou por outros neurônios. Os sensores são do ambiente no qual o cérebro opera. A conectividade é o caminho interligado entre os neurônios e o ambiente, e determina a função de desempenho do cérebro. É possível dividir o cérebro em várias unidades funcionais, cada uma com sua própria operação [15].

Os sentidos do corpo contem o exemplo dos sensores. As informações coletadas pelos sentidos são transmitidas ao cérebro via os nervos. Logo que o cérebro processa a informação, os sinais de saída são gerados e enviados aos músculos e outras partes do cérebro que são responsáveis pelos mecanismos de atendimento. Isto é como um braço e/ou um pé são movidos, o atendimento é iniciado e as reações são geradas.

Uma das mais notáveis propriedades do cérebro é a habilidade para aprender. A informação coletada é processada por um mecanismo de aprendizado o qual ajusta as sinapses. A informação é então armazenada e pode ser lembrada. O ajuste das sinapses envolve não só a modificação da força de transmissão, mais também a criação ou eliminação das conexões.

1.3.2. Sistemas de Lógica Fuzzy

A partir da publicação de *Conjuntos Fuzzy* por Lotfi A. Zadeh em 1965 [22], *Lógica Fuzzy* foi utilizada com sucesso em diferentes aplicações, sendo estas, majoritariamente na área de controle. Um sistema de controle *Fuzzy* típico pode substituir o controle PID em muitas aplicações. As vantagens do controle *Fuzzy* consistem em ser mais robusto que os PID, pelo que satisfaze uma ampla faixa de condições de operação e pode operar em condições de ruído e perturbações de diferentes naturezas. Desenvolver um controlador *Fuzzy* é muito mais barato que desenvolver um controlador convencional; os controladores *Fuzzy* são simples de mudar, fácil de entender e modificar suas regras. Isso porque ele não apenas se baseia na estratégia de um operador humano, mas também suas variáveis são expressas em termos de linguagem natural; é fácil de entender como o controlador opera, como ele pode ser projetado e aplicado a problemas específicos.

Nas últimas duas décadas, a teoria de conjunto *Fuzzy* tem se estabelecido com uma nova metodologia para representar ambigüidades e incertezas. Uma das filosofias de suporte da teoria é a matemática, onde os fenômenos de imprecisão em modelagem e tomada de decisão podem ser rigorosamente estudados.

1.4. OBJETIVO

Seguindo a linha da pesquisa na área de otimização da potência gerada por um *AF* ou por um painel solar, usando técnicas de inteligência artificial para simplificar e garantir a funcionalidade em qualquer condição de operação do sistema, o objetivo deste trabalho é:

Otimizar o sistema do gerador *AF*, mediante a extração da máxima potência continuamente, num contexto de irradiação, temperatura e cargas variáveis no processo de otimização e incluindo um sistema de banco de baterias. Para esse processo serão usados componentes de eletrônica de potência com controle baseado nas técnicas de inteligência artificial: Rede Neural Artificial e Lógica *Fuzzy*. A avaliação de desempenho do sistema será feita via Matlab/Simulink.

1.5. METODOLOGIA

Para atingir o objetivo proposto, este trabalho é organizado nos seguintes capítulos:

Capítulo 2: Este capítulo trata da descrição teórica dos principais componentes do sistema gerador isolado, tais como: o Conversor CC-CC, o Inversor Fonte de Tensão Trifásica, o Sistema de Armazenagem, o Modelo da Bateria, a Célula Fotovoltaica, o Painel Solar, e finalmente do *AF*.

Capítulo 3: Este capítulo descreve a teoria e avaliação das técnicas para otimização, e das Técnicas de Inteligência Artificial, Redes Neurais Artificiais, Rede Neural de Função de Base Radial e Lógica *Fuzzy*.

Capítulo 4: O objetivo do capítulo é fazer a descrição do modelo de otimização proposto, considerando a descrição do processo de implementação, o controle e os estimadores das variáveis consideradas na estratégia proposta. Este capítulo é concluído com testes dos controles implementados e mostra os resultados obtidos nestes testes.

Capítulo 5: Após validar os modelos com testes e análise de resultados, neste capítulo será aplicado o modelo de controle proposto para um sistema de *AF* isolado, cuja modelagem foi baseada em dados reais e característicos. Resultados de simulações são mostrados.

Na última parte deste trabalho são apresentas às conclusões finais e as propostas de possíveis trabalhos futuros. Os anexos apresentam dados complementares.

2. ELEMENTOS TÍPICOS DO GERADOR SOLAR

A integração de conversores estáticos de potência, sistemas armazenadores de energia e os sistemas de controle dos componentes do sistema isolado elétrico tornam possível o acondicionamento da energia elétrica para o consumo. Neste capítulo serão descritas todos os componentes necessários do sistema em estudo.

2.1. CONVERSORES ESTÁTICOS DE ENERGIA UTILIZADOS EM ACONDICIONAMENTO DE ENERGIA ELÉTRICA PARA O CONSUMO

2.1.1. Conversor CC-CC Abaixador-Elevador (Buck-Boost)

É um conversor estático de potência não isolado, o qual consiste de uma entrada de fonte CC Vs, uma chave controlada S, um indutor L, um diodo D, um filtro capacitivo C, e r A carga. Com a chave em estado condutivo *on*, a corrente no indutor é incrementada, entretanto o diodo é mantido em estado não condutivo *off*. Quando a chave S muda ao estado não condutivo *off*, o diodo permite o caminho para a corrente no indutor.

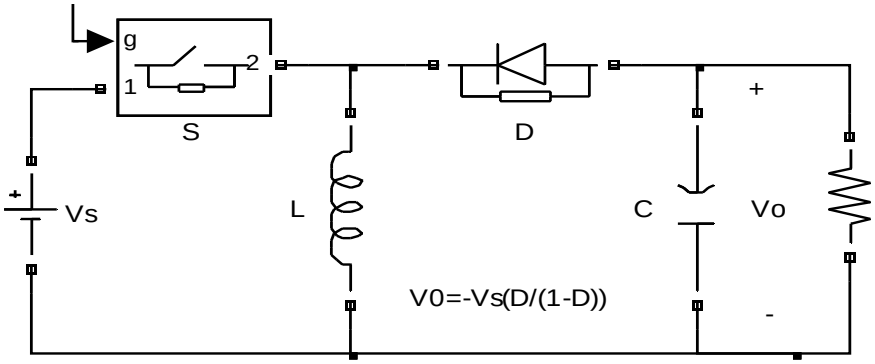
O circuito representativo e as formas de onda do conversor *Buck-Boost* são visualizados na Figura 2.1 [16]. A Equação (2.1) relaciona as tensões de entrada e saída, e o tempo de controle das chaves.

$$VsDT = -Vo(1-D)T \tag{2.1}$$

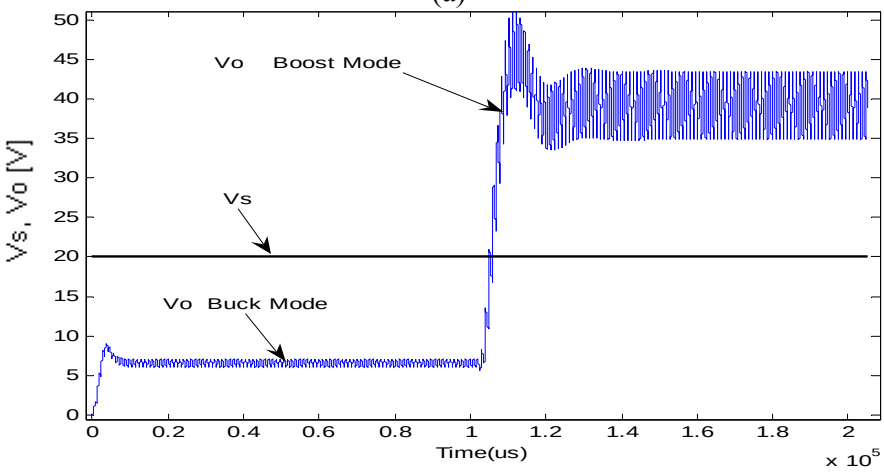
Sendo Vs e Vo as tensões de entrada e saída, respectivamente; T o período de amostragem, e D a razão cíclica. A partir da Equação (2.1), a função de transferência do conversor *Buck-Boost* é mostrada na Equação (2.2).

$$\frac{Vo}{Vs} = -\frac{D}{1-D} \tag{2.2}$$

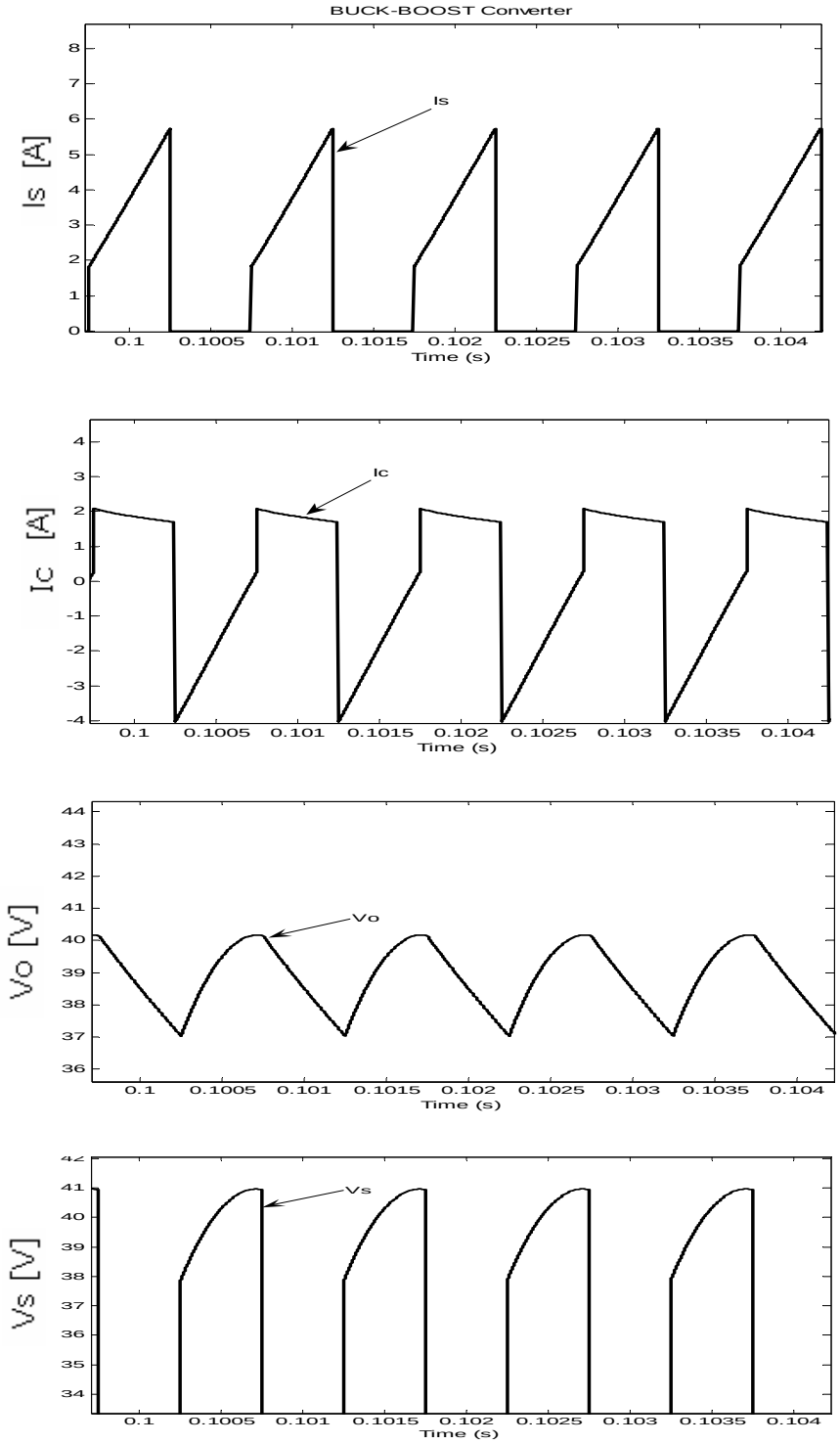
A saída Vo é negativa em relação à referência, resultando em uma magnitude maior ou menor que a tensão de entrada, dependendo do valor da razão cíclica. A magnitude da tensão de saída Vo é igual a da tensão de entrada Vs para a razão cíclica D=0,5. A Figura 2.1 (a) mostra o diagrama do circuito, enquanto a Figura 2.1 (b) mostra as tensões de saída e entrada do conversor para os modos de operação *Buck* e *Boost*. Por sua vez, a Figura 2.1 (c) mostra as principais formas de onda do conversor no modo *Buck*.



(a)



(b)

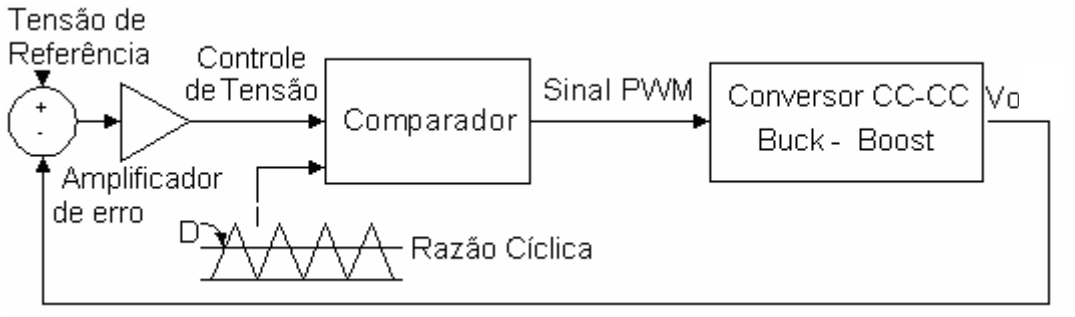


(c)

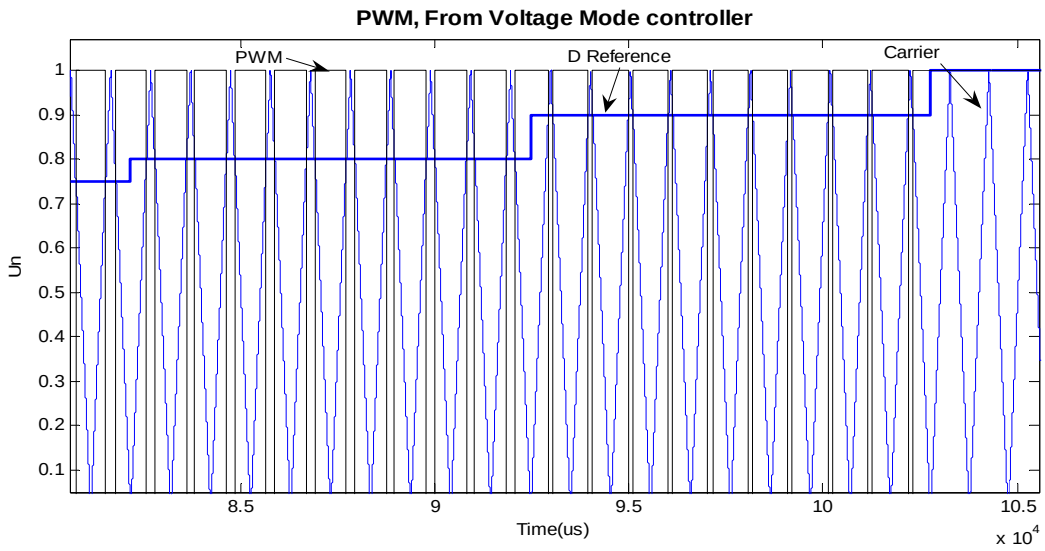
Fig. 2.1 - Conversor *Buck-Boost*.
(a) diagrama de circuito
(b) Saída modo *Buck* e *Boost*
(c) Formas de onda principal - modo de operação Buck

2.1.2. Sistema de Controle do Conversor Buck - Boost

Existem muitas estratégias para o controle do conversor *Buck-Boost*, a técnica usada neste trabalho é baseado no controle de MLP - Modulação de Largura de Pulso (*PWM*: *Pulse Width Modulation*) de controle do modo da tensão [17]. A Fig. 2.2 mostra esquematicamente um exemplo do controle *MLP*.



(a)



(b)

Fig. 2.2 - Controle do conversor CC-CC:
(a) Topologia de controle modo tensão;
(b) Saída MLP do comparador.

2.1.3. Inversor Trifásico Fonte de Tensão

Como é conhecida, a aplicação de inversores de baixa potência corresponde a inversores monofásicos e em média potência a inversores trifásicos como fonte de tensão (VSI Voltage Source Inverter). O principal propósito da topologia VSI é permitir controlar a amplitude, fase e a freqüência da tensão [16]. Não obstante, a tensão tem que manter a forma senoidal para que seja aplicável como fonte de tensão. A topologia do VSI é mostrada na Figura 2.3, o qual é composto pelas chaves S1, S2, S3, S4, S5, e S6. O estado de tais chaves é controlado para se obter a forma desejada na saída Vab (ou Van). Note que os estados de operação para os elementos semicondutores são os estados *on* e *off*. Além disso, as chaves no braço de cima serão chamadas de chaves positivas S_+ e as chaves de baixo serão chamadas chaves negativas S_-.

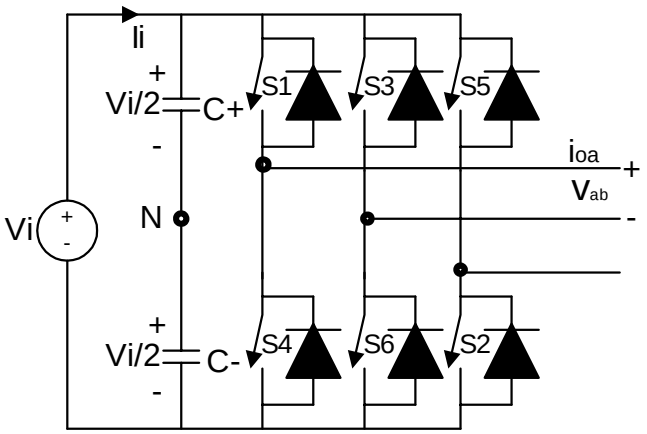


Fig. 2.3 - Topologia de um inversor trifásico (IFT).

2.1.4. Sistema de Controle do Inversor Trifásico Fonte de Tensão (IFT)

O sistema de controle do inversor começa a partir da geração do *MLP* controlada de acordo com as necessidades da carga *CA*. O *MLP* pode ser baseado na técnica de geração da portadora (*carrier*), e os estados *on* e *off* são definidos para as chaves e gerados por meio de comparação de um sinal de modulação v_c (a tensão de saída desejada) e por meio

de uma forma de onda triangular ν_Δ (sinal portadora). São duas as possíveis condições que podem acontecer:

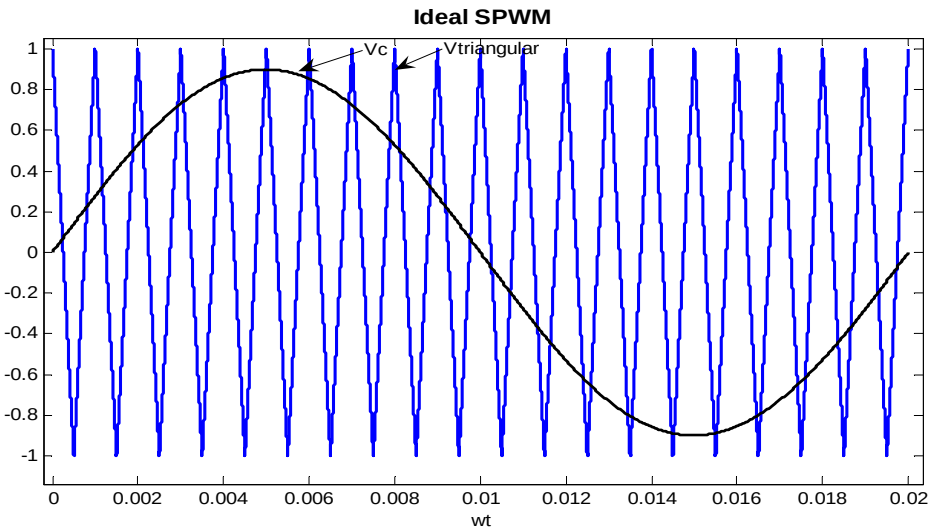
$\nu_c > \nu_\Delta$: As chaves positivas S_+ ficam em estado *on* e as chaves negativas S_- em *off*.

$\nu_c < \nu_\Delta$: As chaves positivas S_+ ficam em estado *off* e as chaves negativas S_- em *on*.

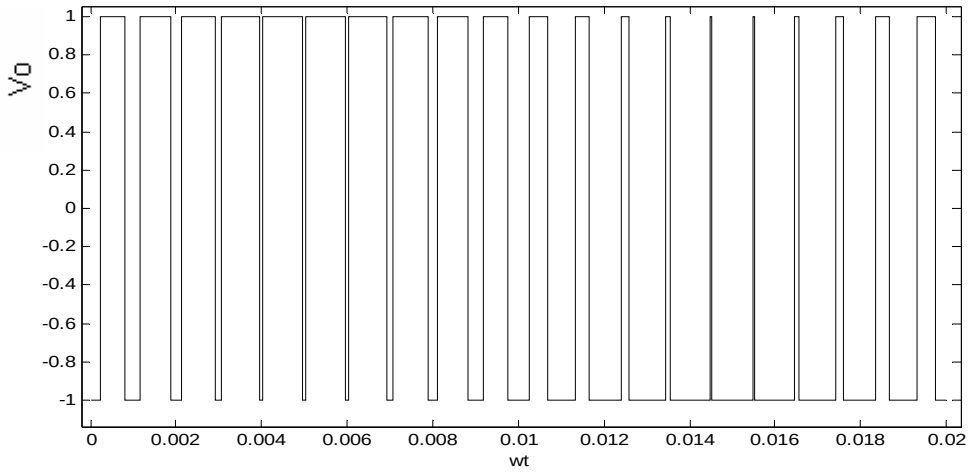
No caso do sinal de modulação ser uma onda de forma senoidal a uma freqüência f_c e amplitude Vc, e a portadora um sinal triangular de freqüência f_Δ, e amplitude V_Δ, tem-se a chamada modulação por largura de pulso senoidal (*SPWM: Sinusoidal PWM*).

O índice de modulação m_a (também conhecida relação de amplitude de modulação) é definido por (2.3). A Figura 2.4 (a) mostra o sinal da portadora e a fundamental, a Figura 2.4 (b) mostra a modulação da largura do pulso MLP e a Figura 2.4 (c) mostra o espectro da tensão de saída para m igual a 0,8.

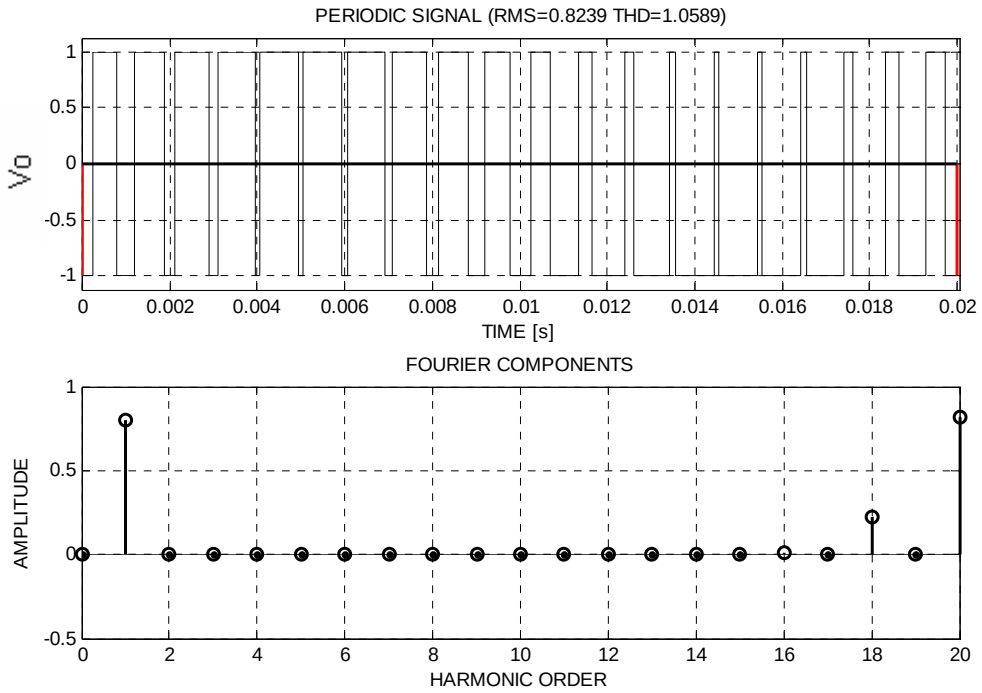
$$m_a = \frac{V_c}{V_\Delta} \tag{2.3}$$



(a)



(b)



(c)

Fig. 2.4 - Modulação de Largura de Pulso Senoidal:
(a) Sinais da portadora e a modulação
(b) MLP
(c) Espectro da tensão de saída para m = 0,8.

2.2. COMPONENTE DE ARMAZENAMENTO DE ENERGIA

Os sistemas de armazenamento de energia elétrica têm um papel importante em sistemas de energias renováveis, pelo fato que só é possível aproveitar tal energia em períodos curtos do dia, seja a fonte eólica ou solar. Existem muitos trabalhos orientados para as pesquisas na área dos armazenadores. Na atualidade existem duas formas comuns de armazenamento de energia: armazenadores eletroquímicos e armazenadores eletromecânicos.

Os armazenadores eletromecânicos são chamados de *Flywheel*, (sistema de massa girando em alta velocidade) e o armazenamento é feito na forma de energia cinética da massa girante. A energia armazenada é dada pela Equação (2.4):

$$Ec = J\omega^2 \tag{2.4}$$

A grande massa girante pode operar de três modos:

Modo Gerador: Quando a potência requerida pela carga é maior do que a rede elétrica podendo fornecer então mediante o torque típico da massa girante, um acionamento do gerador elétrico para fornecer energia para a carga.

Modo Armazenador (ou motor): Quando a potência requerida pela carga é menor do que a rede elétrica pode fornecer então, este excedente para incrementar a velocidade da massa girante.

Modo *Standby*: No caso em que a carga não precisa da energia do *flywheel* e a velocidade nominal da massa foi atingida, só é necessária a compensação da queda de velocidade por efeito de atrito típico no caso de massas girantes mantendo a velocidade nominal.

2.2.1. Armazenadores Eletroquímicos

Dentro da área de armazenadores eletroquímicos existem muitas alternativas de baterias, cujas células são baseadas em diferentes tipos de elementos químicos usados no processo

de reação química, e em cada uma delas existe a densidade de energia armazenada tal como é mostrado na Figura 2.5 [18].

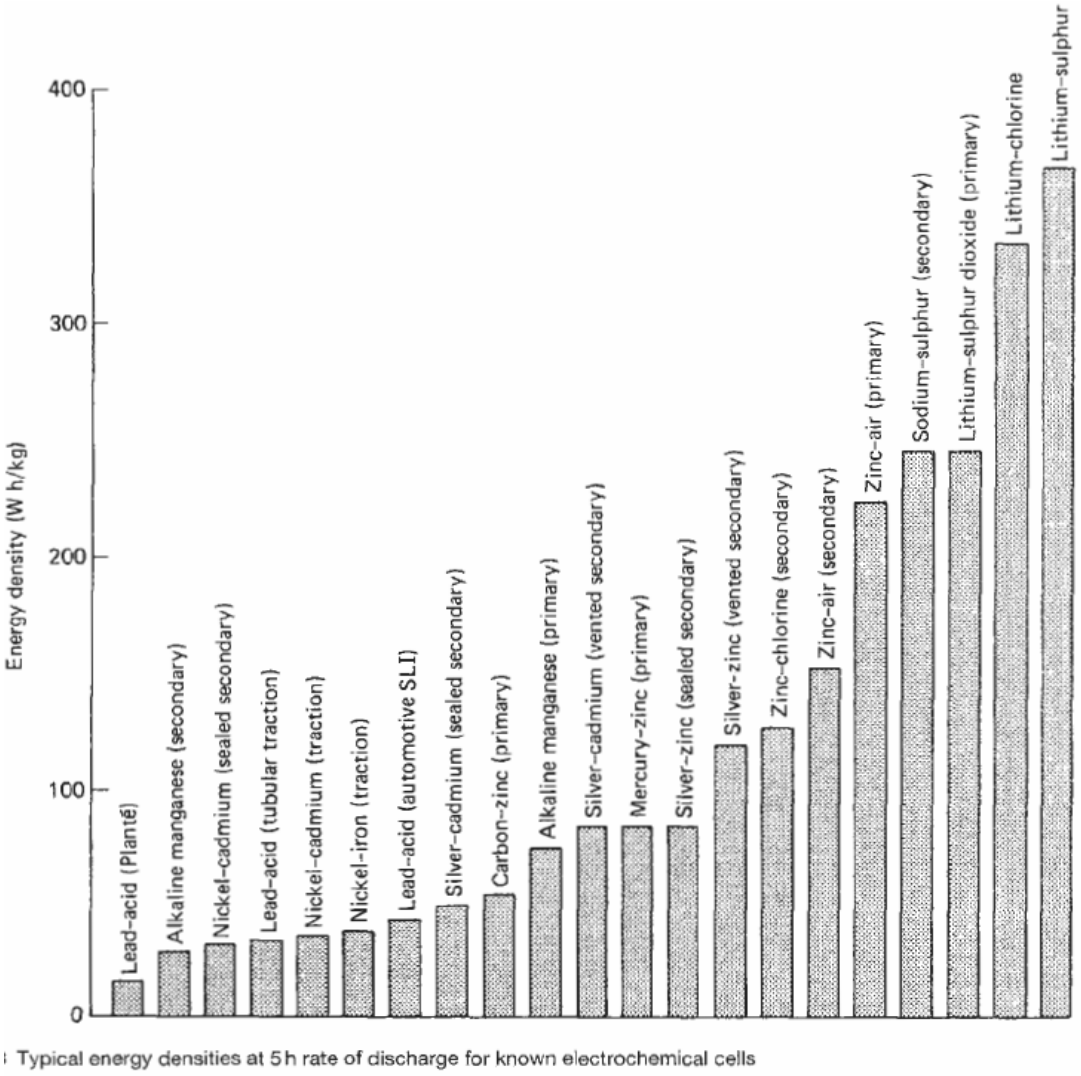


Fig. 2.5 - Densidades típicas de energia a 5 h tempo nominal de descarga para células eletroquímicas conhecidas.

A bateria é um dos elementos mais importantes em sistemas solares isolados. Sua importância se deve por que ela permite a integração no sistema de controle de otimização da potência máxima gerada no painel solar, durante o processo de condicionamento do ponto máximo de operação a bateria, intervindo de acordo com o comportamento da carga.

2.2.2. Bateria e Suas Características

A representação da bateria é mostrada na Figura 2.6, a qual é um modelo simples cujo sentido da corrente em descarga ou carga circula do terminal positivo para o terminal negativo ou do terminal negativo para o terminal positivo respectivamente. Para mostrar o modelo matemático da bateria é necessário conhecer as características da bateria:

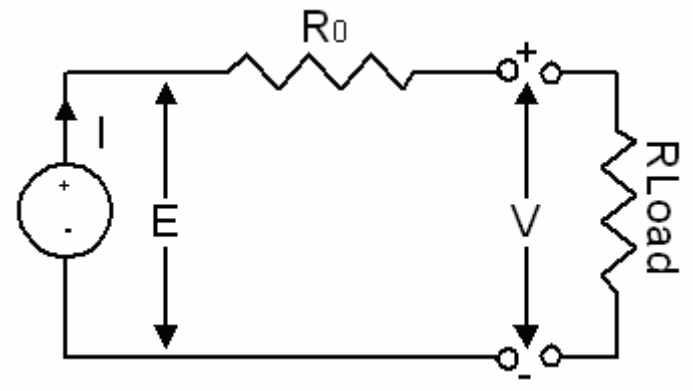


Fig. 2.6 - Circuito equivalente de uma bateria simples.

A tensão terminal do circuito da Figura 2.6 é dada por [1]:

$$V = E - IR_0 \tag{2.5}$$

Capacidade nominal q_{max}: é o numero de Ampère–Hora (Ah) que se pode extrair da bateria em diferentes condições de descarga.

Estado de carga da bateria (SOC*: State of Charge*): é a relação entre a capacidade instantânea e a nominal: SOC = q/q_{max} resultando então em SOC = 1, onde a bateria está completamente carregada, e para SOC = 0, onde a bateria está completamente descarregada.

Regime de carga ou descarga: é a condição de carga ou descarga, isto envolve o tempo, seja de carga tanto descarga**.**

Eficiência: é a carga extraída da bateria em relação a carga total.

Tempo de vida: é o numero de ciclos de carga e descarga, e em cada ciclo diminui pelo menos 20% da vida útil (isso aplica no caso em que a bateria é completamente descarregada).

Para modelar matematicamente a bateria existe três possibilidades de modelos: Modelo de capacidade, modelo de tensão e modelo de tempo de vida. Neste trabalho o modelo é de capacidade e de tensão:

Modelo de capacidade: Descreve a capacidade como uma função da corrente, q_{max}(I), é descrito em (2.6).

$$q_{\max}(I) = \frac{q_{\max,0} kcT}{1 - e^{-kT} + c(kT - 1 + e^{-kT})} \tag{2.6}$$

Sendo:

$q_{max,0}$: Capacidade máxima Ah.

k: Constante de relação: 1/hrs.

c: Relação da capacidade de carga disponível entre a capacidade total.

Modelo de Tensão: Neste modelo a idéia principal é determinar a magnitude da tensão nos terminais da bateria, e como ela é afetada durante a carga e descarga, considerando também o nível de corrente. O modelo de tensão permite fazer a predição da queda de tensão que é lento na primeira parte da descarga e rápido na última parte quando a bateria está quase que completamente descarregada. O modelo é expressado pela Equação (2.7)

$$E = E_O + AX + \frac{C_1 X}{D - X} + \frac{C_2 (D - X)}{X} \tag{2.7}$$

Comportamento não-linear durante descarga

Comportamento não-linear durante a carga

Eo: tensão extrapolada para uma corrente igual a zero em uma bateria completamente carregada.

A: variação linear da tensão interna da bateria; **C e D:** parâmetros que refletem a não linearidade da queda de tensão durante a descarga; **X:** é a capacidade normalizada removível da bateria para uma corrente de descarga e é dada pela relação mostrada na Equação (2.8):

$$X = \frac{q_{out}}{q_{\max}(I)} q_{\max} \tag{2.8}$$

qmax(I) capacidade da bateria para cada corrente de descarga.

2.3. GERADOR FOTOVOLTAICO (CÉLULA, PAINEL E ARRANJO)

2.3.1. Modelo da Célula Solar

O modelo da célula solar consiste numa fonte de corrente I_{ph} induzida pela luz solar e um diodo que representa a união p-n da célula solar. Rs representa a resistência dentro de cada célula e a resistência da conexão em série entre as células. A resistência em paralelo com diodo pode ser ignorada pelo fato de ser muito grande e não influenciar no cálculo da corrente. Conforme mostra a Figura 2.7. A corrente de saída é a diferença entre I_{ph} e I_D, de acordo com a Equação (2.9) [1].

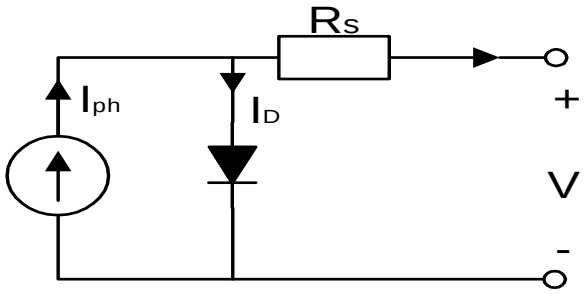


Fig. 2.7 - Modelo de uma célula solar.

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0(e^{\frac{q(V_{\max}+IR_S)}{nkT_c}} - 1) \tag{2.9}$$

Em que:

I_{ph} – Corrente induzida pela luz

n – Fator de qualidade do diodo.

k – Constante de Boltzmann.

Tc – Temperatura absoluta da célula.

q – Carga de um elétron.

V_{max} – Tensão ótima imposta nos terminais da célula.

I_0 – Corrente de saturação reversa.

2.3.2. Parâmetros de uma Célula Solar.

Corrente de curto-circuito: $I_{sc} = I_{ph,}$ é o máximo valor da corrente gerada pela célula para o caso de curto-circuito.

Tensão de circuito aberto: $\mathbf{V_{OC}}$ é o valor da tensão máxima para o caso de circuito aberto. Sendo $I_{ph} = I_D$, e se a corrente de saída é igual a zero, então o valor de V_{OC}, pode ser estimado a partir da Equação (2.10).

$$V_{oc} = \frac{nkTc}{e}\ln\left(\frac{I_{ph}}{I_0}\right) = V_t \ln\left(\frac{I_{ph}}{I_0}\right) \tag{2.10}$$

Vt é conhecida como tensão térmica.

Ponto de máxima potência: É o ponto máximo da potência para o valor instantâneo de irradiação e temperatura. Assim: $P_{max} = I_{max}*V_{max}$.

Eficiência: É a relação entre a máxima potência e a potência da luz irradiada mostrada na Equação (2.11).

$$\eta = \frac{P_{\max}}{P_{in}} = \frac{I_{\max} V_{\max}}{AG_a} \tag{2.11}$$

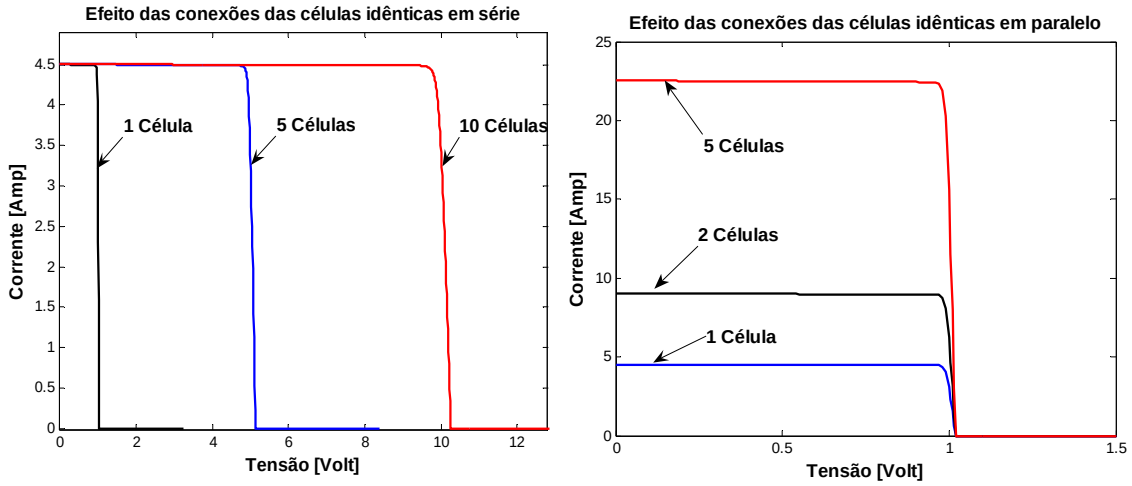
Fator de suprimento: É a relação entre a máxima potência que pode fornecer a uma carga e o produto de I_{SC} e V_{OC}, assim como mostrado na Equação (2.12)

$$Fs = \frac{P_{\max}}{V_{OC} I_{SC}} = \frac{I_{\max} V_{\max}}{V_{OC} I_{SC}} \tag{2.12}$$

O fator de suprimento típico para as células é 0,7, mas isso atenua com o incremento da temperatura.

2.3.3. Painel Solar.

As células idênticas podem ser ligadas em série ou paralelo, dependendo das necessidades de tensão e potência. Os conjuntos de células ligadas formam um módulo solar ou painel solar, considerado como um sistema modular composto das células e os suportes mecânicos de proteção física. Na Figura 2.8 pode-se observar o efeito das conexões em paralelo e série das células no nível da corrente e tensão.



(a) (b)

Fig. 2.8 - Efeito das conexões das células idênticas:
(a) conexão em série
(b) conexão em paralelo.

Na Figura 2.9, mostra-se a característica V-I de um painel solar de 60W para irradiação de 1 Sun, o que equivale a 1000W/m^2 e uma temperatura constante de 25ºC.

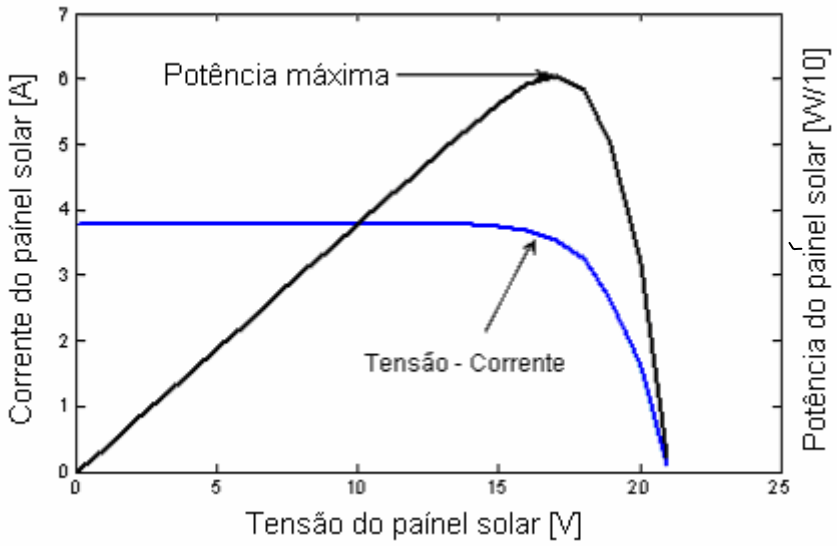


Fig. 2.9 - Representação gráfica típica V-I de um painel solar e a potência V*I.

2.3.4. Arranjo Fotovoltaico

O conjunto de Painel ou módulos solares ligados em série ou paralelos formam os Arranjos fotovoltaicos, cuja estimação do nível da corrente e tensão é a partir das relações indicadas na Equação (2.13) [1]:

$$\begin{aligned} I_{Arranjo} &= I_{Cell} * Mp * Np \\ V_{Arranjo} &= V_{Cell} / (Ms * Ns) \end{aligned} \tag{2.13}$$

Em que:

M_P: número de painéis em paralelo

M_S: número de painéis em série

N_P: número de células em paralelo

N_S: número de células em série

As características típicas do painel solar são apresentadas no Apêndice A-1.

3. REDES NEURAIS ARTIFICIAS E LÓGICA FUZZY

Desde os primórdios o homem tem procurado incessantemente a comodidade, simplicidade, e a segurança nos processos. Assim, nos dias atuais as atividades comuns são feitas por sistemas automatizados, os quais em muitos casos são sistemas inteligentes. Neste capítulo é descrita brevemente a técnica de inteligência artificial utilizados neste trabalho: Redes Neurais Artificiais, Redes Neural de Função Base Radial e Lógica Fuzzy.

3.1. INTRODUÇÃO

Do ponto de vista global, as técnicas de inteligência artificiais tendem a serem mais fáceis de usar. Podem resultar em melhor desempenho que as técnicas convencionais. Embora muitas destas técnicas já foram bem descritas na literatura, neste capítulo será apresentada uma breve descrição, de redes neurais artificiais, redes neurais artificiais de função base radial, e lógica *Fuzzy*, com o objetivo de situar o leitor. Descrições mais completas podem ser obtidas nas referências citadas.

3.2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Muitos esforços foram feitos na área de psicologia, para conseguir o modelo de um cérebro humano. Em 1943, McCulloch e Pitts apresentaram um trabalho no qual eles propuseram uma descrição do modelo matemático de um cérebro humano [13]. Este primeiro modelo serviu de exemplo para os modelos posteriores de Jhon Von Neumann, Frank Rosenblatt, Marvin Minsky, entre outros.

As redes neurais artificiais são derivadas dos modelos de cérebro humano, e sua operação e estrutura são similares ao neurônio biológico como elemento básico do cérebro humano.

O mecanismo de aprendizado presente dentro do cérebro pode ser dividido em três categorias [19]. Aprendizado supervisionado, Aprendizado por Reforço, Auto Aprendizado.

A Figura 3.1 mostra uma estrutura de árvore do neurônio biológico.

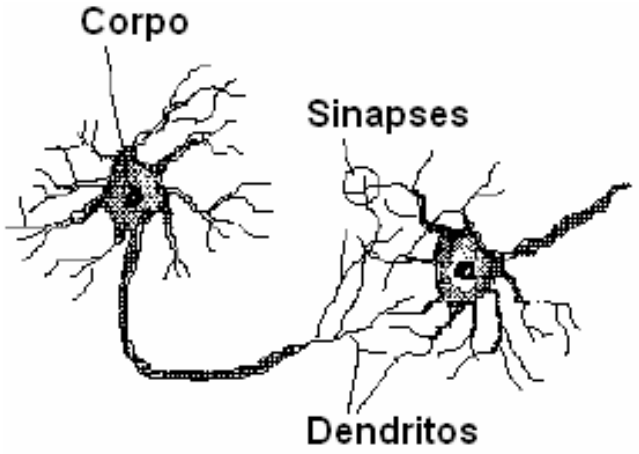


Fig. 3.1 - Neurônio biológico.

Existem três partes em um neurônio:

1. O corpo (Núcleo) do neurônio.

2. Ramos de extensão conhecidos como Dendritos para receber as entradas.

3. Um Axônio que intercomunica a saída do Neurônio aos Dendritos de outros Neurônios.

O "Núcleo" do elemento de processamento consiste de um coletor de dados, uma memória local e uma função de transferência. Os "Dendritos" são as conexões de entradas, e o "Axônio" é representado por a conexão das saídas. Os sinais de entrada são coletados através das conexões de entradas. Os sinais de entrada coletados são processados de acordo com a função de transferência dos elementos de processamento interno e na saída, levando em consideração a memória local interna. Finalmente, as saídas dos sinais são distribuídas. As conexões das entradas trabalham como "Sinapses",

significando que cada sinal de entrada é ponderado por um peso de acordo com o fator do peso da conexão associada antes de ser coletado. Estes fatores de pesos podem ser ajustados. Durante o treinamento da rede neural artificial, tais fatores são ajustados usando um algoritmo de treinamento. O "Conhecimento" da rede neural artificial pode ser considerado como a essência armazenada nos fatores dos pesos.

A Figura 3.2 mostra a representação esquemática de um neurônio artificial. Neste neurônio, Xi representa as entradas, Wzj os pesos sinápticos e f(z)j as funções de ativação, a interconexão dos neurônios artificiais resulta na camada da rede neural artificial.

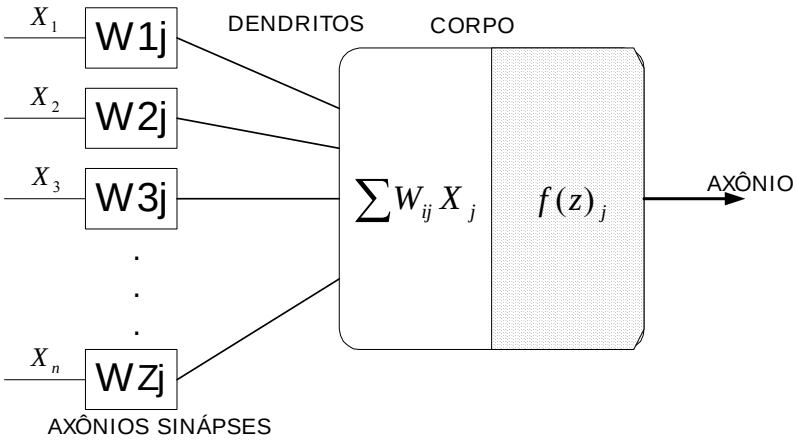


Fig. 3.2 - Representação de um neurônio artificial.

3.3. REDE NEURAL DE FUNÇÃO BASE RADIAL

A rede neural de função base radial ou RBF-NN (*Radial Basic Function Neural Network*) foi proposto pela primeira vez por Powell em 1985 [20].

Uma RN-RBF em forma mais simples é composta de três camadas, e os terminais de saída formam uma combinação linear das funções de base radial (Kernel), estimados pelos terminais da camada oculta conforme mostra a Figura 3.3. A função de base radial na camada oculta produz uma resposta localizada para o estímulo (padrão) de entrada.

Eles produzem uma resposta significativamente diferente de zero só quando o padrão de entrada se encontrar dentro de uma região pequena localizada no espaço de entradas. A entrada é feita desde as fontes. Cada função de ativação requer um "centro" e um parâmetro escalar. A *função de Gauss* é geralmente usada como a função de ativação, que pode ser usada para tomar decisões de semelhança, determinando qual dos vários centros é mais semelhante à entrada.

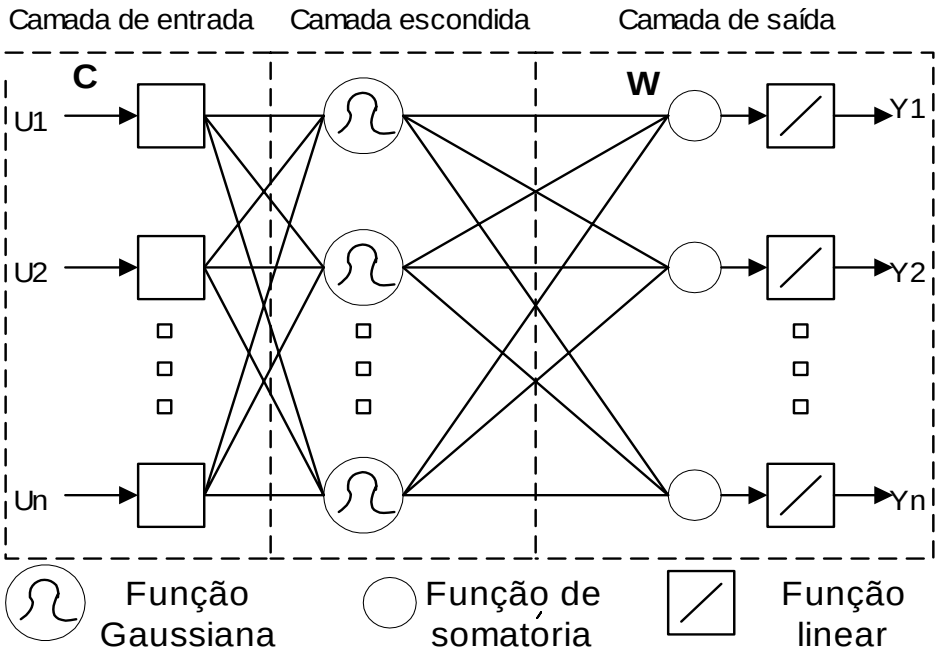


Fig. 3.3 - Rede Neural Tipo RBF.

A teoria que dá o suporte da RBF é baseada em função de base radial a seguir:

Função de Base Radial

Considere o problema de implementação de mapeamento com entradas $x^{(1)},...,x^{(p)}$ em $\Re^n$ e os valores das saídas $y^{(1)},...,y^{(p)}$ em $\Re$, com

$$x^{(i)} \mapsto y^{(i)}, i = 1,..., p.$$

Procura-se um h o qual não só realiza a associação $h(x^{(i)}) = y^{(i)}, i = 1,..., p.$ Mas que possa fazer mapeamento de dados diferentes dos dados de treinamento, desde que os mesmos estejam dentro da faixa dos dados do treinamento. A esta característica denomina-se "Capacidade de generalização". Quando se procura uma função da forma $\varphi\left(\left\|x - x^{(i)}\right\|\right)$, a função das distâncias entre x e a entrada protótipo $x^{(i)}$ é chamado função base.

Assim, tem-se:

$$h(x) = \sum_{i=1}^{p} w_i \varphi\left(\left\|x - x^{(i)}\right\|\right) \tag{3.1}$$

Que requereu $y^{(j)} = h(x^{(j)}) = \sum_{i=1}^{p} w_i \varphi\left(\left\|x^{(j)} - x^{(i)}\right\|\right)$. Considerando-se $(A_{ji}) = (A_{ij}) = \left(\varphi\left(\left\|x^{(j)} - x^{(i)}\right\|\right)\right) \in \Re^{pxp}$, então o requisito é: $y^{(j)} = \sum_{i=1}^{p} A_{ji} w_i = (Aw)_j$ que é, $y = Aw$. Se for possível achar o inverso de A, obtém-se $w = A^{-1} y$ e conseqüentemente h é encontrado.

Uma função muito geral para φ é a **Função Gaussiana:**

$\varphi(s) = e^{-\frac{s^2}{2\sigma^2}}$, Chamado Função Base Localizado.

Para uma combinação de várias funções radiais pode-se indicar:

$$y_k^{(j)} = h_k(x^{(j)}) = \sum_{i=1}^{p} w_{ki} \varphi\left(\left\|x^{(j)} - x^{(i)}\right\|\right) \tag{3.2}$$

Da consideração acima:

$$y_k^{(j)} = h_k(x^{(j)}) = \sum_{i=1}^{p} w_{ki} A_{ji} = (WA)_{kj} \tag{3.3}$$

Onde

$Y = WA$, $Y = \left(y^{(1)},...,y^{(p)}\right) \in \Re^{mxn}$.

A combinação das funções radiais é construída para que possam transferir todos os pontos de entradas a saídas. Isto significa que h aprendeu dos pares de pontos particulares e em essência as entradas/saídas são associadas permitindo-se aprender a relacionar pares de pontos.

Rede de Base Radial

Uma rede de base radial tem a habilidade de generalização e tem as seguintes características:

- O número M de funções base deve ser menor que o número p de entradas.
- Os centros das funções base não são necessariamente forçados a serem exatamente os vetores de dados de entrada. Na verdade eles podem ser determinados durante o processo de treinamento pela própria rede.
- As funções base são permitidas a ter diferentes larguras (σ), e isto pode também ser determinado pelo dado de treinamento.

Assim sendo, pode-se também considerar o mapeamento da forma:

$$x \mapsto y_k(x) = \sum_{j=1}^{M} w_{kj}\varphi_{ji}(x) + w_{k0}, k = 1,2,...,m. \tag{3.4}$$

Em que:

$$\varphi(x) = \exp\left(\frac{-\left\|x-\mu_j\right\|^2}{2\sigma_j^2}\right), \text{ e } \mu_j \in \Re^n. \tag{3.5}$$

É a saída do neurônio oculta, sendo:

x – vetor de entrada

μ - centro da função radial (região chamada campo receptivo)

σ - largura da função radial (campo receptivo)

w_{k0} : Termo de polarização (*bias*) do neurônio de saída.

w_{kj} : Pesos das conexões das redes.

φ_{ji} : Função não-linear

x : Vetor de entrada.

μ_j : Centro da RBF.

$\|.\|$: Norma Euclidiana.

As correspondentes três camadas da rede são mostradas na Figura 3.3. O neurônio oculto e o campo receptivo são mostrados nas Figuras 3.4 e 3.5.

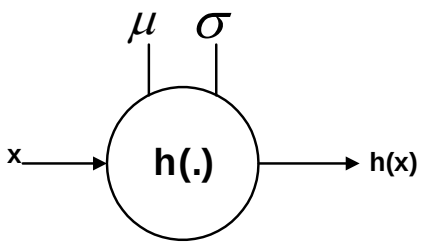


Fig. 3.4 - Neurônio oculto.

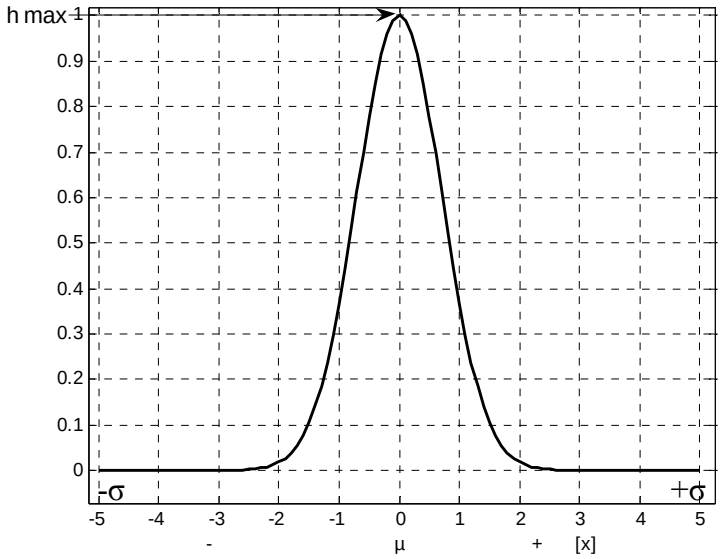


Fig. 3.5 - Campo receptivo.

Geralmente, as fases de treinamento das redes RBF, consistem de duas partes, posicionamento dos centros μ_j e estimação dos pesos w_j, representados nas equações (3.1) e (3.2).

Para o posicionamento dos centros das redes, o algoritmo de *clusterização* é muito utilizado. Em [21], é mostrada uma regra de atualização dos centros na rede RBF, aplicando ou derivando a regra de aproximação de gradiente descendente, fazendo os centros móveis dependendo dos dados de entrada. Os três algoritmos convencionais de *clusterização* são: centro k (Kernel) adaptativo, centro k não-adaptativo, centro *fuzzy*.

Normalmente, têm-se três problemas básicos durante o processo de *clusterização:* centros fixos (*dead centres*), centros redundantes e centros atracados em mínimos locais. Tais problemas degradam o desempenho adequado da rede RBF. Em [21], foi proposto um algoritmo de *clusterização* não-adaptativo que minimiza os dois primeiros problemas indicados, e diretamente minimiza o efeito de terceiro problema. O algoritmo é denominado de *clusterização* de centro-k com mudanças. Em tais estudos, os resultados de simulação revelam dois sistemas evidenciando todo o desempenho da rede RBF e melhorando qualquer outro algoritmo de *clusterização*, cuja Equação é mostrada a seguir:

$$u_j^i(t+1) = u_j^i(t) + \sum_{l=1}^{d} k_{jl}^i \theta_l^i \left(x_l - \mu_l^i\right) \tag{3.6}$$

i: neurônio oculto

j: componente do vetor meio

l: componente do corrente vetor de entrada x

d: número de componentes no vetor de entrada

k: neurônio de saída

K^i_{jl} é o valor do componente (j,l) da inversa da matriz de covariância da função base i.

A rede neural de base radial pode ser considerada como uma ferramenta muito útil dentro dos sistemas de redes neurais artificiais. Em geral, RN-RBF, a qual teria muitas aplicações, pode oferecer um rápido e correto meio de aproximar um processo não-linear de mapeamento baseado em dados observados. Devido à natureza de ação local de RN-RBF, a mesma pode ser treinada rapidamente, com treinamento *on-line* ou treinamento *off-line*, supervisionado ou não-supervisionado.

3.4. LÓGICA FUZZY

O início da Lógica *Fuzzy* foi a partir da publicação do artigo *Fuzzy Sets* [22] por Lotfi A. Zadeh. Desde então as pesquisas na área continuaram resultando em muitas publicações de aplicações, particularmente concentrados na área de controle *Fuzzy*. Neste trabalho é apresentada mais uma aplicação de lógica *Fuzzy* na área de engenharia elétrica. Como este tópico já foi abordado intensamente na literatura, a teoria sobre conjuntos *Fuzzy* não será abordada aqui. Para completa descrição deste tópico, pode-se referir a KLIR &

YUAN [23], *Fuzzy* Controllers por Leonid Reznik [24], o trabalho de doutorado de Barros [25], entre outras. Os conceitos essenciais para sua aplicação são descritos a seguir [26].

3.4.1. Definição

Seja A um subconjunto do conjunto U, pode-se considerar A um subconjunto *Fuzzy* de U se for descrito como um conjunto de pares ordenados de acordo com:

$$A = \{(x, \mu_A(x)); x \in U, \mu_A(x) \in [0,1]\} \tag{3.7}$$

Em que $\mu_A(x)$ é a função de pertinência que determina o grau x de relacionamento em A:

Então se tem a seguinte possibilidade:

$\mu_A(x)$=1. x pertence completamente ao conjunto A;

0< $\mu_A(x)$<1. x pertence parcialmente ao conjunto A;

$\mu_A(x)$=0. x não pertence ao conjunto A;

A base de regras estabelece a partir do conhecimento do especialista na forma de proposições do tipo "se *input1* e/ou *input2* então *ouput1*", em que *input1* e *input2* referem-se a classificações lingüísticas das variáveis de entrada e *ouput1* a de saída, as quais, a partir do uso desta teoria, se mostram como conseqüência das operações "e/ou" (*AND*/*OR*) em que "e" designa união e "ou" intersecção.

Na aplicação do controle existem duas importantes tendências, o controlador ou sistema de Mamdani [27], e o controlador Sugeno [28]. O sistema de Mamdani é um sistema *Fuzzy* que faz corresponder a cada entrada *Fuzzy* uma saída *Fuzzy*, sendo um sistema *Fuzzy* uma função de Rn em R.

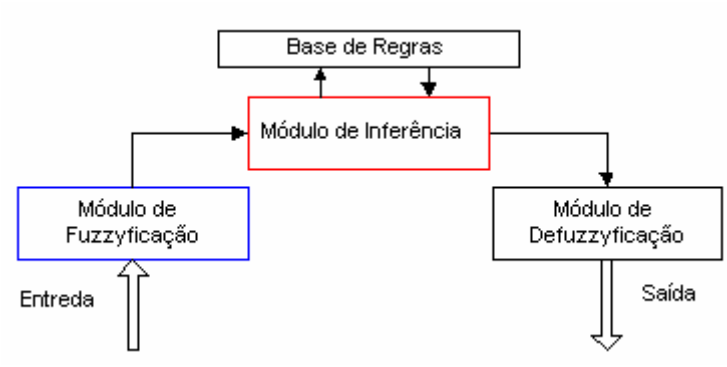


Fig. 3.6 – Etapas de um sistema *Fuzzy*.

A construção da função consta dos seguintes módulos, tal como é mostrado na Figura 3.6:

Módulo de fuzzyficação: módulo utilizado para modelar matematicamente a informação das variáveis de entrada por meio de um conjunto *Fuzzy*. Consiste na atribuição de termos lingüísticos a cada variável que representam os estados destas variáveis e a cada termo lingüístico, e é associado um conjunto *Fuzzy* por meio de uma função de pertinência.

Módulo de base de regras: módulo onde se armazenam as variáveis e suas classificações lingüísticas.

Módulo de inferência: módulo onde se definem os conectivos lógicos usados para estabelecer a relação *Fuzzy* que modela o conjunto de regras. O êxito do sistema depende da qualidade de implementação do módulo.

Módulo de defuzzyficação: o módulo traduz o estado da variável de saída *Fuzzy* a um real numérico.

Da mesma forma que há várias formas de inferência, existem muitos métodos de *defuzzyficação.* Neste trabalho vai ser usado o método do centro de gravidade (centróide).

4. MODELO PROPOSTO PARA OPERAÇÃO ÓTIMA DO SISTEMA FOTOVOLTAICO ISOLADO

A otimização da potência gerada pelo *Arranjo Fotovoltaico* (AF), fazendo uso das técnicas de inteligência artificial é descrita neste capítulo. Também é feita a descrição do processo de modelagem e as implementações dos controladores baseados em RN-RBF e sistemas *Fuzzy* descritos. Além disso, é feito um teste do modelo considerando casos extremos de operação de um sistema isolado.

4.1. MODELO DE CONTROLE OTIMIZADO

4.1.1. Operação Característica do Arranjo Fotovoltaico

A operação característica do *AF* é uma generalização da operação da célula solar, mostrada na Figura 2.9 do Capítulo 2, curva característica V-I, em que a corrente varia proporcionalmente à irradiação solar Ga (W/m^2), como se observa na modelagem matemática da célula. A tensão nos bornes da célula varia em proporção inversa a temperatura do meio. Os níveis de corrente e tensão desejados são atingidos configurando as células em série ou paralelo e os painéis para o caso do *AF*. O produto da tensão e corrente instantânea é o valor da potência ativa instantânea no painel produzida para o valor instantâneo de Ga e temperatura T_C. O ponto máximo da curva da potência é a potência máxima atingida para o valor Ga e T_C, os dois instantâneos. Os valores de corrente e tensão que gera a potência máxima do *AF* serão denominados I_{max} e V_{max}, que são impostos pelo conversor *Buck-Boost.* A estratégia que permite o conversor fazer tal imposição independente da carga que são atendidas será descrita na Seção 4.2. Como observa-se na Figura 2.9, o valor da corrente da carga na curva característica V-I, é fixado pela demanda, nesse instante é diferente do I_{max}, em conseqüência, o valor de V_{max} é

acondicionado pelo conversor *Buck-Boost* controlado. Tal como foi revisado no Capítulo 1, as diferentes técnicas de controle para a operação no ponto máximo da potência são usadas para fazer o *rastreamento.*

Neste trabalho são usados dois componentes importantes, além do conversor *Buck-Boost*, para manter o ponto máximo da potência de operação num contexto de Ga, T_C e carga variável: o estimador *Fuzzy* de V_{max} e o controlador de interação do sistema armazenador de energia (banco de baterias). A representação do sistema isolado é mostrada na Figura 4.1.

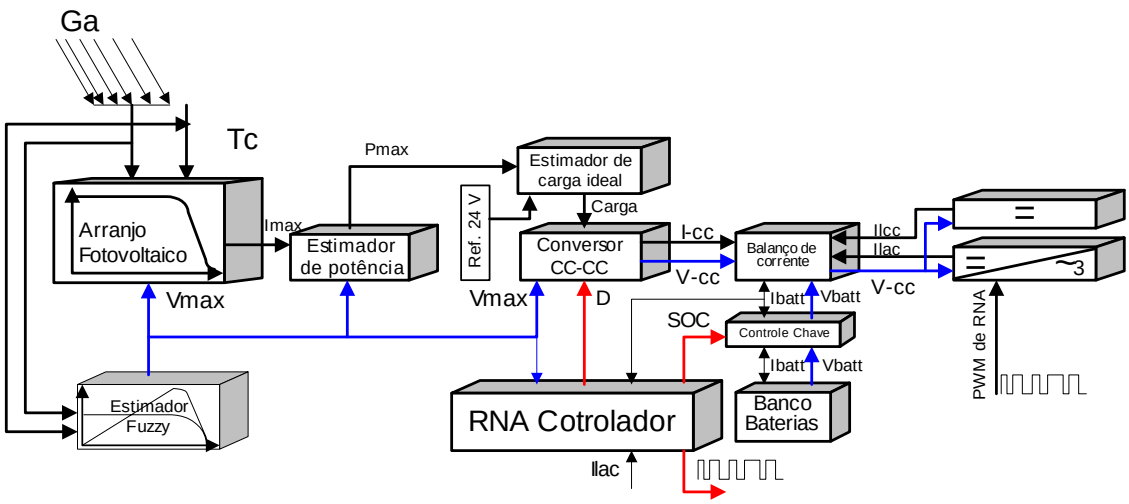


Fig. 4.1- Configuração do sistema *Arranjo Fotovoltaico* isolado.

4.1.2. Estimador Fuzzy de V_{max} Para Estimar o Ponto da Potência Máxima de Operação (PPMO)

Em um gerador *AF*, a potência instantânea de saída, é dada pelo produto de corrente e tensão instantânea mostrada na Figura 2.9, logo para um determinado valor da irradiação, a função do estimador *Fuzzy* é procurar a tensão que possa manter no ponto máximo na curva da potência.

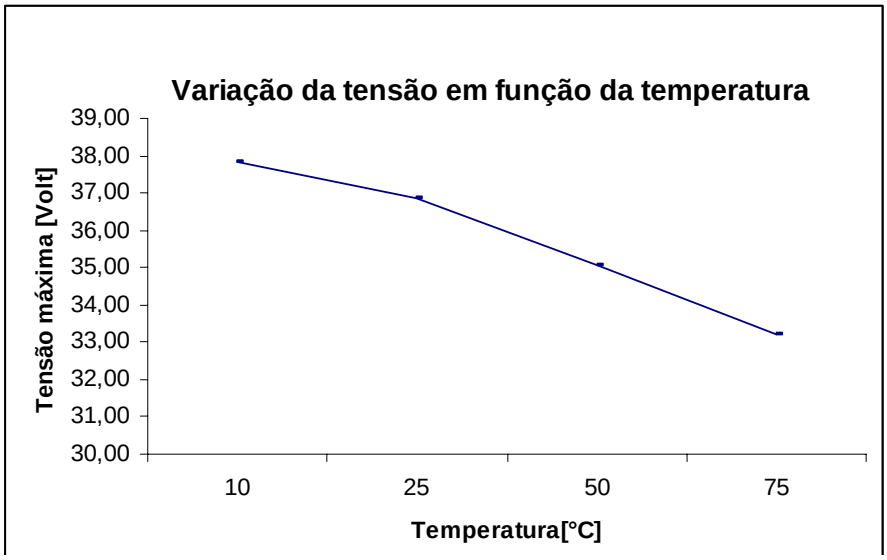
$$P_{max} = V_{max} * I_{max} \tag{4.1}$$

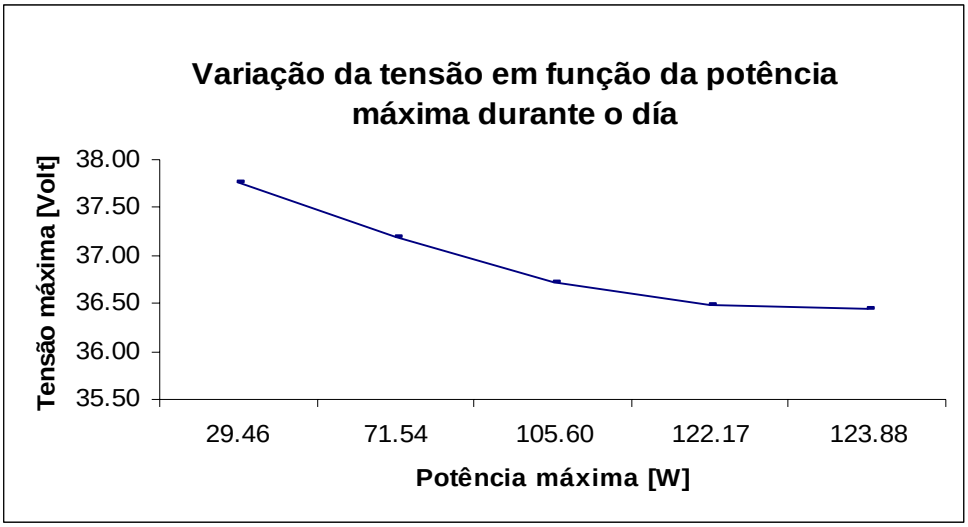
Assim a carga necessária para extrair a máxima potência do *AF* é dada por:

$$R_{max} = \frac{V_{max}}{I_{max}} \tag{4.2}$$

No entanto é importante salientar que essa carga não necessariamente é igual à carga alimentada pelo conversor *Buck-Boost*.

As regras do estimador *Fuzzy,* indicadas na Tabela 4.1, estão baseadas no princípio de mudanças de irradiação solar e da temperatura, ou seja, mantendo o ponto de operação no ponto de potência máxima encontra-se o valor de V_{max}. Para estabelecer as regras foi feita a simulação baseada no modelo matemático do sistema fotovoltaico, considerando diferentes níveis de irradiação e temperaturas típicas. As variações da tensão em função da temperatura, irradiação e a potência máxima são mostradas na Figura 4.2. Note que as variáveis independentes na Figura 4.2 não estão em escala, dada a distribuição irregular dos dados, pois tais figuras foram utilizadas para gerar a base de regras do sistema nebuloso.





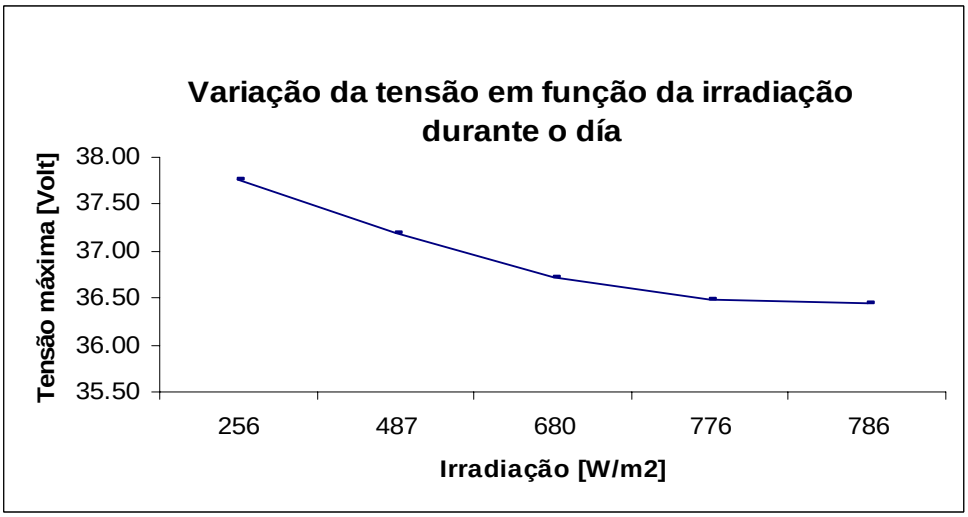


Fig. 4.2 - Variação da tensão máxima em função da temperatura, irradiação, potência máxima durante o dia.

Tabela 4.1 Regras do estimador *Fuzzy*.

I[W/m2] / T [°C]	TB	TM	TA	TMA	TMUA
IMB	VUB	VUB	VUB	VUB	VUB
IB	VMA	VMA	VMA	VA	VA
IBM	VA	VA	VA	VMMA	VMMA
IAM	VMMA	VMMA	VMMA	VMMA	VMMA
IA	VMMA	VMMA	VMMA	VMMA	VMMA
IMA	VMMA	VMMA	VMMA	VM	VM
IMUA	VM	VM	VM	VBM	VBM
IUA	VBM	VBM	VBM	VBM	VB
IEUA	VB	VB	VB	VB	VMMB
IEUAE	VMMB	VMMB	VMMB	VMMB	VMUB

Um exemplo das regras é o seguinte:

Se Irradiação é muito alta **e** Temperatura é baixa, **então** Tensão Meio Muito Alta

Em termos da variável usada é:

IF IMA **AND** TB **THEN** VMMA

O estimador *Fuzzy* possui duas entradas: irradiação e temperatura. A irradiação possui 10 funções de pertinência na faixa [0,0 1000W/m2] e a temperatura possui cinco funções de pertinência na faixa [0,0 32°C], o que resultou em 50 regras. A saída é a tensão para a potência máxima, de 10 funções de pertinência na faixa [0,0 38 V]. A Figura 4.3 mostra o sistema completo e suas funções de pertinência e as variáveis do estimador *Fuzzy* são mostradas na Figura 4.4. As funções de pertinência de irradiação são: Irradiação Muito Baixa (IMB), Irradiação Baixa (IB) Irradiação Baixa Média (IBM), Irradiação Alta Média (IAM), Irradiação Alta (IA), Irradiação Média Alta (IMA), Irradiação Média Ultra Alta (IMUA), Irradiação Ultra Alta (IUA), Irradiação Extra Ultra Alta (IEUA), Irradiação Extra Ultra Alta Extremo (IEUAE). As funções de pertinência de temperatura são: Temperatura Baixa (TB), Temperatura Média (TM), Temperatura Alta (TA), Temperatura Muito Alta (TMA), Temperatura Média Ultra Alta (TMUA). As funções de pertinência da tensão (saída) são: Tensão Ultra Baixa (VUB), Tensão Muito Ultra Baixa (VMUB), Tensão Muito Baixa (VMB), Tensão Média Muito Baixo (VMMB), Tensão Baixo (VB), Tensão Baixa Média (VBM), Tensão Média (VM), Tensão Média Muito Alta (VMMA), Tensão Alta (VA), Tensão Muito Alta (VMA).

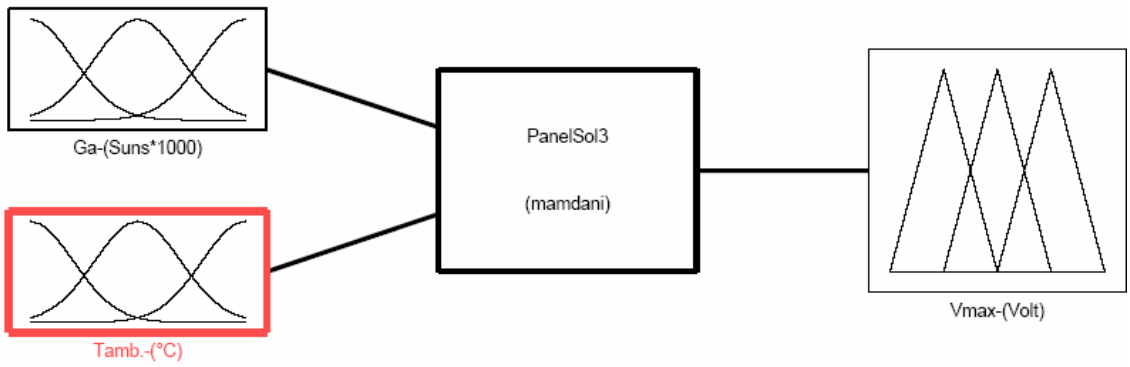
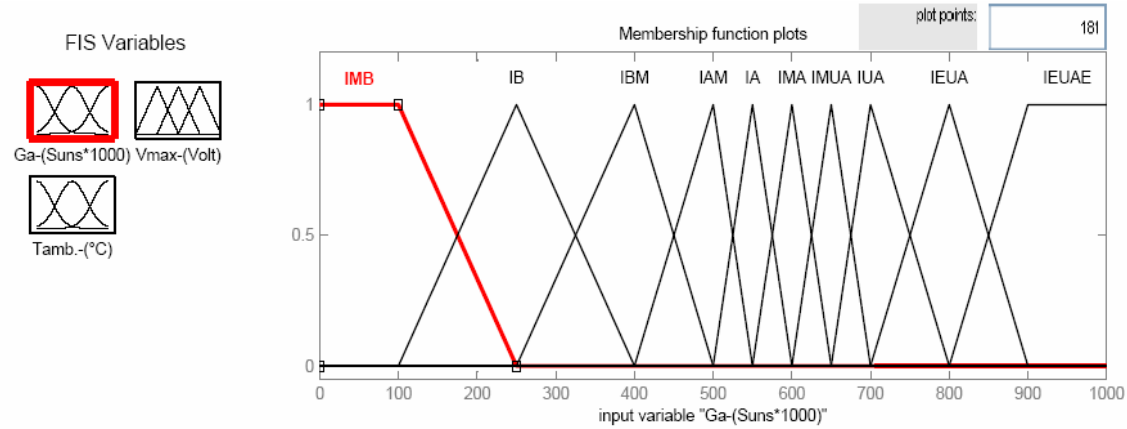
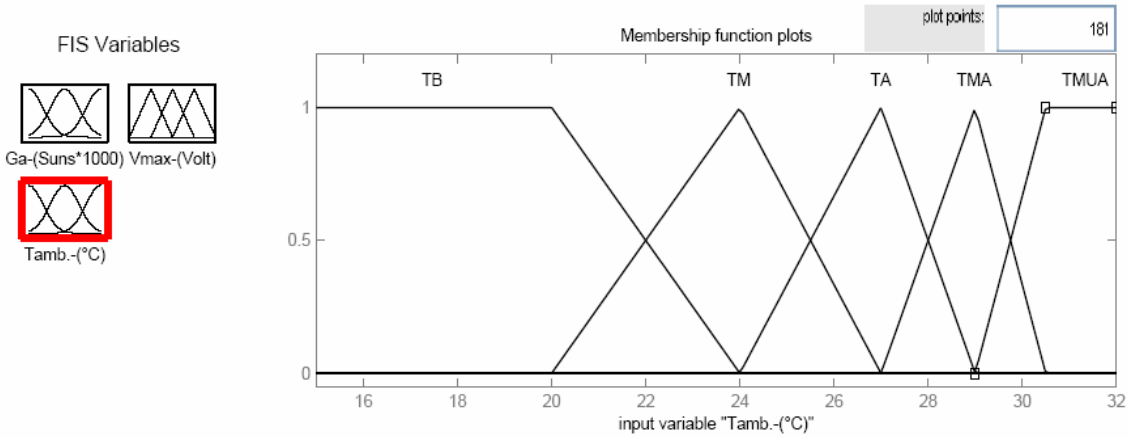


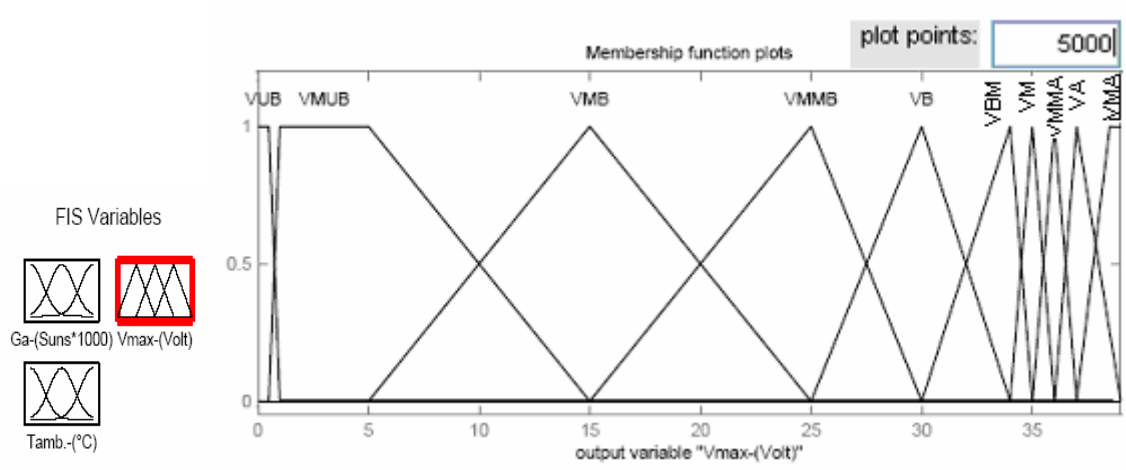
Fig. 4.3 - Sistema *Fuzzy*.



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.4 - Funções de pertinência:
(a) Irradiação solar
(b) Temperatura de ambiente
(c) Tensão para a potência máxima.

O método composicional de inferência usado é ***max-min***, o qual consiste em escolher o operador *min* (Mandani) para as implicações *Fuzzy* e o operador *max* (União) para a agregação. A Figura 4.5 ilustra a agregação de todos os conseqüentes, a união dos subconjuntos obtidos em cada regra pelo método de inferência composicional *max-min*.

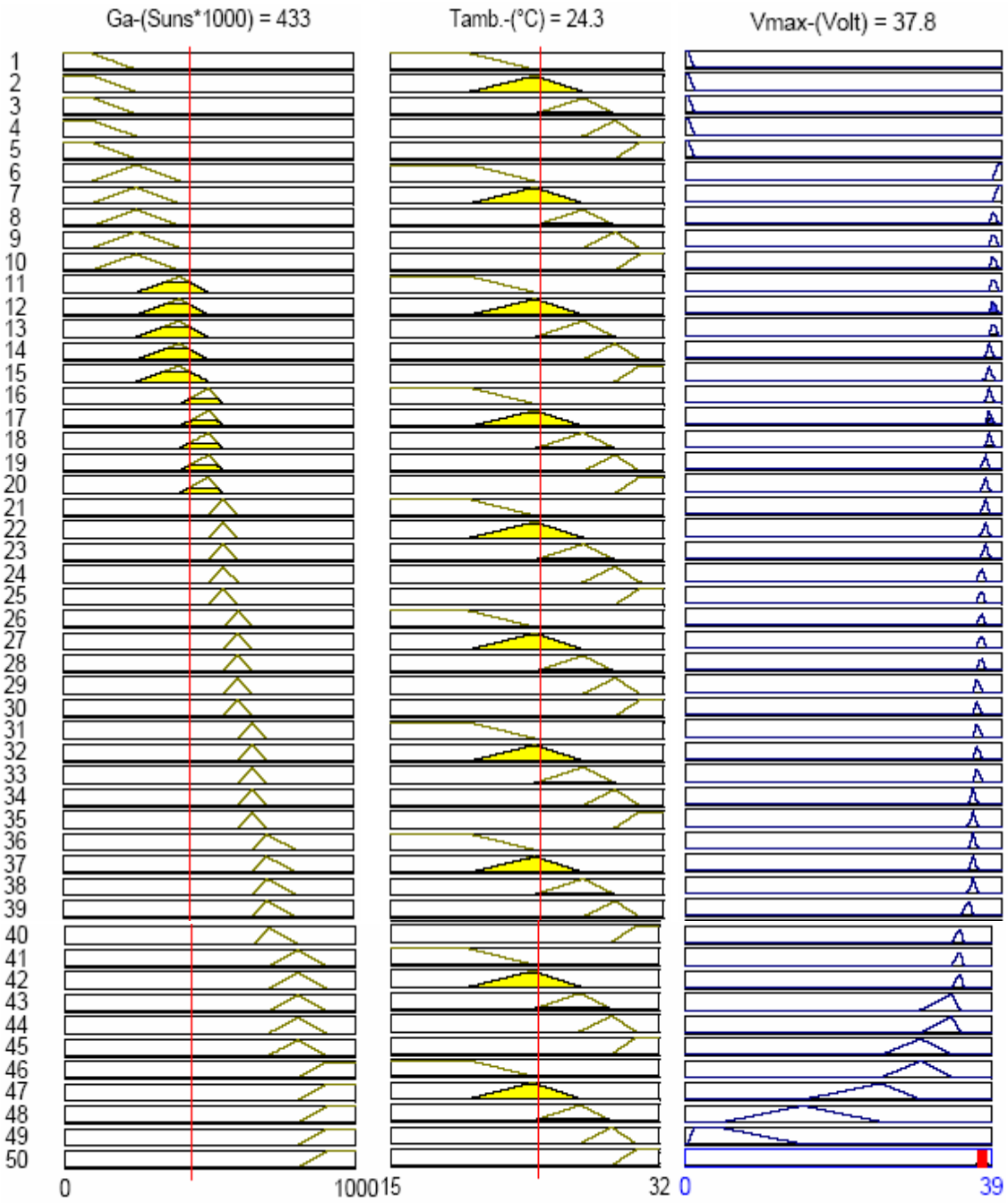


Fig. 4.5 - Cálculo dos antecedentes e dos conseqüentes de cada regra pelo método de inferência composicional *max-min*.

Como se pode observar, foram usadas funções de pertinência triangular tanto para as variáveis de entrada quanto para a variável de saída.

A Figura 4.6 mostra a superfície de tensão para potência máxima. Nesta figura, Ga é a irradiação instantânea variável baseada nos níveis de irradiação típica de verão na zona de Campo Grande – MS, Tamb é a variação da temperatura e V_{max} é à saída do estimador.

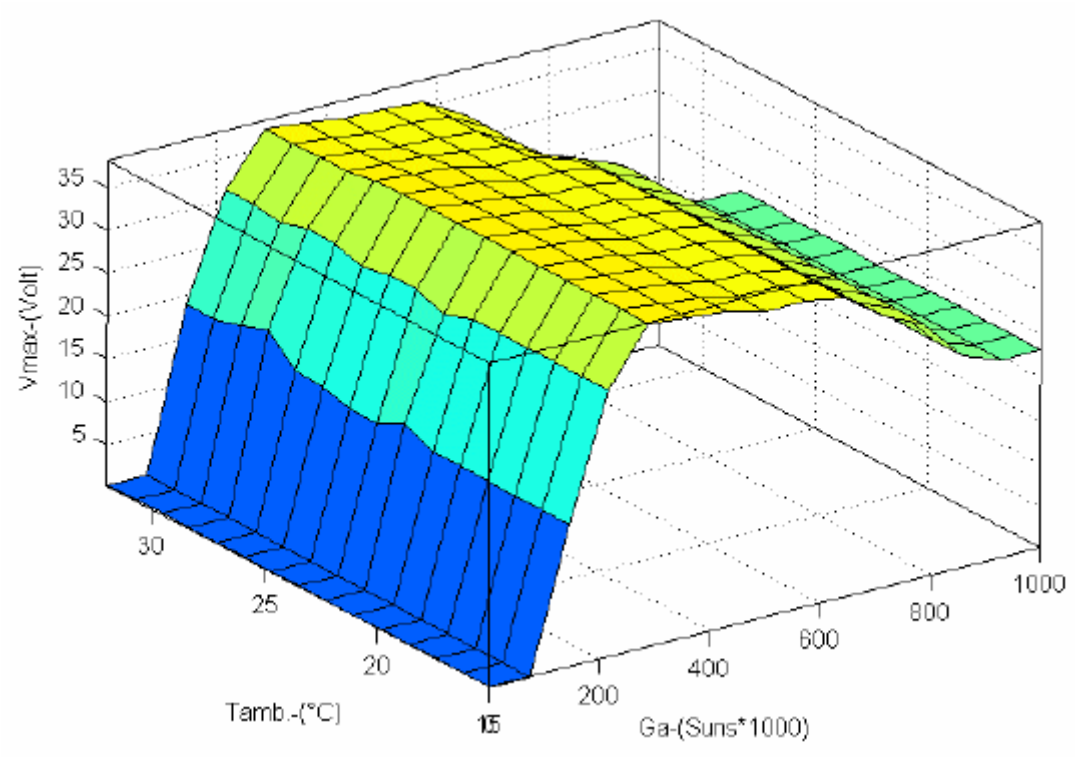


Fig. 4.6 - Mapeamento das regras de controle do estimador *Fuzzy*.

4.1.3. Estimador do SOC da Bateria

Em muitos sistemas onde são usadas baterias, o estado de carga de bateria (SOC: *State-Of-Charge*), é o parâmetro que descreve a quantidade de energia que a bateria possui armazenada, ou o tempo que a energia armazenada poderá durar. Existem muitas definições para o SOC, o método simples e mais usado é baseado na Equação (4.3), chamado de método de Ampere-Hora [29], usando-se a Equação (4.3) foi construída a base de dados para o treinamento da rede neural.

$$SOC = SOC_0 * \frac{1}{C_N} \int_{t_0}^{t} \left(I_{bat} - I_{perd} \right) d\tau \tag{4.3}$$

Em que:

C_N: capacidade de descarga disponível da bateria quando a mesma está completamente carregada, considerado constante.

I_{batt}: corrente da bateria

I_{perd}: corrente consumida pelas perdas de reação durante a recarga da bateria.

SOC_0: ponto inicial da *carga/descarga*

Existem técnicas para estimar o SOC, os quais são resumidos em [29], e a complexidade do método depende do tipo da bateria e da sua aplicação. A complexidade dos métodos se deve ao comportamento não-linear da bateria.

Os problemas mais importantes a considerar durante o processo da estimação do SOC aplicado a uma rede neural artificial são: (1) quando o SOC_0 não é 100% do SOC, usualmente causado pelo processo de auto-descarga em longos períodos, o processo de descarga intermitente ou quando a bateria não foi carregada completamente na primeira vez; (2) adaptação e seleção dos dados de treinamento da rede, quando se tem acesso a uma grande base de dados recolhidos durante diferentes condições de operação para treinamento.

Na literatura é apresentada uma rede neural tipo RBF que é treinada usando grandezas características de tensão terminal da bateria, corrente de *carga/descarga* da bateria, e o Ah da bateria (tempo), para diferentes condições de carga e descarga [30].

A RN-RBF da Figura 3.3, é usada para a estimação dos seguintes parâmetros: a razão cíclica, o índice de modulação e SOC, tais variações são calculadas a partir de V_{max}, corrente da carga em AC, e da corrente na bateria.

$$SOC(x) = \sum_{j=1}^{3} w_{kj}\varphi_{ji}(x) + w_{k0}, k = 1,2,3. \tag{4.4}$$

Em que $\varphi(x) = \exp\left(\frac{-\left\|x-\mu_j\right\|^2}{2\sigma_j^2}\right)$, $\mu_j \in \Re^n$, e $x = \begin{bmatrix} V_{\max} \\ I_{Ilac} \\ I_{bat} \end{bmatrix}$.

Os resultados do comportamento do SOC, mostrados na Figura 4.7 em função do tempo são obtidos considerando correntes de descarga constante de 3.6A, 10A, 18A, 25A, 36A [31].

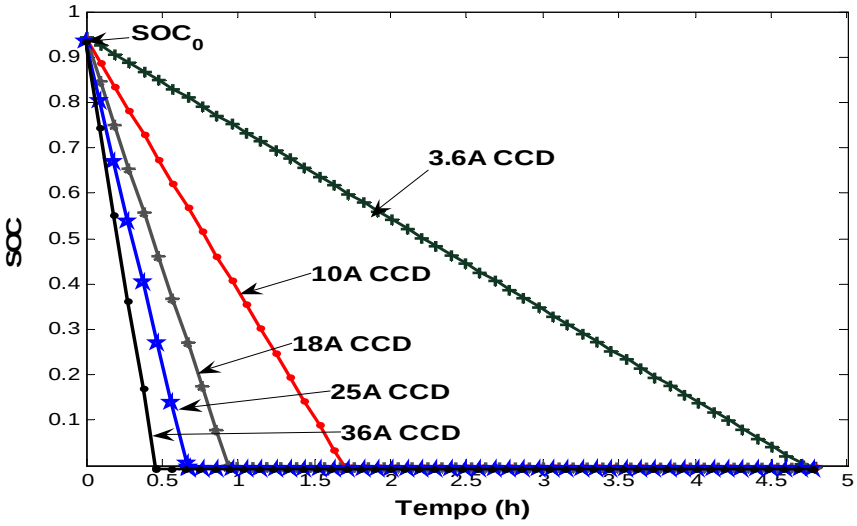


Fig. 4.7 - Predição do SOC pela RN-RBF.

4.1.4. Controle da Carga/Descarga da Bateria

O controle da carga/descarga da bateria consiste no controle de liga e desliga do banco de baterias a rede, vai depender de duas possíveis condições (duas restrições):

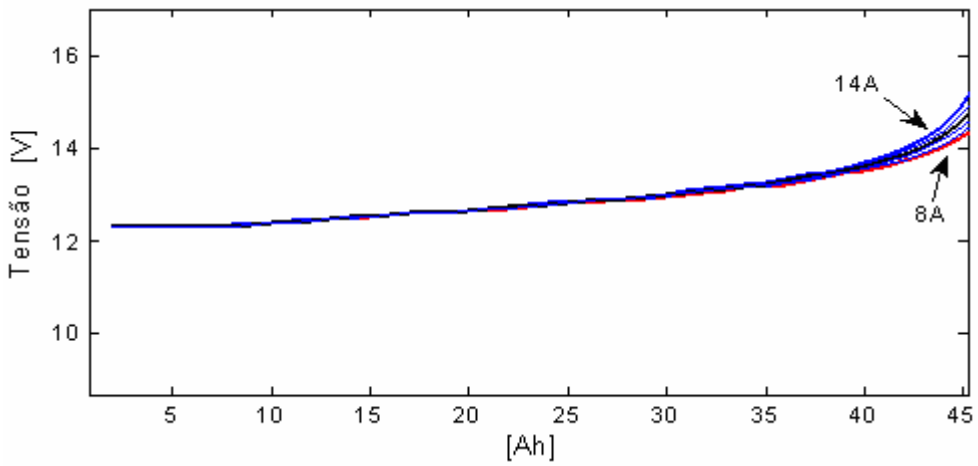
a) a bateria fica ligada para compensar a corrente faltante por causa de incremento de carga no instante de queda da irradiação, mais só pode permanecer ligado até o limite de

descarga da bateria fixado pelo SOC com valor igual a 40%. Se passar este limite, a bateria é desligada de forma automática.

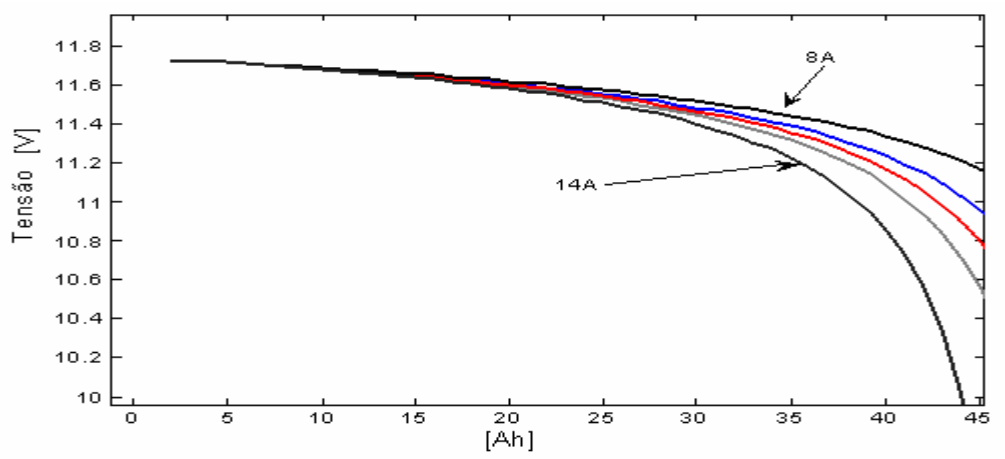
b) a bateria fica ligada para se carregar, prevendo o excesso de corrente quando a irradiação solar aumente ou demanda diminui. Porém ela só pode permanecer ligada até o limite de carga completa fixado pelo SOC com o valor igual a 100%. Se ainda existir corrente disponível, a bateria é desligada de forma automática.

No caso em que exista o equilíbrio no sistema *Arranjo Fotovoltaico - Carga* a bateria fica desligada.

O modelo da bateria detalhado no apêndice A-1 descreve o comportamento típico da tensão durante o processo de carga e descarga. A Figura 4.8 mostra tal comportamento.



(a)



(b)

Fig. 4.8 - Variação da tensão durante o processo em função da variação na carga Ah da bateria:
(a) Carga.
(b) Descarga.

O resultado de liga-desliga do banco de baterias observa-se na seção dos resultados do controle, Capítulo 5.

4.1.5. Controlador do Buck-Boost

Na Seção 2.1.1, a Equação 2.2 mostra a relação das tensões entrada/saída, se o conversor é considerado ideal, a tensão V_{av} e corrente I_{av} (para uma carga ideal ótimo) de saída do conversor para uma razão de corte (*Chopping ratio*) no ponto máximo da potência instantânea $\delta_{\max}$, são relacionadas com a tensão $V_{\max}$ e corrente $I_{\max}$ do AF de acordo com as seguintes equações [32]:

$$V_{av} = -V_{\max}\frac{D}{1-D} = \delta_{\max}V_{\max} \tag{4.5}$$

$$I_{av} = -I_{\max}\frac{1-D}{D} = \frac{I_{\max}}{\delta_{\max}} \tag{4.6}$$

Em que D é razão cíclica [0 1], δ_{max} é a razão de corte, e se D<0.5 o conversor opera no modo *Buck*, ou no modo *Boost* para D>0.5.

As Figuras 4.9 e 4.10 mostram a sensibilidade de resposta do controle de conversor *Buck-Boost*, o teste consiste na resposta para uma tensão de referência variável. Observa-se a corrente e a tensão respectivamente.

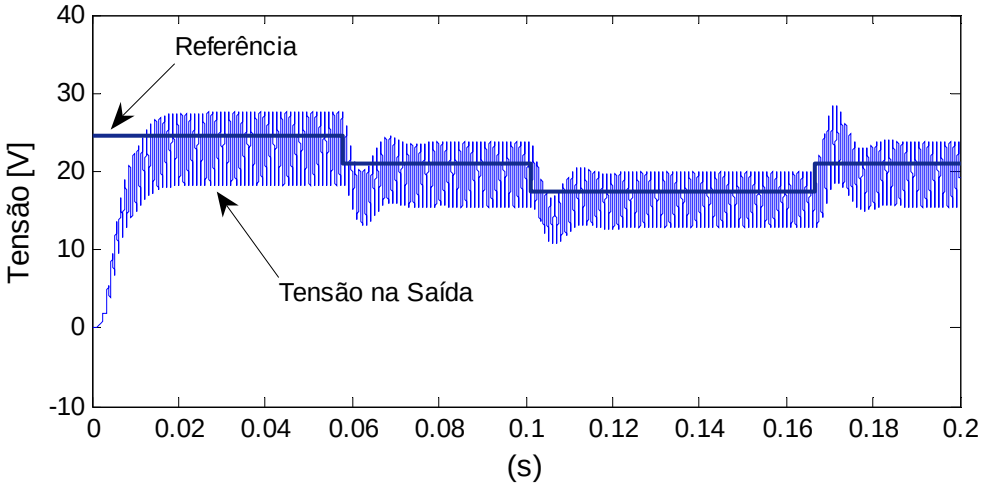


Fig. 4.9 - Tensão na saída do Buck-Boost.

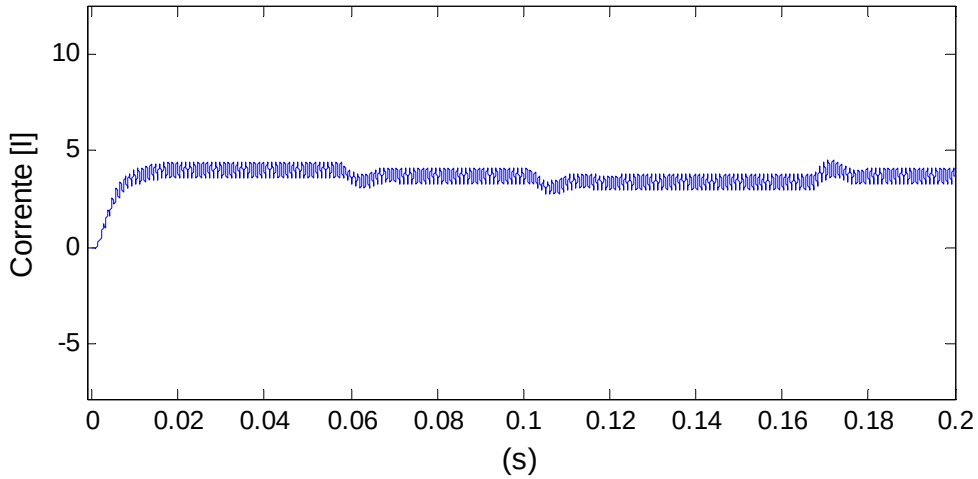


Fig. 4.10 - Corrente na saída do Buck-Boost.

A Figura 4.11 mostra a variação da potência na entrada e saída do conversor. Observa-se que as potências geradas pelo *AF* e a potência consumida na carga são iguais. Isto é evidenciado pela Equação (4.7).

$$P_{\max} = V_{av} I_{av} = V_{\max} I_{\max} \tag{4.7}$$

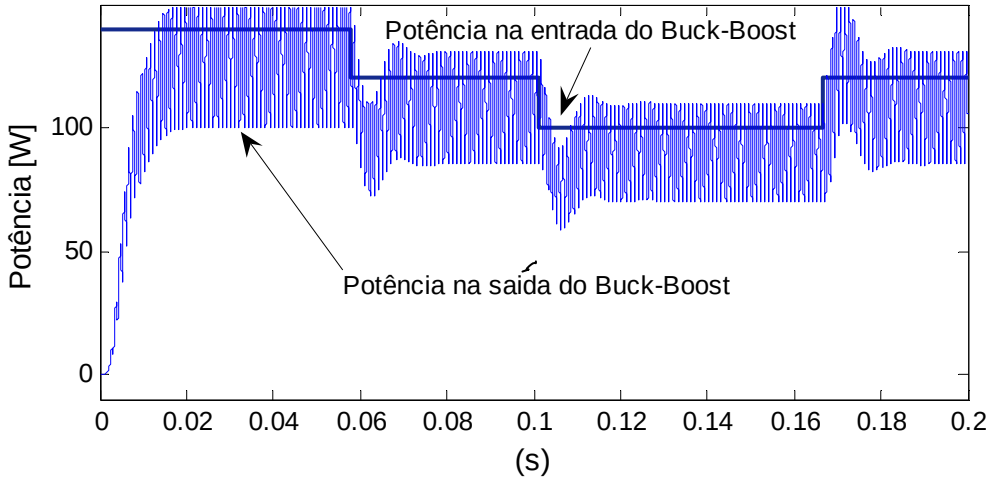


Fig. 4.11 - Potência na entrada e saída do Buck-Boost.

A característica da carga é resistiva, então a relação matemática é dada por:

$$V_{av} = I_{av} R \tag{4.8}$$

Usando (4.5) e (4.6) resulta:

$$\delta_{\max} = \sqrt{\frac{I_{\max} R}{V_{\max}}} \tag{4.9}$$

O atendimento da Equação (4.9) permite a máxima transferência da potência do gerador à carga, sendo que R é o valor da resistência equivalente da carga desejada (Rdes).

A tensão V_{av} na saída do conversor é mantida constante em 24 V, considerando V_{av} (constante) e a potência máxima, a resistência equivalente da carga desejada pode ser calculada usando a Equação (4.10) e a razão de corte desejada é calculada de acordo com a Equação (4.11).

$$R_{des} = \frac{V_{av}^{\ 2}}{P_{\max}} \tag{4.10}$$

e

$$\delta_{\max} = \sqrt{\frac{I_{\max} R_{des}}{V_{\max}}} \tag{4.11}$$

Para se manter no ponto máximo na curva V-P do gerador solar, a razão cíclica do conversor é calculada de acordo com a informação fornecida pelo estimador *Fuzzy*, conseqüentemente a razão de mudança. Isto é selecionado de forma adaptativa usando a RN-RBF.

Uma das saídas da RN-RBF é a razão cíclica D mostrada na Figura 4.12 relacionada para a variação da tensão obtida na Figura 4.9, e mostra-se com o propósito de observar a sensibilidade do controle para obter a máxima transferência da potência.

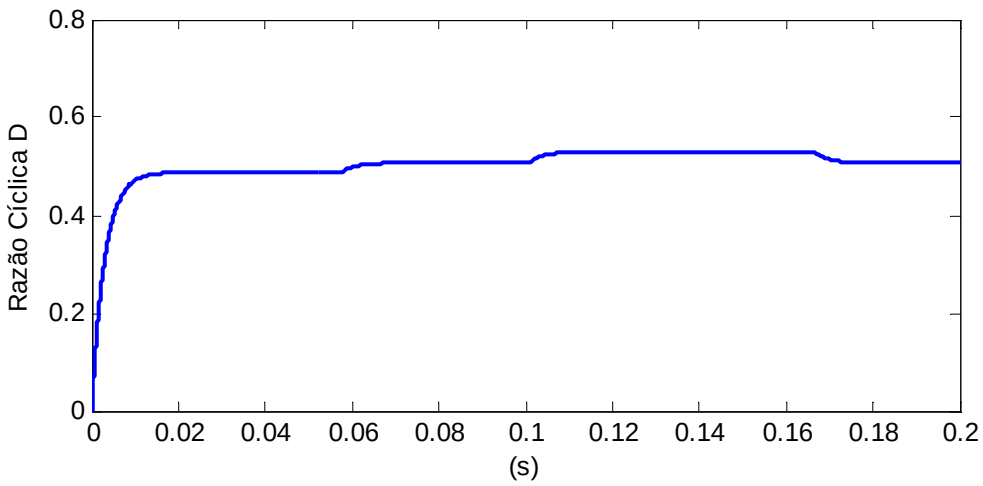
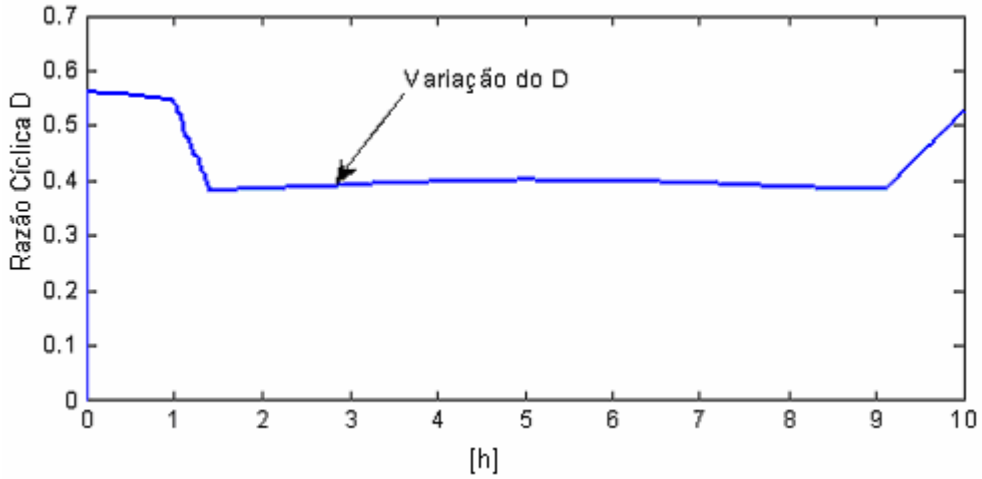
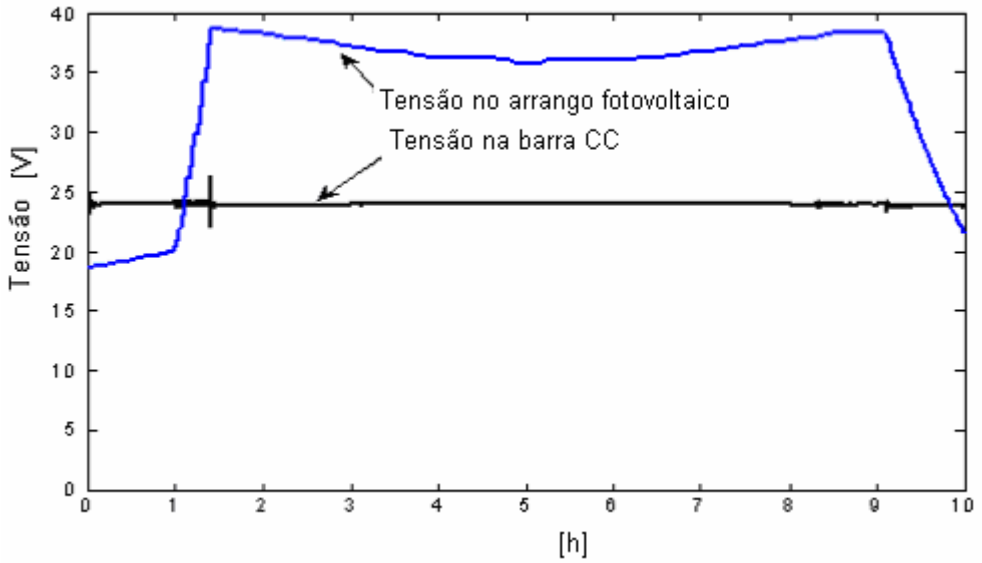


Fig. 4.12 - Razão cíclica do conversor Buck-Boost estimado pela RN-RBF.

Para manter a tensão de saída do *Buck-Boost* em 24 V, a razão cíclica tem que variar de acordo com a variação da tensão na entrada do *Buck-Boost (*saída do *AF*). Na Figura 4.13 (a) mostra-se a variação do D para manter fixa na saída do conversor, sendo que a tensão na entrada é variável, mostrada na Figura 4.13 (b).



(a)



(b)

Fig. 4.13 - Controle do conversor *Buck-Boost*:
(a) Variação do D
(b) Tensão na entrada do conversor e a saída controlada do mesmo.

4.1.6. Controlador do Inversor

A topologia do inversor foi mostrada na Figura 2.3 no Capítulo 2. Considerando o índice de modulação (ma ≤ 1), é obtido o valor máximo da amplitude da tensão linha-linha na saída do inversor trifásico.

$\hat{v}_{ab} = \frac{\sqrt{3}V_i}{2}$, a variação da amplitude da tensão linha-linha em função do índice de modulação é apresentada pela Equação (4.12).

$$\hat{v}_{ab} = ma\frac{\sqrt{3}V_i}{2}, \text{ para } 0 < ma \leq 1 \tag{4.12}$$

Considerando que a transferência da potência pelo inversor é sem perdas, então a potência instantânea na saída do inversor é:

$$p(t) = v(i)i(t) = v_{ab}(t)i_a(t) + v_{bc}(t)i_b(t) + v_{ca}(t)i_c(t) \tag{4.13}$$

Em que $i_a(t), i_b(t), i_c(t)$ são as correntes da carga por fase. Por outro lado, considerando as saídas senoidais e a entrada ao inversor, $v_i(t) = V_i$ constante, e a potência de entrada ao inversor é igual à potência de saída do mesmo é apresentada pela Equação (4.14) [16].

$$i_i(t) = \frac{1}{Vi}\left\{\begin{array}{c} \sqrt{2}V_{01}\sin(wt).\sqrt{2}I_0\sin(wt-\delta) \\ +\sqrt{2}V_{01}\sin(wt-120^\circ).\sqrt{2}I_0\sin(wt-120^\circ-\delta) \\ +\sqrt{2}V_{01}\sin(wt-240^\circ).\sqrt{2}I_0\sin(wt-240^\circ-\delta) \end{array}\right\} \tag{4.14}$$

Em que

V_{01} é o valor *RMS* da fundamental tensão linha-linha, I_0 é a corrente *RMS* de linha na saída do inversor e δ é o fator de potência arbitrária da carga do inversor.

Então em forma simplificada a corrente constante na entrada do inversor é apresentada na Equação (4.15):

$$i_i(t) = 3\frac{V_{01}}{Vi}I_0\cos(\delta) = \sqrt{3}\frac{V_{01}}{Vi}I_l\cos(\delta) \tag{4.15}$$

Em que:

$I_l = \sqrt{I_0}$, corrente *RMS* de linha na saída do inversor.

Então, a relação entre a corrente de entrada e saída do inversor em função do índice de modulação m_a é dada pela Equação (4.16):

$$i_i(t) = ma\frac{3\sqrt{3}}{2}I_0\cos(\delta) \tag{4.16}$$

Para ter a tensão de 120 V na saída do inversor, é necessário usar um conversor elevador *Boost* [33]. O método convencional para regular a tensão na saída do inversor é ilustrado na Figura 4.14, e é usado para construir a base de dados de treinamento do controlador baseado em RN-RBF, no qual foi considerada uma carga variável, em conseqüência a corrente variável que foi usado como base de dados para o treinamento da rede.

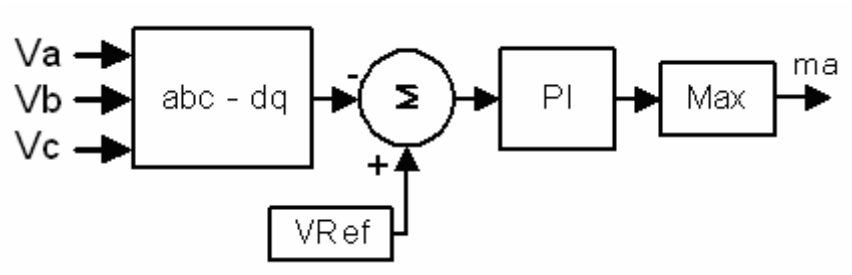


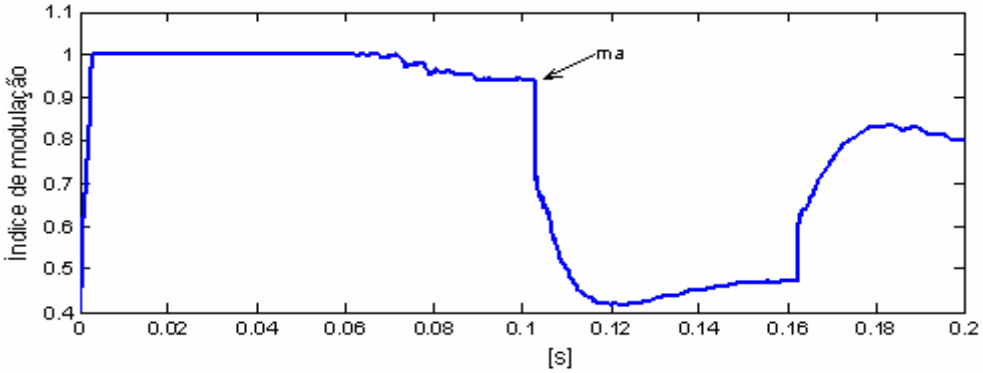
Fig. 4.14 - Sistema de controle convencional do índice de modulação do inversor m_a.

Em que Va, Vb, Vc são tensões de linha-linha em pu.

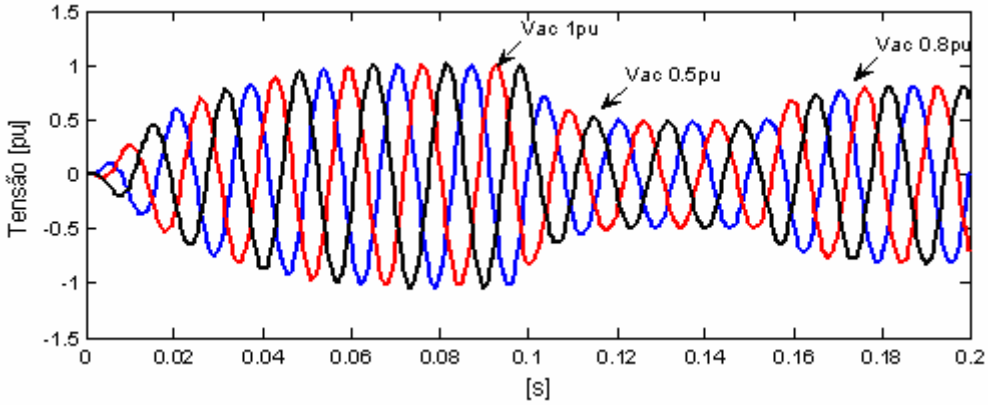
Para atingir um controle ótimo do nível da tensão no contexto de carga variável é usado um estimador do índice de modulação m_a do inversor fonte de tensão, baseado em RN-RBF, que substitui a função do controlador PI.

Na Figura 4.15 mostra-se a sensibilidade do estimador do m_a, para as variações exigidas a partir da referência do controle, mostrado esquematicamente na Figura 4.14.

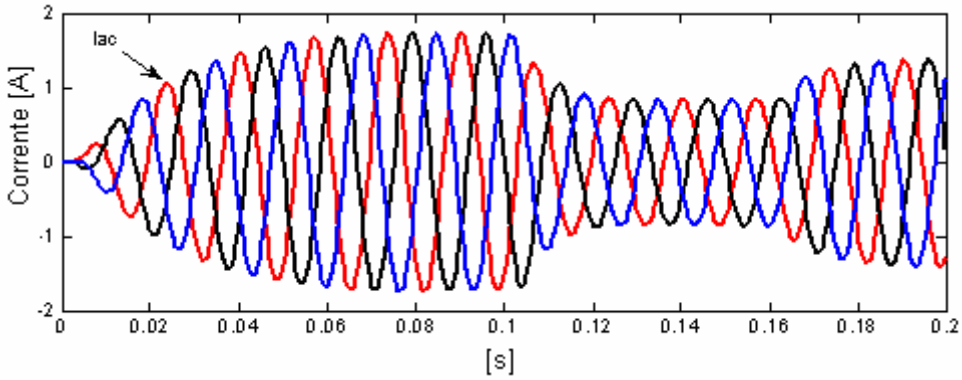
Observa-se que a estimação de m_a pelo RN-RBF, corresponde à exigência no teste.



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.15 - Teste de sensibilidade do estimador de m_a.
(a) Variação do índice de modulação m_a no inversor estimada pelo RN-RBF
(b) Tensão na carga
(c) Corrente na carga.

4.1.7. Projeto, Treinamento e Configuração da RN-RBF.

A rede é treinada usando o banco de dados da Tabela A-2, do Apêndice, e o *Toolbox* do MatLab [34]. A estrutura do RN-RBF é de 75 neurônios na camada oculta. Na Figura 4.16 (a) mostram-se os detalhes das entradas e saídas da rede, sendo estas entradas: Tensão para manter no ponto máximo da potência V_{max}, Corrente na saída do conversor *Buck-Boost*, e a corrente da bateria. As saídas da rede são: razão cíclica D do conversor CC-CC, estado de carga da bateria SOC e o índice de modulação m_a para o inversor. Na Figura 4.16 (b) é mostrada a convergência do treinamento da rede. O erro alcançado foi de 0,01040, sendo o desejado de 0,01%. Os detalhes da rede são mostrados no Apêndice A -2.

(a)

(b)

Fig. 4.16 - Estrutura da RN-RBF, aplicado neste trabalho:
(a) Apresentação esquemática da RN-RBF
(b) Processo de treinamento da rede RN-RBF.

O teste foi feito com 15% do banco de dados e a saída foi comparada com a desejada de SOC, D, e m_a, como mostra a Figura 4.17.

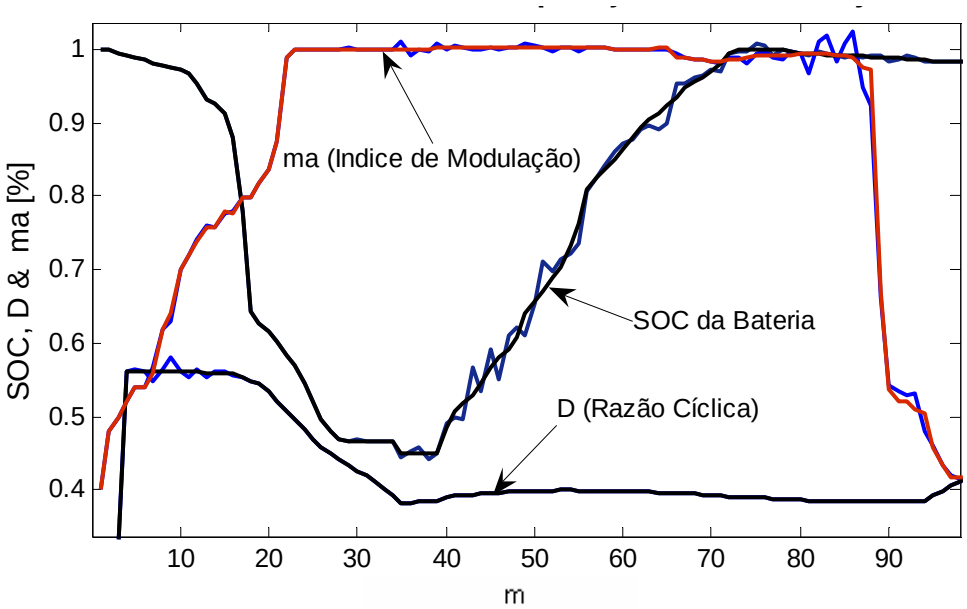


Fig. 4.17 - Teste do RN-RBF treinado.

Na Figura 4.17 observa-se a variação do SOC, da razão cíclica D, e o índice de modulação m_a, saída desejada (base de dados) e a saída da rede treinada.

4.2. ESTRATÉGIA DE CONTROLE PROPOSTO

Na Figura. 4.18 mostra-se o detalhe da estratégia de controle proposto neste trabalho, a qual é baseada na curva característica V-I da saída do gerador solar. Neste caso, para um painel solar com Ga (irradiação solar) e T_C (Temperatura do ambiente) instantâneos. Para qualquer valor de irradiação e temperatura, três diferentes pontos possíveis de operação podem ser encontrados.

A Figura 4.18 mostra os três pontos. A reta que apresenta a carga ótima que passa pelo ponto D resulta no ponto máximo da potência Pmax, que permite aproveitar a capacidade

máxima do *AF,* as retas que apresentam a carga arbitraria dos casos 1 e 2 e passam pelos pontos 1 e 2 da curva V-I, resultam no ponto da curva da potência consideravelmente menor em relação ao ponto Pmax, em conseqüência, o aproveitamento não é ótimo.

No caso 1: a carga está situada no ponto 1 sendo a corrente demandada pela carga é muito grande e a queda da tensão é considerável, (perto a condição de curto-circuito).

No caso 2: a carga está situada no ponto 2, sendo a corrente muito baixo e a tensão muito acima do ponto ótimo (perto a condição de circuito aberto).

Em conseqüência, a variação da carga, a variação do nível da irradiação resulta em diferentes pontos de operação, a estratégia de controle é forçar a operação no ponto máximo da potência para cada valor de irradiação e temperatura, fazendo o ajuste da tensão para compensar a variação da carga, temperatura e a irradiação usando um conversor *Buck-Boost* [35], a função do conversor é adaptar a saída (tensão e corrente) do *AF* à carga para qualquer condição, que pode ser incrementar ou abaixar a tensão.

Fica claro que qualquer carga após do conversor pode ser refletido ao lado do *AF*, como uma carga ótima para manter no ponto máximo da potência, isto é possível controlando a razão cíclica do conversor, prevendo que a corrente da carga original seja maior que a corrente no ponto máximo.

No caso da queda instantânea de irradiação solar ou insuficiente irradiação solar para abastecer a demanda, a bateria é ligada para compensar a corrente faltante, e no caso que a irradiação é suficiente para abastecer a carga atual, a bateria é carregada, por meio de um sistema de controle baseado no SOC da bateria.

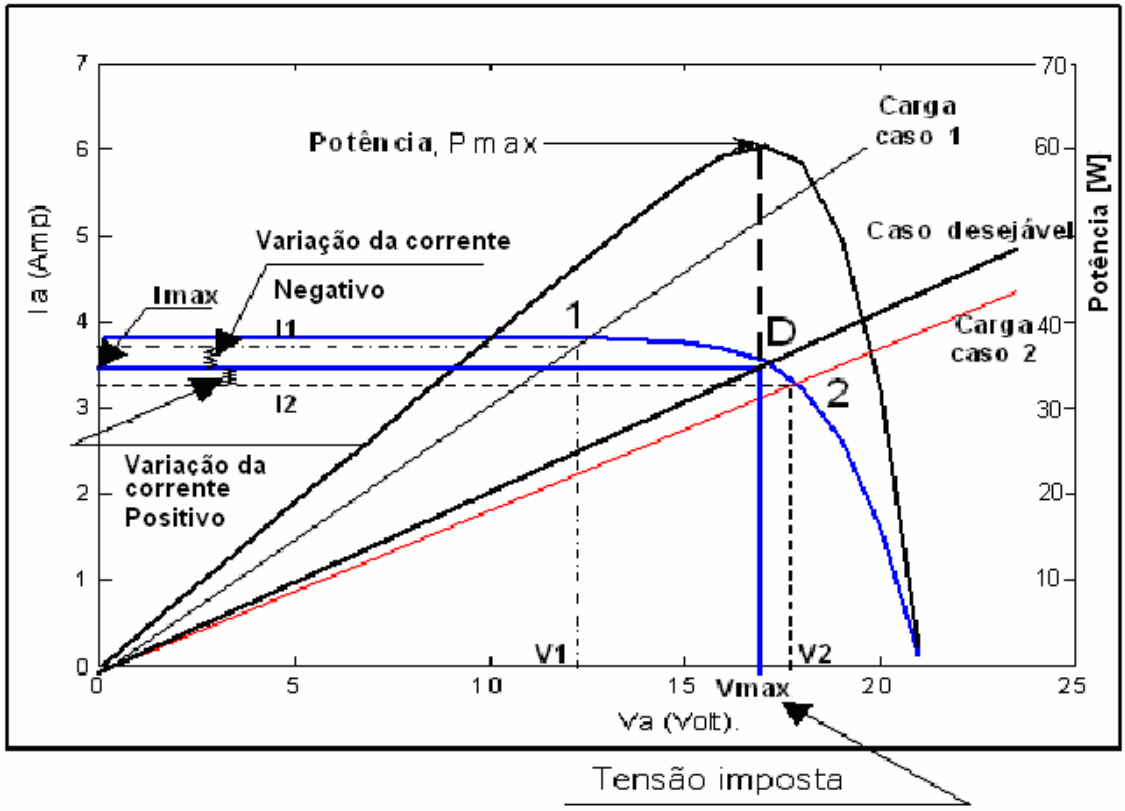


Fig. 4.18 - Representação gráfica da estratégia de controle proposto.

Na Figura 4.18, também é mostrada a variação da corrente feito pelo conversor *Buck-Boost* refletida ao *Arrango Fotovoltaico*, sendo essa variação positiva para o caso da carga no ponto 2 e negativo para o caso da carga no ponto 1.

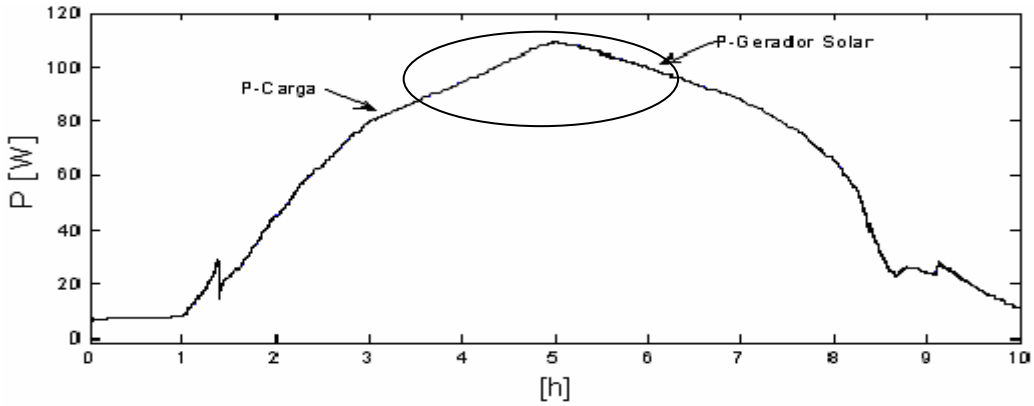
Os testes para validar o sistema de controle proposto são feitos usando um sistema completo (Painel Solar, Conversor *Buck-Boost*, Banco de Baterias, o Estimador da tensão Vmax e os sistemas de controle), em condições de irradiação, temperatura variável e carga variável. O primeiro teste é só para um dia durante a irradiação solar (10 hrs). O Segundo Teste é para três dias.

A característica do sistema testado foi: um painel solar de 160W e uma bateria de 36Ah. Um dos objetivos do teste foi validar o funcionamento do sistema de controle (e proteção) da bateria para evitar a descarga total e a sobrecarga, em conseqüência, para evitar danificar a bateria ou diminuir o tempo de vida útil.

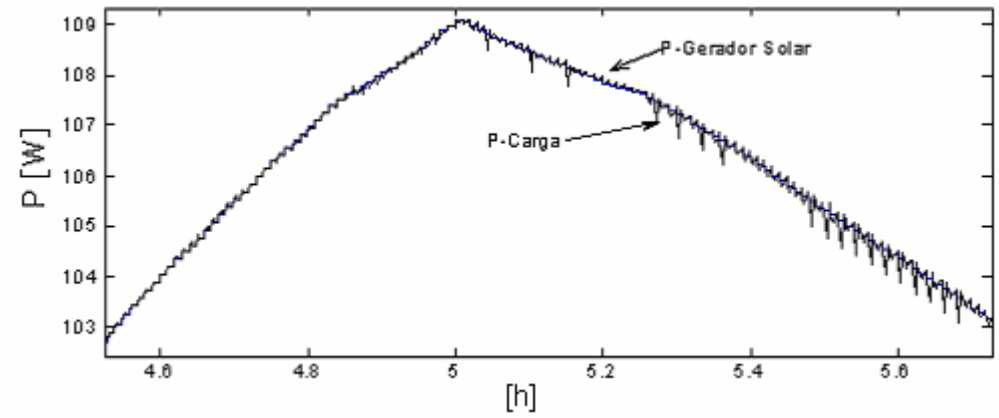
Na Figura 4.19 mostra-se a potência gerada pelo painel solar e a potência na carga (Transferência pelo conversor *Buck-Boost*). O teste foi feito considerando uma irradiação máxima de 700 W/m2 e temperatura de 25ºC.

A potência consumida é igual a potência máxima gerada pelo painel, sendo aproveitada completamente a potência gerada.

4.2.1. Primeiro Teste do Modelo Proposto



(a)



(b)

Fig. 4.19 - Potência gerada pelo painel solar e a consumida pela carga:
(a) Período de um dia.
(b) Detalhe do período inserido no circulo.

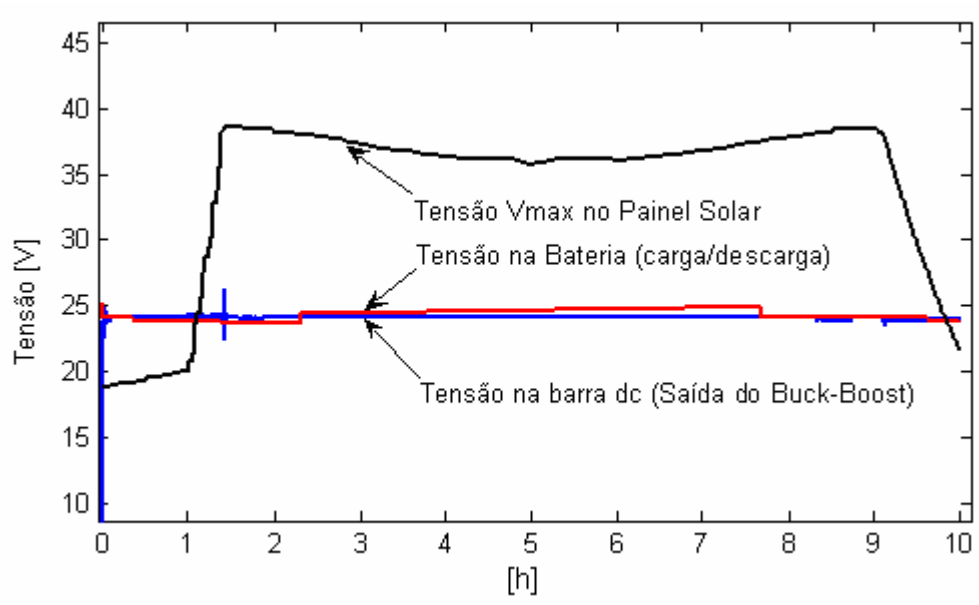


Fig. 4.20 - Comportamento das tensões no sistema isolado.

Na Figura 4.20, observa-se à variação da tensão na bateria durante a *carga/descarga*, a tensão na saída do conversor *Buck-Boost*, e a tensão na saída do gerador solar, durante o tempo de carga da bateria a tensão fica acima da tensão na barra CC (por efeito da resistência considerada para a conexão da bateria), e durante a descarga, a tensão existe uma pequena queda da tensão (típico por causa da descarga da bateria).

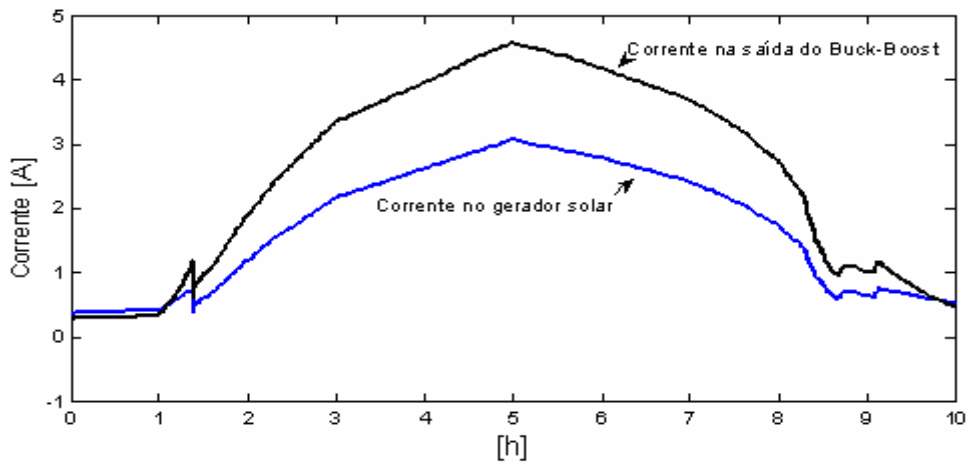


Fig. 4.21 - Corrente I_{max} no gerador solar e a corrente na saída do conversor.

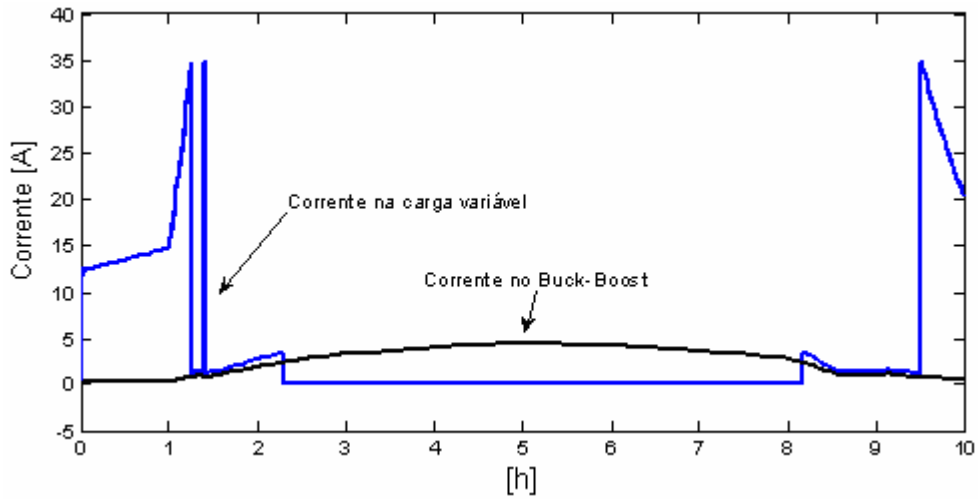
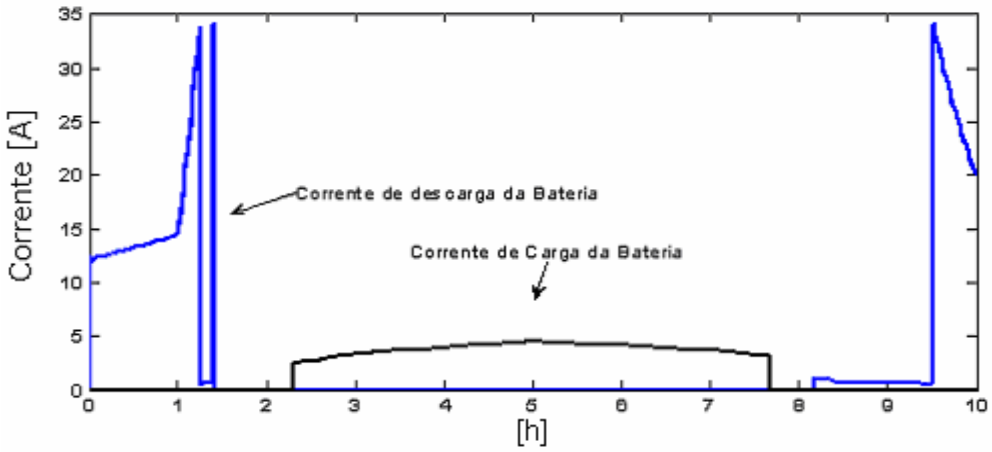


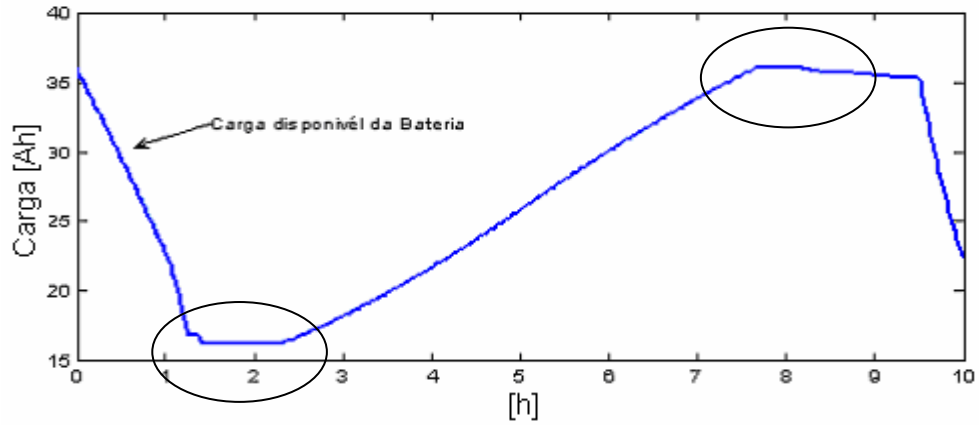
Fig. 4.22 - Corrente na carga comparada com a corrente disponível.

As Figuras 4.21 e 4.22 mostram a variação da corrente disponível no gerador solar, a corrente após o conversor CC-CC e a corrente necessária da carga. Sendo esta corrente da carga, maior durante as primeiras horas do dia e menor durante o dia em relação a corrente gerada pelo painel solar.

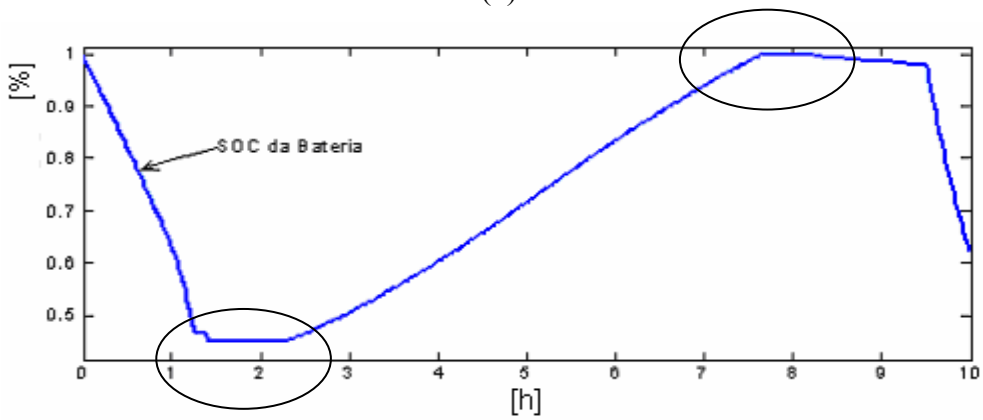
Na Figura 4.23 mostra-se à variação da corrente da bateria, a carga e o SOC. Pode-se observar nas Figuras (b) e (c) (indicado em círculo), que o sistema de controle (e proteção) permite descarregar a bateria só até 40% (por segurança) do total da capacidade nominal da bateria, desligando a bateria assim que este nível de SOC é atingido. Como conseqüência, uma parte da carga não é satisfeita. Da mesma forma, é desligada a bateria quando a mesma está completamente carregada.



(a)



(b)

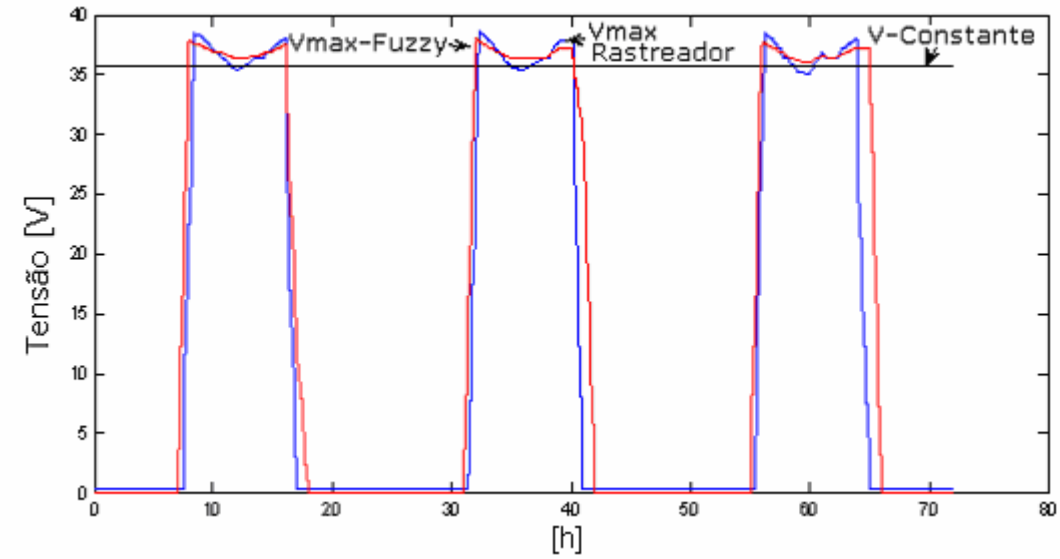


(c)

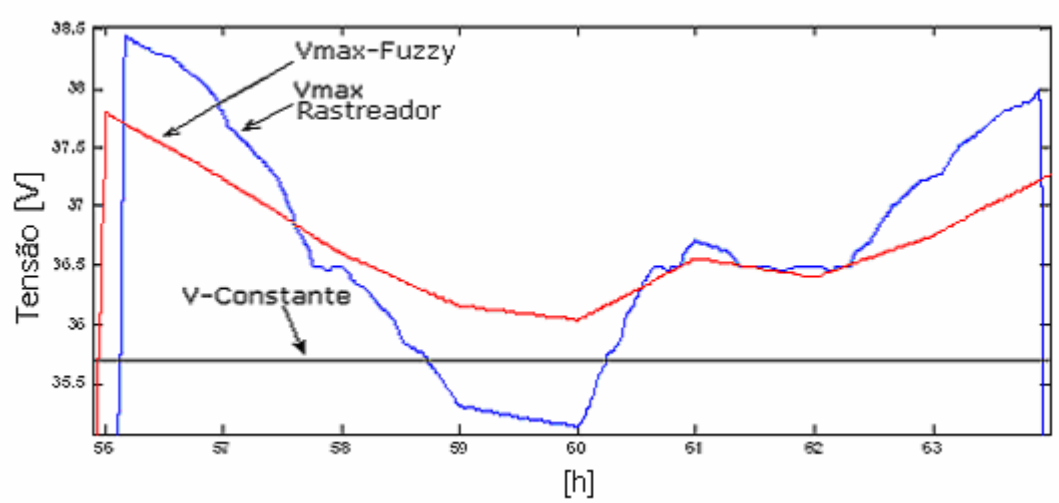
Fig. 4.23 – Comportamento do sistema Carga-Bateria-Gerador:
(a) Corrente de *carga/descarga* da bateria.
(b) q(t) da bateria.
(c) SOC.

4.2.2. Segundo Teste do Modelo Proposto

Neste teste são comparadas a tensão e a potência para três casos, (a) mantendo a tensão fixa nos bornes do painel solar; (b) usando o sistema rastreador [29]; (c) estimando a tensão usando a técnica proposta.



(a)

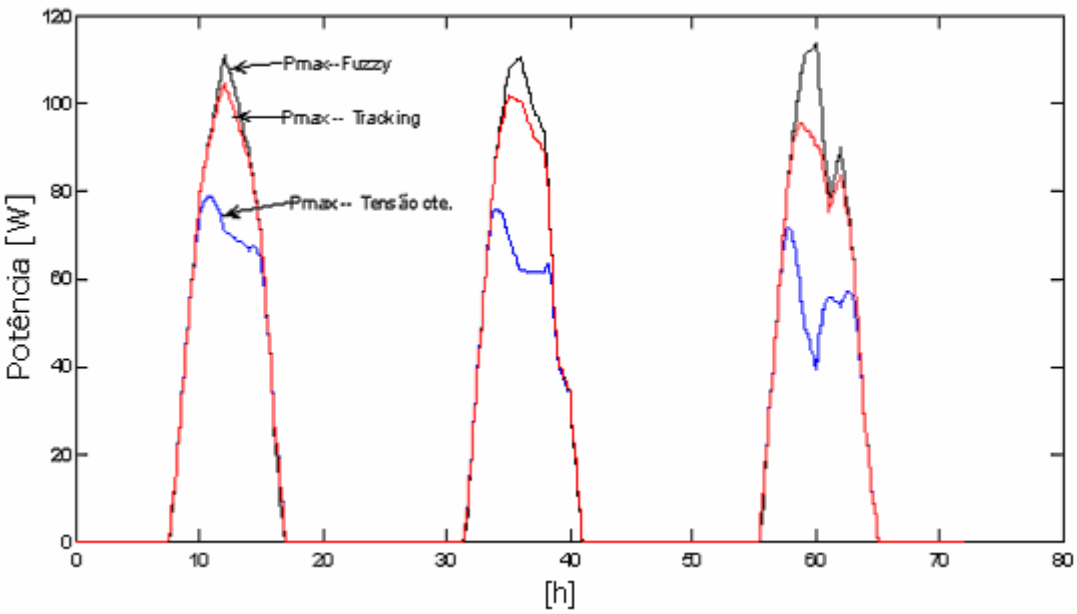


(b)

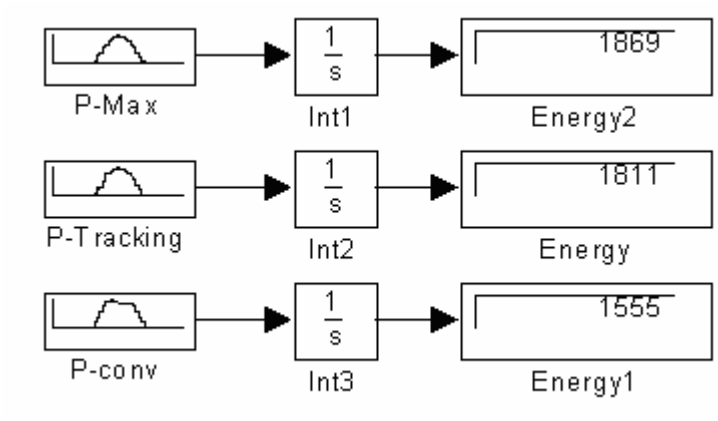
Fig. 4.24 - Variação da tensão estimada pelo Sistema *Fuzzy*:
(a) Três dias.
(b) Zoom 3ro dia.

A Figura 4.24 mostra o comportamento da tensão para os três casos de operação do mesmo sistema nas mesmas condições de irradiação e temperatura. Observe que quando a tensão é estimada pelo sistema *Fuzzy* a sensibilidade é muito maior em relação ao sistema rastreador, tendo maior diferença quando a irradiação é alta, a tensão é menor que quando a irradiação é baixa. Este comportamento confere com o comportamento apresentado pela Figura 4.24.

A Figura 4.25 (a) mostra a diferença do nível da potência instantânea obtida pelos três sistemas com um painel de 160 W: Com estimador de tensão *Fuzzy*, com sistema de rastreamento e o sistema com tensão fixa.



(a)



(b)

Fig. 4.25 - Potência e energia produzida pelo sistema:
(a) Potência máxima obtida pelo sistema proposto em relação aos sistemas convencionais
(b) Energia produzida pelo gerador solar.

A Figura 4.25 (b) mostra a estimação da energia produzida pelos três formas de geração de energia: Painel solar de 160 W. com controle proposto, o mesmo painel com sistema de rastreamento e operando sem controle.

Após um dia de operação do painel solar, a diferença de energia produzida pelo sistema proposto em relação aos sistemas convencionais é: 58Wh a mais com relação ao rastreador convencional e 314Wh a mais com relação ao sistema sem controle.

Considerando 10 horas de irradiação solar, a diferença média de potência gerada pelo sistema proposto em ralação aos sistemas convencionais é: 5,8 W a mais com relação ao rastreador convencional e 31,4 W a mais com relação ao sistema sem controle.

O método do sistema rastreador convencional usado foi de perturbação e observação detalhada em [36], [37] e [38]. Que consiste em aproximação iterativa, perturbação do ponto de operação do sistema fotovoltaico com o propósito de encontrar a direção da mudança da variação (positivo ou negativo) maximizando a potência.

5. APLICAÇÃO DO SISTEMA PROPOSTO

Neste capítulo são mostrados diferentes resultados obtidos com a aplicação do sistema proposto considerando várias condições de operação de um *Arranjo Fotovoltaico* isolado.

5.1. CONFIGURAÇÃO DO SISTEMA DE APLICAÇÃO

Os componentes principais do sistema *AF* isolado são: sistema de estimação composta por um estimador *Fuzzy* da tensão do ponto máximo da potência e por um sistema RN-RBF que estima o valor de SOC do banco de baterias, da razão cíclica D do conversor CC-CC *Buck-Boost*, e do índice de modulação m_a do inversor; e todos os componentes adicionais, tais como: o banco de baterias, inversor, conversor CC-CC, tal como é mostrado na Figura 5.1.

Como pode ser visualizado no Anexo, Figura A-1, a célula solar é simulada por meio de um circuito elétrico descrito no Capítulo 2 [1], e consiste de uma fonte de corrente $I_{ph,}$ um diodo, e uma resistência em série Rs, a qual apresenta a resistência interna e a resistência das conexões de cada célula, tal como é visualizado na Figura. 2.7. A corrente de saída é calculada pela Equação (2.9). A descrição dos modelos feitos no Matlab/Simulink é no Apêndice A-1, conjuntamente com o modelo matemático usado.

A relação entre a corrente I_{ph} com a temperatura T_C do meio é linear e diretamente proporcional à irradiação Ga (W/m^2). A relação da corrente de saturação I_0 com a temperatura, mostrada no apêndice A-1 é muito complexa e é calculada usando a tensão de circuito aberto V_{OC} e a corrente de curto circuito I_{SC} tal como é mostrada no apêndice A-1.

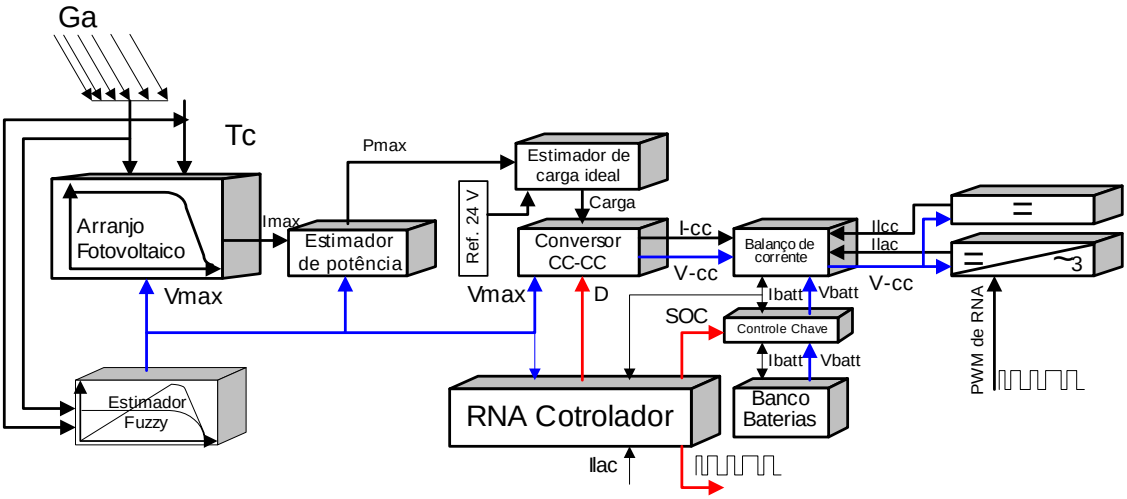


Fig. 5.1 - Configuração do sistema *Arranjo Fotovoltaico* isolado.

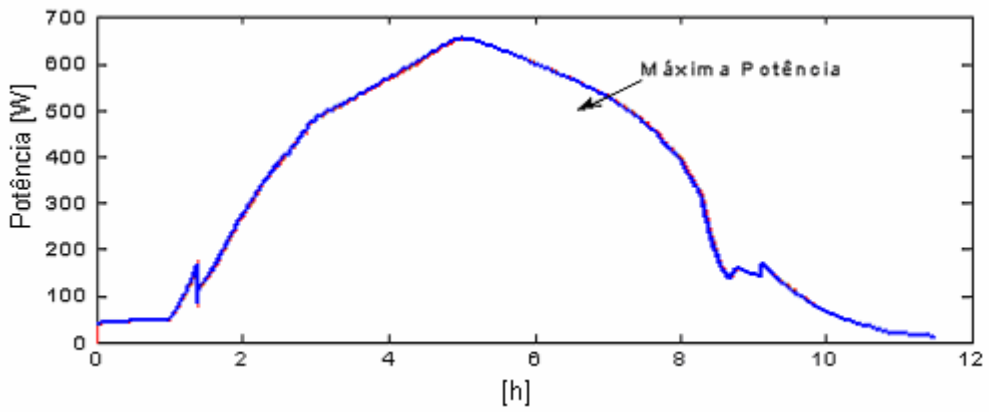
5.2. CARACTERÍSTICAS TÉCNICAS DO SISTEMA PARA ESTUDO DE CASO

5.2.1. Sistema Isolado com Carga Constante

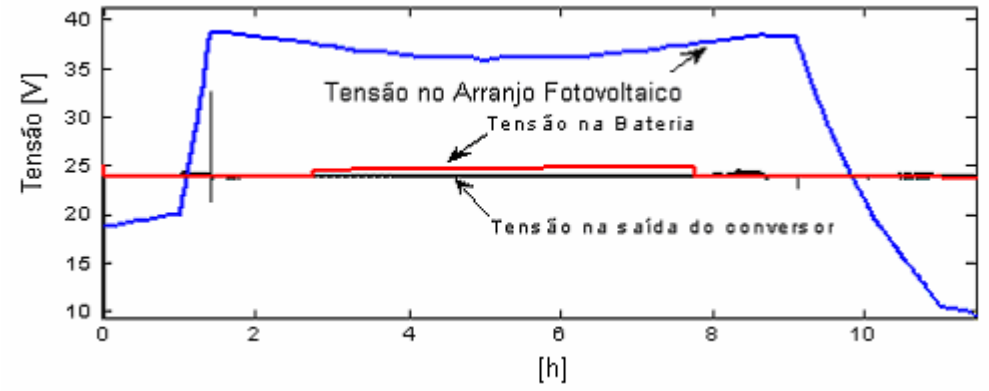
Considera-se o sistema isolado *AF* da Figura 5.1, com carga constante no barramento *CC* cujas características são:

AF composto de seis painéis de 160W (960W), um banco de baterias de 100Ah, e uma carga constante de 432W que opera em 24V *CC*.

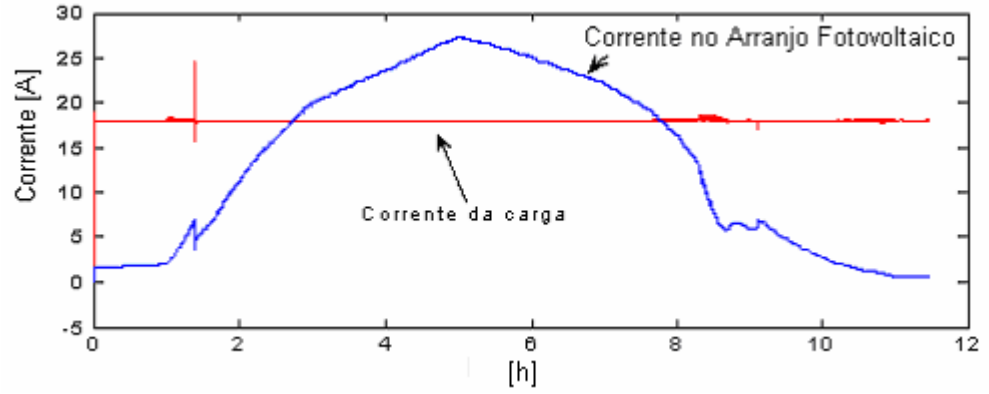
As Figuras 5.2 e 5.3 mostram os resultados da variação dos diferentes parâmetros do sistema em análise.



(a)

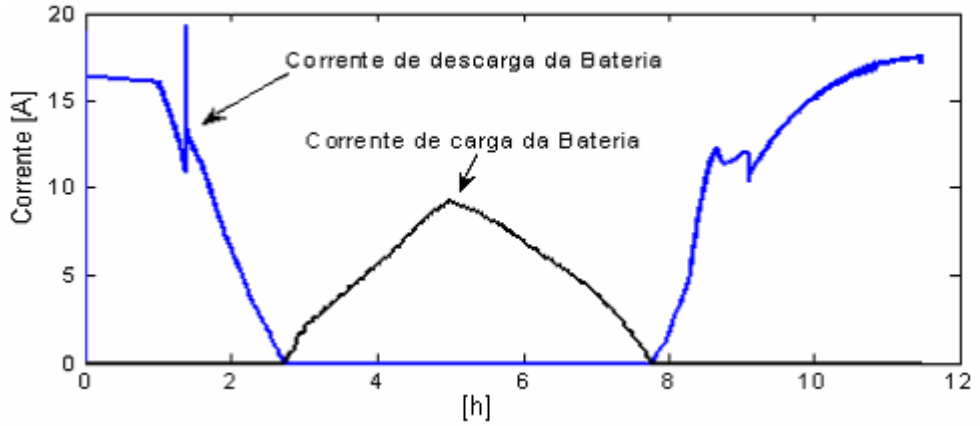


(b)

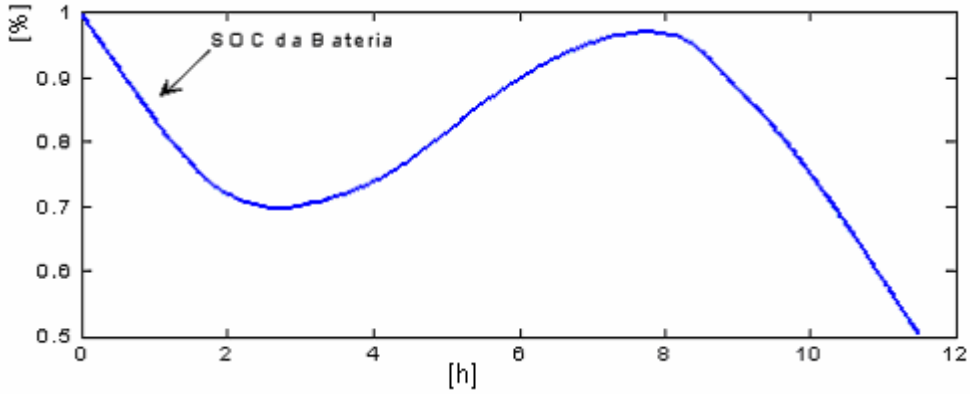


(c)

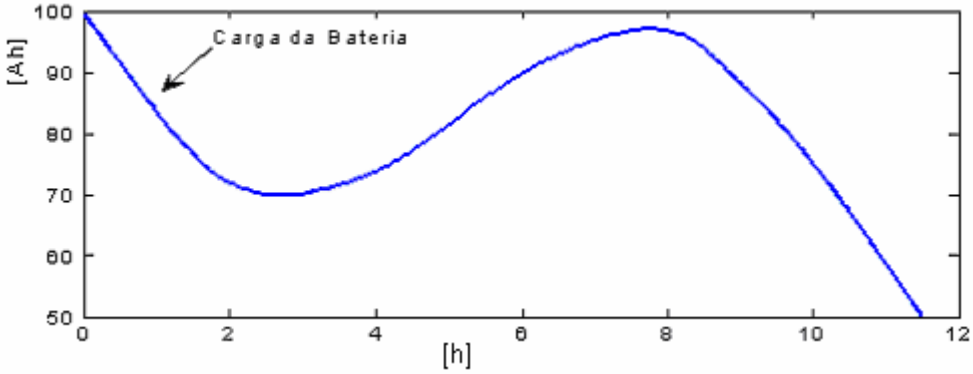
Fig. 5.2 - Resultados de simulação para aplicação em um sistema isolado com carga constante:
(a) Saída da potência do *Arranjo Fotovoltaico*
(b) Tensão na barra CC
(c) Corrente disponível e corrente de demanda constante.



(a)



(b)



(c)

Fig. 5.3 - Resultados de simulação para aplicação em um sistema isolado com carga constante:
(a) Corrente de carga/descarga da bateria;
(b) SOC
(c) Carga disponível da Bateria.

De acordo com os resultados mostrados nas Figuras 5.2 e 5.3, a fixação dos parâmetros das componentes do sistema isolado inicia com a transferência de energia a partir do *AF*, considerando o comportamento do consumo e a complementaridade do banco de baterias. No caso mostrado, não é atingido o equilíbrio das componentes, e por tanto pode se desperdiçar energia ou faltar energia, isto é visualizado nas Figuras 5.3 (b) e (c), durante a noite é descarregada a bateria, atingindo a restrição por proteção, que foi fixado em 50% da capacidade nominal da bateria.

5.2.2. Sistema Isolado com Carga Variável

Para este caso é simulado o sistema *AF* isolado, mostrado na Figura. 5.1, com carga trifásica em ***CA*** e carga na barra ***CC***. O sistema *AF* é composto de 32 painéis de 160 W cada um. A irradiação considerada foi a irradiação média medida para Campo Grande a qual é de 0,7 *Suns* (1000W/m^2). Considerando-se o nível da irradiação para satisfazer a demanda da carga, a potência instalada da planta é de 5,12 KW. A carga *CA* opera a 120 V, 60 Hz, e a carga *CC* opera a uma tensão de 24 V. A demanda máxima da carga é de 3,388KW, com um valor médio de 882W permanente, e banco de baterias tem uma capacidade de 300Ah. O procedimento de projeto do sistema é mostrado no Apêndice A-2.

A simulação foi feita para 72 horas de operação a partir da zero hora, momento quando a irradiação é zero. Inicialmente a bateria se encontra carregada completamente e atende a demanda durante as primeiras horas, na seqüência, o sistema *AF* atende a recarga da bateria. O comportamento dos parâmetros no sistema é mostrado nas Figuras 5.4, 5.5, 5.6, 5.7 e 5.8.

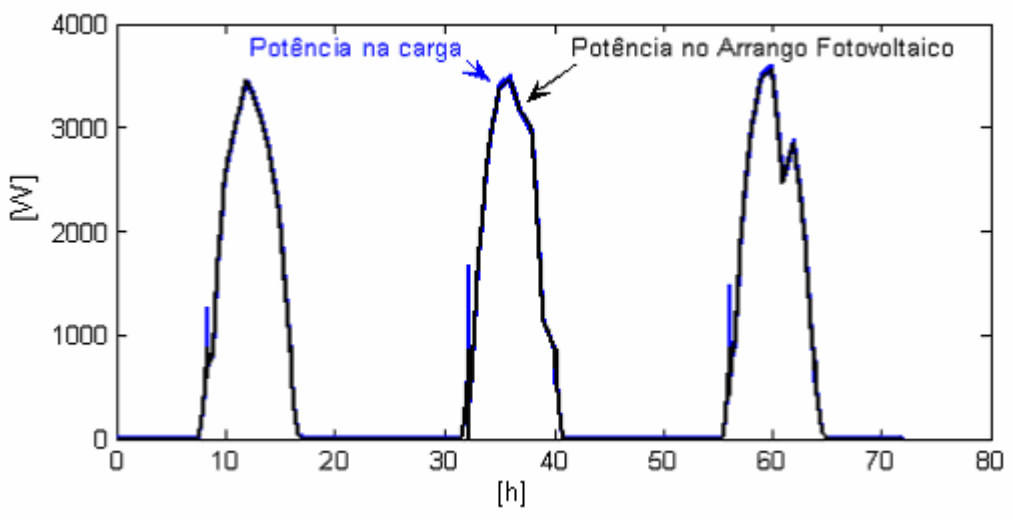


Fig. 5.4 - Potência gerada pelo sistema *Arranjo Fotovoltaico* e a potência de demanda.

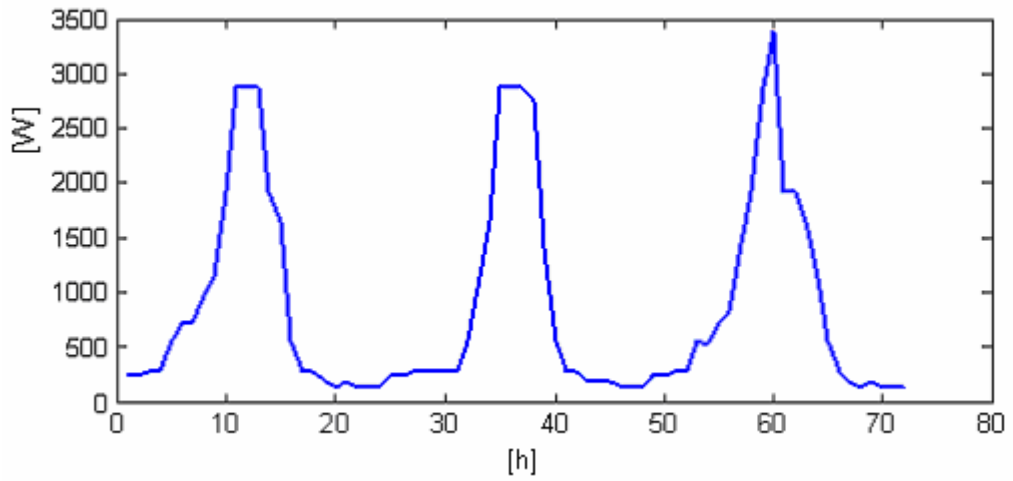
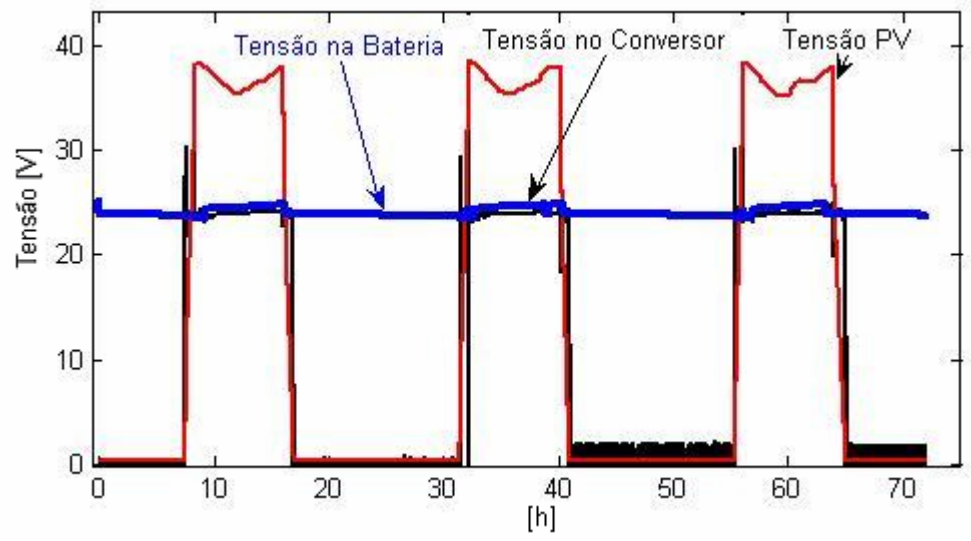
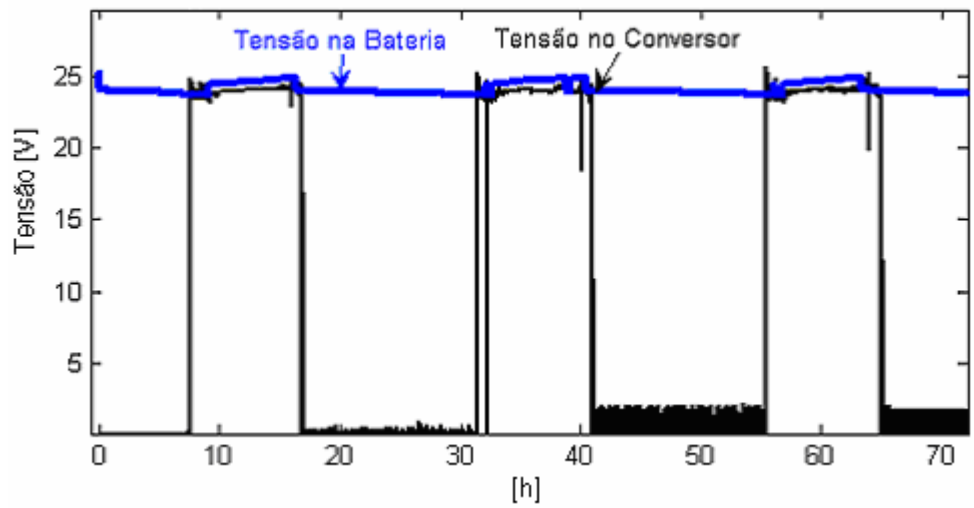


Fig. 5.5 - Variação da demanda.

Das Figuras 5.4 e 5.5, pode-se notar mediante a combinação dos sistemas carga-bateria que se consegue aproveitar toda a potência gerada pelo sistema *AF*.



(a)

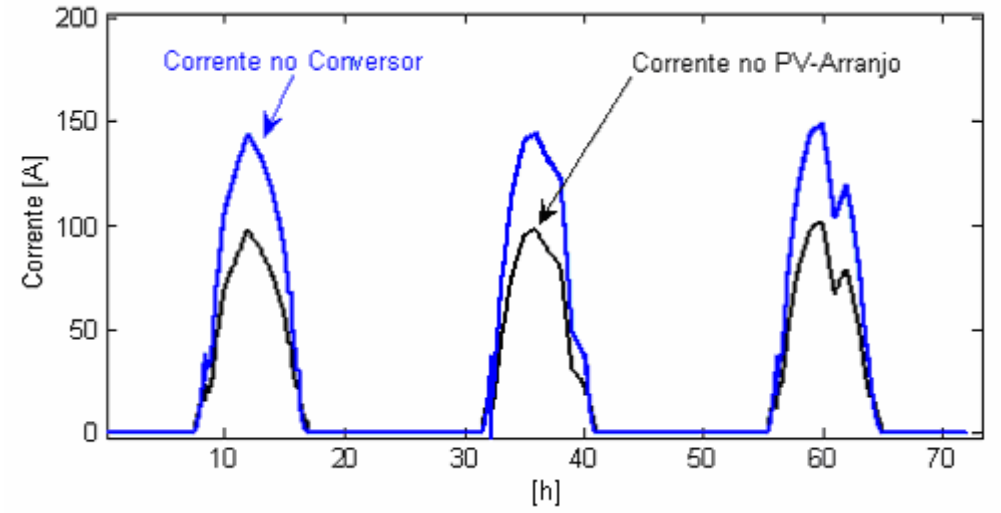


(b)

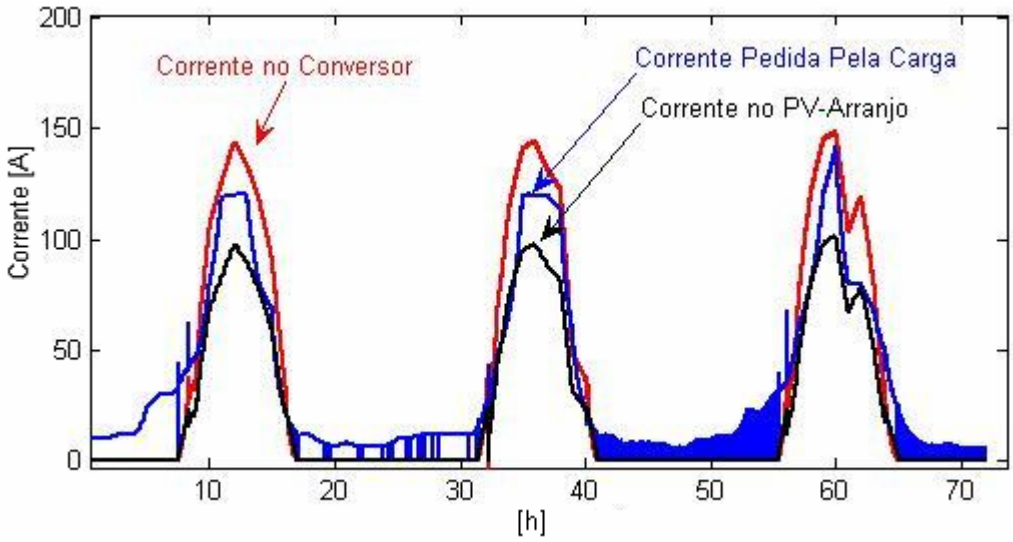
Fig. 5.6 - Comportamento das tensões na barra CC:
(a) Tensão nos terminais da bateria, nos terminais do *Arranjo Fotovoltaico* e nos terminais do Buck-Boost;
(b) Tensões na bateria e terminais do Buck-Boost.

A Figura 5.6, mostra a variação da tensão estimada pelo sistema *Fuzzy* e sua transformação desta tensão, esta transformação é feita considerando que exista uma

transferência máxima da potência gerada pelo gerador solar. Esta transferência é feita por efeito da razão cíclica D estimada pelo RN-RBF.



(a)



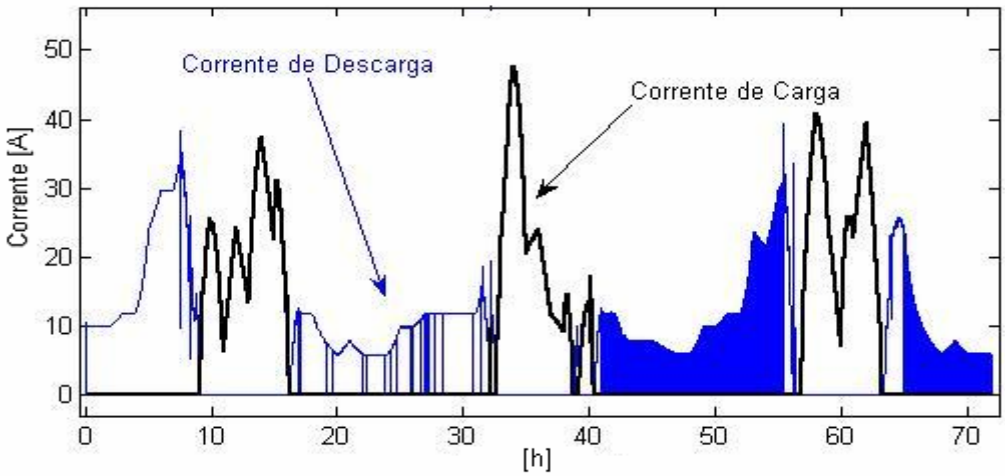
(b)

Fig. 5.7 - Correntes no sistema:
(a) Corrente no conversor e refletido ao sistema *Arranjo Fotovoltaico*.
(b) Corrente de carga.

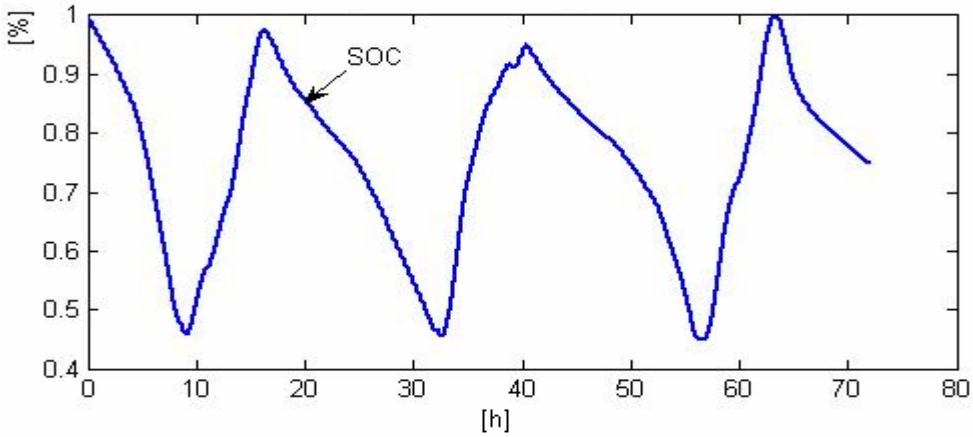
A Figura 5.7 mostra o comportamento das correntes no sistema isolado, na parte (a), observam-se as correntes no gerador solar e a corrente disponível após o conversor. E na

parte (b) mostra a corrente da carga incluso, que durante o dia tem um consumo e a corrente da carga é muito menor em referência a corrente disponível.

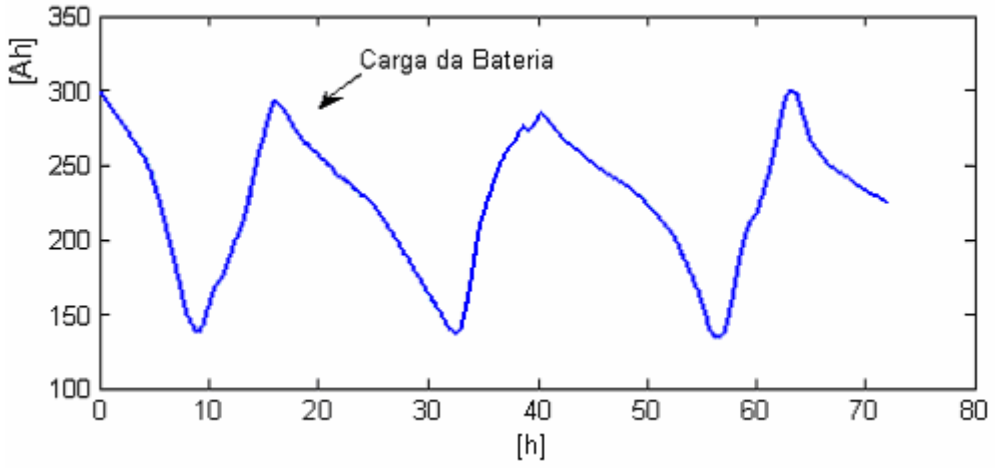
De acordo ao comportamento no sistema, o banco de baterias tem uma participação dinâmica mostrado na Figura 5.8, durante o tempo que a demanda é maior do que a gerada, a bateria entra em operação e inicia-se a descarga, a variação do nível de carga é refletida pelo SOC, mostrada em (b), e o processo de recarga é feita durante o dia.



(a)



(b)



(c)

Fig. 5.8 - Parâmetros da Bateria:
(a) Correntes de Carga/Descarga da Bateria.
(b) Variação do SOC.
(c) Variação da carga Ah disponível na bateria.

Como se pode observar nos gráficos mostrados, o sistema isolado com demanda variável aproveita ao máximo a potência gerada pelo sistema *AF*, mostrado na Figura 5.4. A otimização da potência gerada é conseqüência do estimador *Fuzzy* de Vmax cuja variação é mostrada na Figura 5.6 e a transferência da potência máxima é conseqüente da estimação apropriada da razão cíclica do conversor D. A interação dinâmica da bateria para manter durante o tempo todo no ponto máximo na curva característica V-P (tensão – potência) começa a partir do equilíbrio das correntes mostrada na Figura 5.7. Considerando o SOC mostrado na Figura 5.8-(b), estimado pelo sistema baseado em RN-RBF, permite compensar ou absorver a corrente tal como é mostrado na Figura 5.8-(a), de acordo a estratégia de controle proposto neste trabalho.

6. CONCLUSÕES

Foi desenvolvida a estratégia de controle e a interação do banco de baterias com o sistema *AF* para manter no ponto máximo da potência gerada. A metodologia usada foi baseada nas técnicas de inteligência artificial.

A aplicação de um modelo do estimador *Fuzzy* simples fazendo uso dos dados e comportamentos dependentes entre, a irradiação solar, a temperatura ambiente e a variação da tensão na curva característica V-I para fixar no ponto máximo da potência na curva V-P, ofereceu um ganho considerável em comparação dos sistemas de otimizações convencionais, tanto em termos de robustez quanto em termos da potência gerada, como foi apresentado na Secção 4.2.2.

Para fixar a tensão estimada o tempo todo pelo estimador *Fuzzy* nos terminais do sistema *AF* e manter a transferência máxima da potência gerada para o consumo, o conversor *Buck-Boost* é fundamental. A estimação da razão cíclica do conversor D com a condição de máxima transferência e mantendo o ponto ótimo são feitos por um estimador baseado em RN-RBF a partir dos dados de tensão do ponto máximo da potência estimada pelo estimador Fuzzy, e o valor instantâneo da corrente de carga CA. Tal sistema conseguiu um desempenho adequado durante o tempo todo, mesmo com carga e tensão do ponto máximo da potência do *AF* variando de forma brusca.

A integração do sistema de armazenagem de energia é de muita importância no modelo proposto, sendo que a estratégia de controle está baseada na interação do gerador-armazenador pela necessidade de equilibrar as correntes disponíveis e as demais variáveis. Para isto, é necessário conhecer o comportamento do sistema de armazenagem e conhecer o estado de carga da bateria permanentemente. Esta tarefa é complexa porque trata de sistemas de comportamentos não-lineares e em parâmetros experimentais. A

alternativa para fazer a estimação, foi uma RN-RBF. Como foi mostrado na Secção 4.1.7, o que resultou em um ótimo desempenho.

O sistema isolado solar demonstrou funcionalidade e robustez durante as mudanças nos níveis de irradiação, temperatura ambiente e variações de consumo.

A importância do trabalho consiste no desenvolvimento de um controlador integrado baseado em inteligência artificial, que otimiza os sistemas de geradores solares, cuja aplicação é simples, econômica e robusta.

A contribuição mais importante do trabalho consiste no desenvolvimento da estratégia de controle que integra o sistema de armazenagem de energia para garantir o fornecimento de energia a carga.

POSSÍVEIS TRABALHOS FUTUROS E PUBLICAÇÕES RELACIONADAS

7.1 POSSÍVEIS TRABALHOS FUTUROS

Entre os possíveis tópicos para pesquisas futuras demarcam-se:

i) **Estudo de um sistema composto de *AF* e inversor interligado à rede elétrica convencional**: analisar os parâmetros de interligação com o propósito de fornecer a máxima potência gerada durante a presença da irradiação solar desenvolvendo um sistema de controle que permita a máxima transferência, o sincronismo e o efeito positivo do sistema *AF* na estabilidade do sistema interconectado.

ii) **Desenvolvimento de um sistema de gerador solar isolado com sistema de armazenamento, sistema conversor CC-CC e sistema de inversor integrado:** que possa permitir ser utilizado como um módulo simples e otimizado. Tal sistema pode contar ainda com um sistema de controle e gerenciamento baseado nas técnicas de inteligência artificial.

iii) **Estudo de operação de um sistema híbrido isolado Solar-Eólico-Sistema de Armazenamento de energia baseado no Flywheel**, levando em consideração a otimização de potência gerada e o equilíbrio de potências entre o sistema Gerador-Armazenador-Consumo de energia.

7.2 PUBLICAÇÕES RELACIONADAS

[1] B. Chuco, J.L. Roel Ortiz, K.S. Collazos L., L.C. Leite, J.O.P. Pinto, "Power Operation Optimization of Photovoltaic Stand Alone System with Variable Loads

Using Fuzzy Voltage Estimator and Neural Network Controller", IEEE-PES, LAUSANNE - SUIÇA. Proceedings of Power Tech 2007.

[2] B. Chuco, J.L. Roel Ortiz, J. O. Pereira Pinto, K. S. Collazos, L. C. Leite "Application of RBF-NN on Power Optimization of Photovoltaic Stand Alone System with Variable Loads" CBRN 2007, Florianápolis, SC-Brazil.

[3] B. Chuco, J. L. R. Ortiz, K. L. Collazos, L. C. Leite, J. O. P. Pinto, R. Cordero "Optimización de Potencia de Operación de un Sistema Fotovoltaico Aislado con Cargas Variables Mediante un Estimador y Controlador *Neuro-Fuzzy*". XVII CONIMERA 2007 – Lima Perú. Sétimo lugar na ordem de Classificação e apresentada no COPIMERA 2007 (Congreso Panamericano de Ingeniería Mecánica, Eléctrica, Industrial y Ramas Afines).

[4] B. Chuco, J. O. P. Pinto, "Optimización de Operación de un Sistema Fotovoltaico Aislado con Cargas Variables Usando ANFIS". VII ECI 2007 (VII Encuentro Cientifico Internacional), Lima-Perú.

REFERÊNCIAS

[1] Anca D. Hansen, Poul Sorensen, Lars H. Hansen and Henrik Bindner, "Models for a Stand-Alone PV-System", Riso-R-1219(EN)/SEC-R-12, Riso National Laboratory, Roskilde December 2000.

[2] Bent Sørensen "*Renewable Energy*" Its physics, engineering, use, environmental impacts, economy and planning aspect, Third Edition, Copyright © 2004 by Elsevier Science.

[3] C. Protogeropoulos, S. Tselepis and A. Neris,"*Research Issues on stand-Alone PV/Hybrid Systems: State of Art and Future Technology Perpectives for the Integration of MicroGrid Topologies on Local Isalnd Grinds*", 4th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, Conference Record of the 2006 IEEE. Vol. 2, 2006 pp.: 2277-2282.

[4] Senjyu, T.; Uezato, K.; "Maximum power point tracker using Fuzzy control for photovoltaic arrays". Proceedings of the *IEEE International Conference* on Industrial Technology, 1994, pp.:143 – 147.

[5] Enslin, J.H.R.; Wolf, M.S.; Snyman, D.B.; Swiegers, W.;"Integrated photovoltaic maximum power point tracking converter**";** *Transactions on Industrial Electronics, IEEE*; Volume 44, Issue 6, Dec. 1997 pp.:769 – 773.

[6] V. Salas, E. Olías, A. Barrado, A. Lázaro, "Review of the maximum power point tracking algorithms for stand-alone photovoltaic systems" Solar Energy Materials & Solar Cells 90 (2006), pp.: 1555–1578, Elsevier B.V.

[7] Trishan Esram, Patrick L. Chapman, "Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques" IEEE Transactions On Energy Conversion, Vol. 22, No. 2, June 2007, pp.: 439-449.

[8] Wilamowski Bogdan, Li Xiangli,"Fuzzy system based maximum power point tracking for PV system", Source: IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference), v 4, 2002, pp.: 3280-3284.

[9] Altas, I. H.; Sharaf, A.M.; "A Novel Fuzzy Logic Controller For Maximum Extraction From A PV-Array A Tree-phase Induction Motor"; 1994 IEEE, pp.:853-856.

[10] Kottas, T.L.; Boutalis, Y.S.; Karlis, A.D.;"New maximum power point tracker for PV arrays using fuzzy controller in close cooperation with fuzzy cognitive networks**";** IEEE Transactions on Energy Conversion; Volume 21, Issue 3, Sept. 2006 pp.:793 – 803.

[11] D. E. Goldberg, *"Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*". Addison - Wesley, 1989.

[12] M. Gen and R. Cheng, *"Genetic Algorithms & Engineering Design*". John Wiley & Sons, Inc. 1997.

[13] McCulloch W. S. & Pitts W., A Logical Calculus of the Ideas Immenent in Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol 5, 1943.

[14] Hebb D. O., The Organization of Behavior, Willey, New York, 1949.

[15] Kohonen T., Self Organizaton and Associative Memory, Springer-Verlag, 1984.

[16] Muhammad H. Rashid, "*Power Electronics Handbook"*, Copyright ©2001 By Academic Press.

[17] Bimal K. Bose, "Power Electronics and Motor Drives Advances and Trends", 2006, Elsevier Inc.

[18] T.R. Crompton, "Battery Reference Books" Third edition 2000, Newnes.

[19] Hecht-Nielsen R., Neurocomputing, Addison-Wesley Publishing Company, 1990.

[20] L. P. J. Veelenturf, "Analysis and Applications of Artificial Neural Networks", Prentice Hall International (UK) Ltd. 1995.

[21] M. D. Buhmann; "*Radial Basis Functions: Theory and Implementations*", University of Giessen; ©Cambridge University Press 2004.

[22] L. A. Zadeh, Fuzzy Sets, Information and Control, Vol.8 pp.: 838-853, 1965.

[23] Klin G, Yuan B. Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and applications. Upper Saddle River,. NJ: Prentice Hall; 1995.

[24] Leonid Reznik. Fuzzy controllers, Newnes, Oxford, 287pp; 1997.

[25] Barros Laécio Carvalho. Sobre Sistemas Dinâmicos Fuzzy - Teoria e Aplicações, Teses de doutorado, Campinas, SP: [s.n.], 114 pp, 1997.

[26] Yuang-S.L., Tsung-Y.K. and Wei Y.W., "Fuzzy neural network genetic approach to design the SOC estimator for battery powered electric scooter"; PESC 04. IEEE 35th Annual. Vol. 4, 2004, pp.: 2759 – 2765.

[27] Mamdani E. H., Application of fuzzy algorithms for control of a simple dynamic plant. Proceedings of the IEE, Vol 121, 1974, pp.: 1585–1588.

[28] Sugeno, M., Tanaka, K., "Sucessive Identification of a Fuzzy Model and Its Apllications to Prediction of a Complex System", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 42, 1991, pp.: 315-334,.

[29] Piller S; Perrin M.; Jossen A. "Methods for state-of-charge determination and their applications" Journal of Power Sources, Volume 96, Number 1, 2001 , pp.: 113-120(8), Elsevier.

[30] Valdez M.A.C., Valera J.A.O., Jojutla Ma. and Arteaga, O.P., "Estimating Soc in Lead-Acid Batteries Using Neural Networks in a Microcontroller-Based Charge-Controller"; IJCNN '06. 16-21 July 2006 pp.: 2713 – 2719.

[31] C. H. Cai, D. Du, Z. Y. Liu, "Battery State-of-Charge (SOC) Estimation Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS), IEEE International conference on Fuzzy Systems, 2003, pp.: 1068-1073.

[32] Mummadi Veerachary, Narri Yadaiah, ANN Based Peaj Power Tracking For PV Supplied DC Motors. Solar Energy Vol. 69, No. 4 pp.: 343-350, Elsevier Science Ltd. 2000.

[33] [33] J. David Irwin, "Power Electronics The Handbook, 2002 by CRC Press LLC.

[34] MathWorks, "*Fuzzy Logic Toolbox*". MatLab Version 2 – 2006.

[35] Nayar V. Vasu E e Philips S. J. "Power Optimised solar water pumping system base don na induction motor driven centrifugal pump". IEEE TENSON, Beijing, China, 1993, pp.: 388-393.

[36] M. G. Simoes, N. N. Franceshetii, "A RISC-microcontroller based photovoltaic system for ilumination applications", in Proc. IEEE Appl. Power Electronics Conf. Expo, 2000, pp.: 1151-1156.

[37] C. Sullivan, M. Powers, "A high-efficiency maximum power point tracker for photovoltaic array in a solar-powered race vehicle", in Proc. IEEE Power Electron. Spec. Conf., 1993, pp.: 574-580.

[38] J. Gow, C. Manning, " Controller arrangement for boost converter systems sourced from solar photovoltaic arrays or other maximum power sources", Proc. Inst Elect. Eng., vol 147, no.1, 2000, pp.:15-20.

APÊNDICE A 1

PARÂMETROS ELÉTRICOS DO PAINEL SOLAR

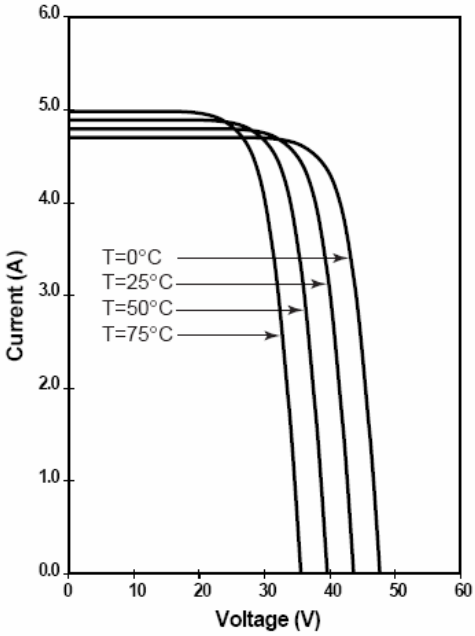
Electrical Characteristics[1]

	BP 3160B	BP 3150B[2]
Maximum power (P_{max})[3]	160W	150W
Voltage at P_{max} (V_{mp})	35.1V	34.5V
Current at P_{max} (I_{mp})	4.55A	4.35A
Warranted minimum P_{max}	152W	142.5W
Short-circuit current (I_{sc})	4.8A	4.75A
Open-circuit voltage (V_{oc})	44.2V	43.5V
Temperature coefficient of I_{sc}	(0.065±0.015)%/°C	
Temperature coefficient of voltage	-(160±20)mV/°C	
Temperature coefficient of power	-(0.5±0.05)%/°C	
NOCT[4]	47±2°C	
Maximum series fuse rating	15 A	
Maximum system voltage	600V (U.S. NEC rating) 1000V (TÜV Rheinland rating)	

Notes

1. These data represent the performance of typical BP 3160B and BP 3150B modules as measured at their output connectors. The data are based on measurements made in accordance with ASTM E1036 corrected to SRC (Standard Reporting Conditions, also known as STC or Standard Test Conditions), which are:
   - illumination of 1 kW/m² (1 sun) at spectral distribution of AM 1.5 (ASTM E892 global spectral irradiance);
   - cell temperature of 25°C.
2. The power of solar cells varies in the normal course of production; the BP 3150B is assembled using cells of slightly lower power than the BP 3160B.
3. During the stabilization process which occurs during the first few months of deployment, module power may decrease up to 3% from typical P_{max}.
4. The cells in an illuminated module operate hotter than the ambient temperature. NOCT (Nominal Operating Cell Temperature) is an indicator of this temperature differential, and is the cell temperature under Standard Operating Conditions: ambient temperature of 20°C, solar irradiation of 0.8 kW/m², and wind speed of 1m/s.

BP 3160B I-V Curves



EQUACIONAMENTOS DO MODELO DE PAINEL SOLAR

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 (e^{\frac{q(V\max + IR_S)}{nkT_c}} - 1) \quad (A.1)$$

$$I_{ph} = I_{ph(T_1)}\left(1 + K_0\left(T_C - T_1\right)\right) \quad (A.2)$$

$$I_{ph(T_1)} = \frac{G * I_{SC(T1,nom)}}{G_{(nom)}} \quad (A.3)$$

$$K_0 = \frac{\left(I_{SC(T2)} - I_{SC(T1)}\right)}{\left(T_2 - T_1\right)} \quad (A.4)$$

$$I_0 = I_{0(T1)}\left(\frac{T_C}{T_1}\right)^{\frac{3}{n}} * e^{-\frac{qV_g}{nk*\left(\frac{1}{T_C} - \frac{1}{T_1}\right)}} \quad (A.5)$$

$$I_{0(T1)} = \frac{I_{SC(T_1)}}{\left(e^{\frac{qV_{OC(T_1)}}{nkT_1}} - 1\right)} \quad (A.6)$$

$$R_S = -\frac{dV}{dI_{V_{OC}}} - \frac{1}{X_V} \quad (A.7)$$

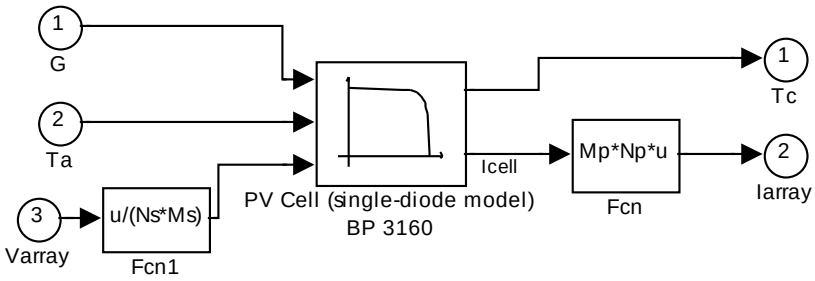
$$X_V = I_{0(T_1)} * \frac{q}{nkT_1} * e^{\frac{qV_{OC(T_1)}}{nkT_1}} \quad (A.8)$$

Como se pode verificar em (A.2), a relação entre a corrente I_{ph} com a temperatura T_C do meio é linear e diretamente proporcional a irradiação G (W/m^2), a relação da corrente de

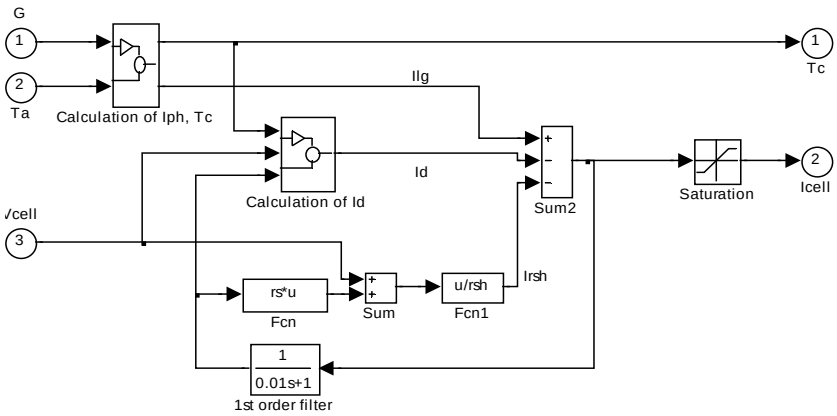
saturação I_0 com a temperatura é muito complexo no (A.5) e é calculada usando a tensão de circuito aberto V_{OC} e a corrente de curto circuito I_{SC} tal como é mostrado na Equação (A.6).

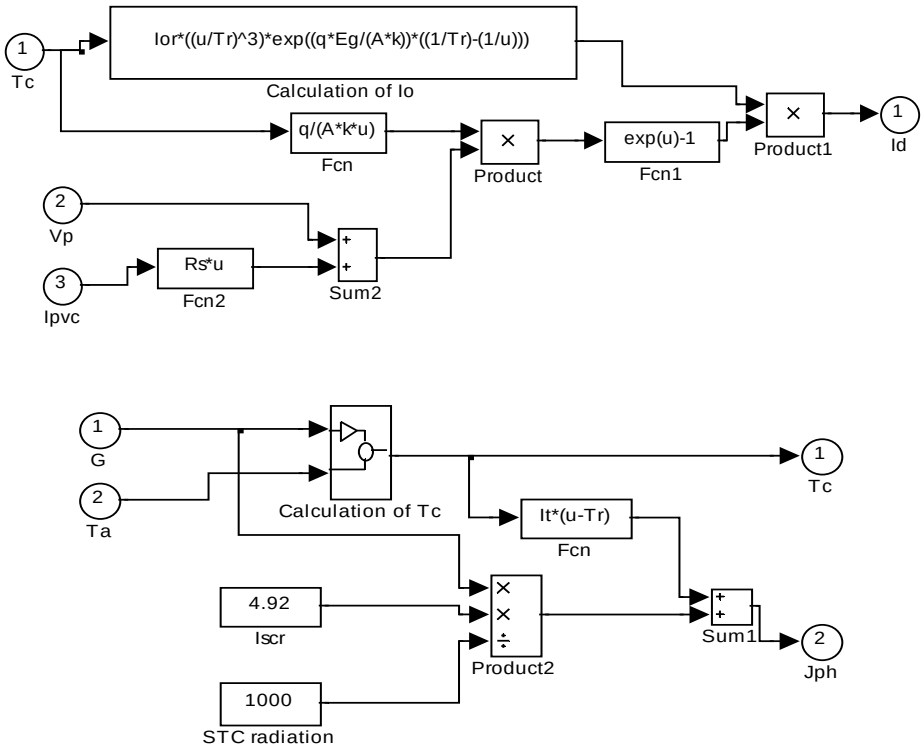
MODELO DO PAINEL SOLAR NO MATLAB/SIMULINK

O modelo implementado do painel solar (a partir das células solares) foi feito para BP3160 Model, modelo da empresa BP Solar. Os dados característicos são mostrados na secção dos parâmetros elétricos do painel solar.



(a)





(b)

Fig. A1.1. Representação esquemática no Simulink: (a) Modelo da célula solar condicionado para células e módulos ligado em série ou paralelo; (b) detalhes internos do modelo implementado.

MODELO DA BATERIA

Usando as equações (2.6) e (2.7) do Capítulo 2. Consideraram-se os seguintes parâmetros.

A = 0.8616, Ad= -0.7077, C= 0.1798, D =300, E0 = 24, k=0.5884. c=0.3747, Qmax = variável.

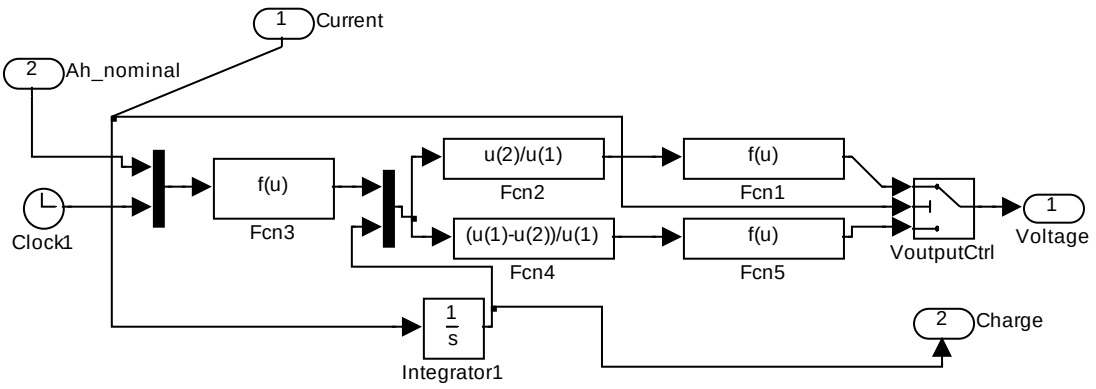


Fig. A1.2. Modelo da bateria no Matlab/Simulink.

CONTROLADOR DA CHAVE DE CARGA/DESCARGA DA BATERIA

A função que controla a chave de carga ou descarga de acordo a informação fornecida pelo estimador do SOC.

```
function current = chave(iload,SOC)
% This block supports an embeddable subset of the MATLAB language.
% See the help menu for details.
current=[NaN];
% for i=
 if SOC>0.45 & SOC<1
     current=iload;
 else
     if iload>0 & SOC<=0.45
         current=iload;
     else
         current=0;
     end
     if iload<0 & SOC==1
         current=iload;
     else
         currente=0;
     end
 end
```

MODELO DO RN-RBF NO MATLAB/SIMULINK

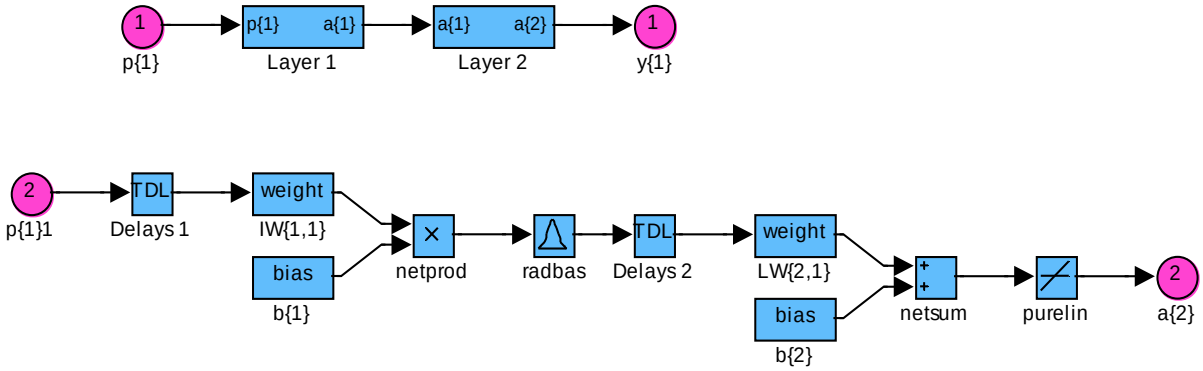


Fig. A1.3. Modelo da bateria no Matlab/Simulink

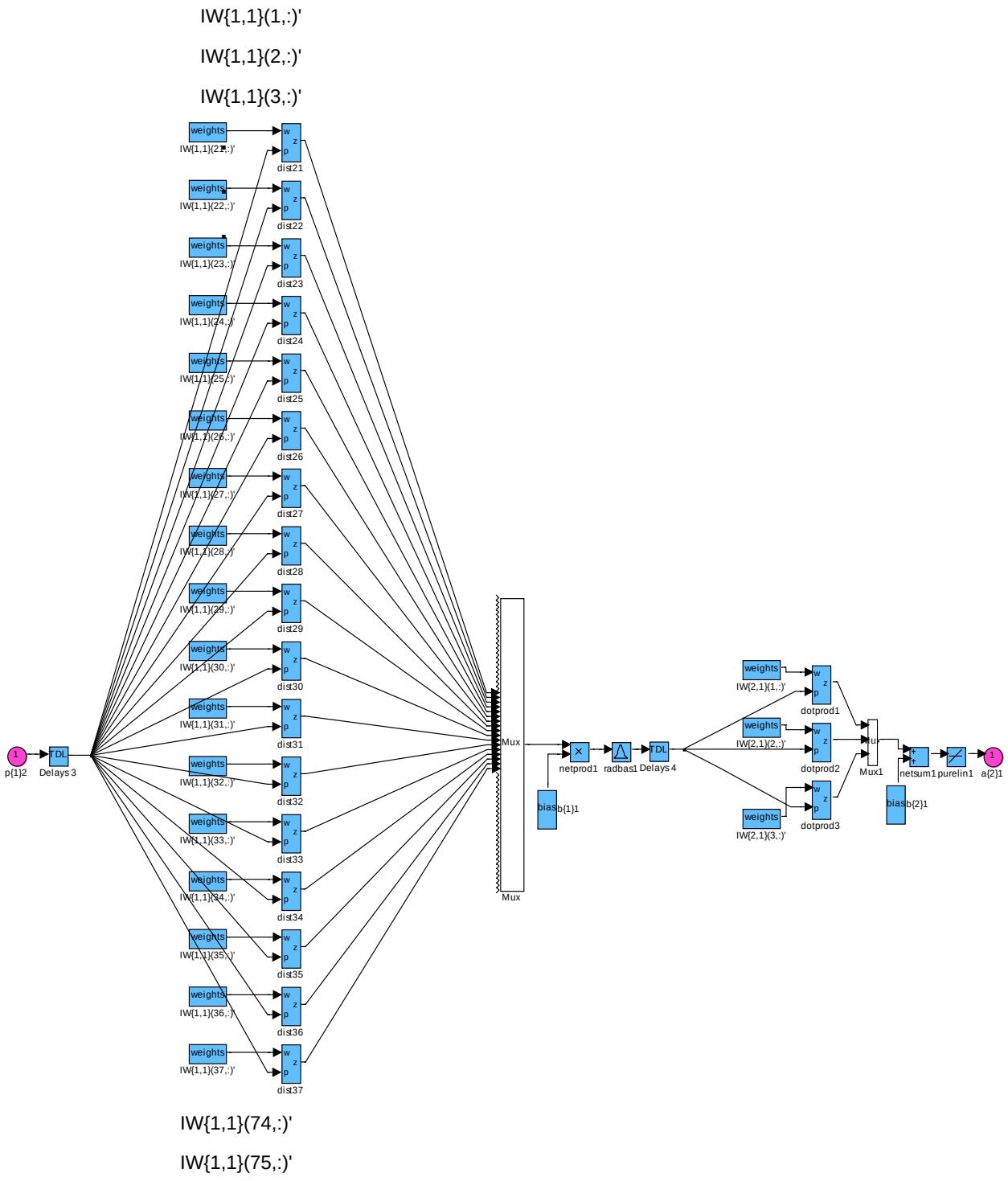


Fig. A1.4 Detalhes da RN-RBF no Matlab/Simulink.

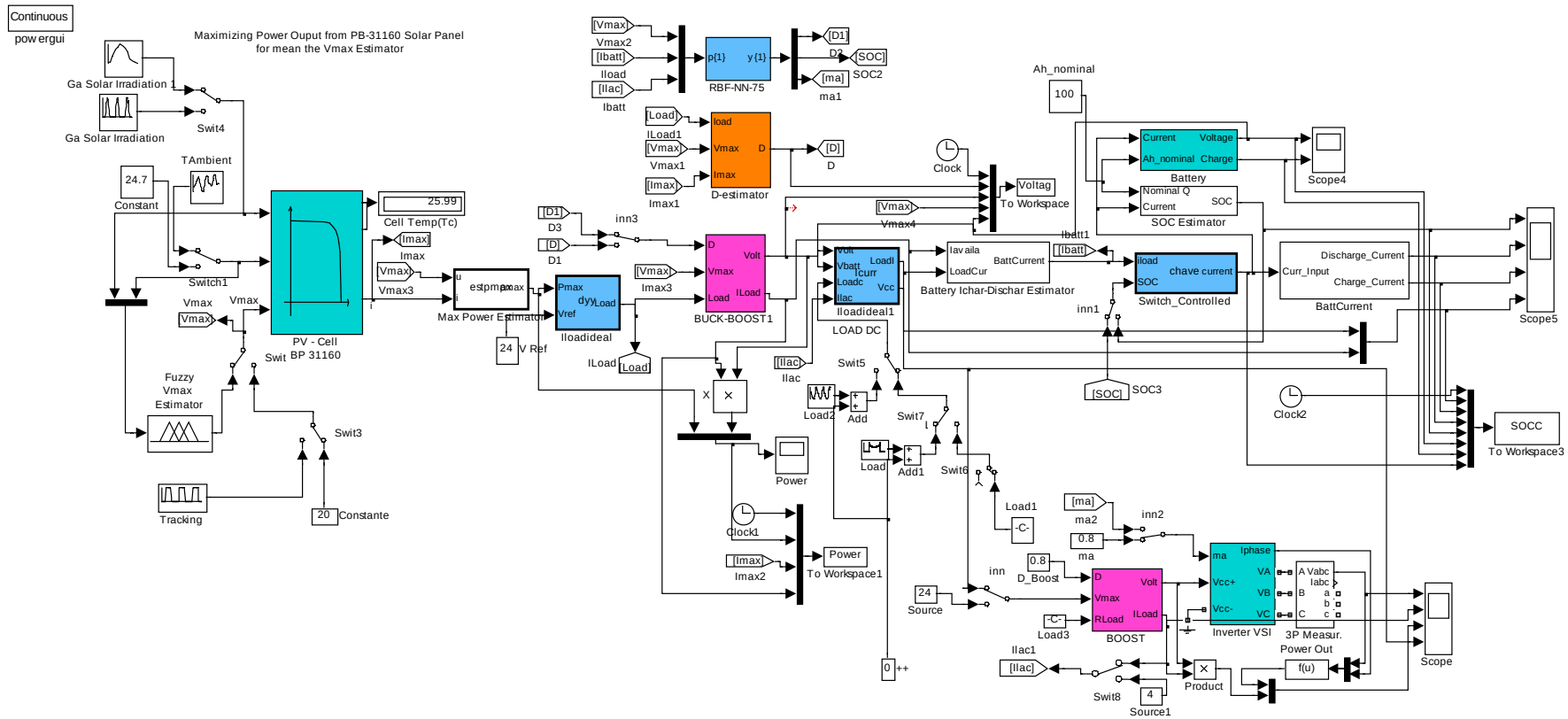


Fig. A1.5. Modelo completo do sistema em Matlab/Simulink.

APÊNDICE A 2

Exemplo de procedimento de estimação da carga, potência do gerador solar e o sistema de armazenagem.

Residencia

Step 1. Estimate Your Power and Energy Needs (watt-hours per day)

	APPLIANCE LOAD	AC or DC AC	DC	RATED WATTAGE (A) Actual or typical values	Hours used per Day	Hours Range	Number o Equipmer	(B) Total hours	Watt-Hours per day (A)*(B) AC	DC
	Fluorescent:									
1	Kitchen lights (2)	on		15	3		2	6	**90**	
2	Living-room Lights (2)	on		15	10		2	20	**300**	
3	Bedroom Lights (2)	on		11	5		2	10	**110**	
4	Basement, bathroom and hall lights (4)	on		15	1		16	16	**240**	
5	Freezer (very efficient)	on							**600**	
6	Water pump		12	90	4		4	16		**1440**
7	Oudoor lights (2)	on		15	8		4	32	**480**	
8	Clothes washer (frontload)	on		160	3		1	3	**480**	
9	Furnace fan	on		250	15		1	15	**3750**	
10	workshop ligths (4)	on		15	15		8	120	**1800**	
11	Radio (in workshop)	on		5	15		2	30	**150**	
12	Coulor TV (no remote control)		12	60	4		4	16		**960**
13	Vaccum cleaner	on		800	0.25		1	0.25	**200**	
14	Intermittent loads: (eg. Coffe-maker, iron, small power tools, block heater, etc.)	on		1000	1		1	1	**1000**	
				AC:	**9200**	Wh/d			DC:	**2400** Wh/d

Step 2. Make a Rough Evaluation of PV-System Size

2.1. Evaluate Which Stand-Alone System Is More Suitable: Autonomous or Hybrid

HIBRID SYSTEMS >2,5KWh/d

2.2. Estimate the Available Sunlight

Sunlight: **3,4** from data systems

2.3. Estimate the Required PV Array Size (W)

Array size (W)= Total daily load (Wh/d) / Peak sunlight hoursx0.77*

12622 Wh/d / 3,4 h/dx0,77

Array size (W)= **4821** W** **30,1** Paneles de 160W

* The factor 0.77 assumes a 90-percent battery charge regulator efficiency and an 85-percent battery efficiency.
** Based on rated power output of PV modules if an MPPT controller is used (see the glossary on page 44). If an MPPT controller is not used, further losses should be accounted for, resulting in an increased power capacity of 15–25 percent. Consult your dealer.

IC: Maximum load currents
(Corrente máxima das cargas (A)

IGP: mean Current from PV module
(Corrente media gerada pelos paineis (A)

Modules in parallel NMP=IC/IGP
(NMP: Número de modulos em paralelo)

VC: Voltage requirement for the load (V)
(Tensão requerida pelas cargas (V)

VGP: Voltage source from the PV module (V)
(Tensão formecida pelos painéis (V)

Modules in Series NMS=VC/VGP
(Número de modulos em série)

2.4. Estimate the Required Battery Capacity
(ampere-hours)

Nominal volatge of battery (typical 12, 24 or 48 vols)	(Vbatt)	24	VDC
Number of days of battery storage needed (agood rule of thumb is three days na autonomous systems):		3	d

Baterry capacity (Ah)

Total daily load (Wh/d)xdays of storage
Battery volatge (Vbatt) x 0.42***

= 12622 Wh/d*2d
24 V x 0.42
= **3757** Ah at 24 Volt **Bat de 300Ah** **12.52** Baterias

*** The factor 0.42 assumes an 85-percent battery efficiency and a 50-percent maximum depth of discharge. If the battery is used at temperatures lower than 25°C, its capacity (ampere-hours) will decrease. Consult your PV system supplier.

Entrada			Saídas		
VMAX	Ibatt	Iac	D	SOC	ma
18.60625	0	0.071545	0	1	0.17000
18.60625	-11.52046	0.099266	0.000452	0.998266	0.18000
18.62055	-12.13391	0.141894	0.2748	0.994915	0.20000
18.63485	-11.66833	0.340184	0.562728	0.991533	0.23000
18.64915	-11.99869	0.340184	0.562802	0.988357	0.24000
18.66345	-12.29425	0.79015	0.562625	0.985147	0.25000
18.67775	-12.16666	0.837201	0.562438	0.981744	0.26000
18.69205	-12.0179	0.980453	0.562245	0.978284	0.27000
18.70635	-12.20283	0.988124	0.562058	0.974845	0.28000
18.72065	-12.26077	1.929329	0.561876	0.971684	0.30000
18.73495	-12.18564	1.956682	0.561692	0.968214	0.31000
18.79215	-12.27583	2.011708	0.561221	0.954475	0.32000
18.89225	-12.45838	2.034597	0.560247	0.931084	0.34000
18.90655	-12.45321	2.099565	0.559459	0.92743	0.35000
18.97805	-12.61155	2.099565	0.558969	0.912712	0.36000
19.10675	-12.7878	2.117871	0.55773	0.880997	0.37000
19.50715	-13.46181	2.117871	0.554329	0.779013	0.38000
20.00765	-14.28586	2.136218	0.548633	0.644333	0.40000
20.68332	-15.54211	3.97881	0.544262	0.628263	0.40000
21.80236	-17.45341	3.97898	0.534258	0.614835	0.40100
22.6385	-18.98855	3.979159	0.52228	0.60328	0.41000
23.91975	-20.92278	3.979336	0.508703	0.583698	0.41000
25.23457	-23.36069	3.979336	0.495858	0.570602	0.42000
26.5843	-25.78422	3.979362	0.482601	0.544288	0.43000
27.81086	-28.25044	3.979362	0.46842	0.52162	0.46000
28.98762	-30.82759	3.979387	0.458023	0.496753	0.48000
29.82876	-32.63895	3.979413	0.449333	0.479125	0.49000
30.7199	-0.345884	3.979465	0.441961	0.468063	0.50000
31.66564	-0.36654	3.979571	0.434537	0.467864	0.51000
32.67118	-0.38839	3.979758	0.427005	0.46765	0.52000
33.74235	-0.411872	3.979949	0.419268	0.467429	0.53000
34.8858	-0.436833	3.979949	0.411326	0.467193	0.53000
36.75336	-0.477559	3.980007	0.401077	0.466812	0.54200
37.42093	-0.492101	3.980007	0.392579	0.466677	0.54800
38.6536	0	3.980066	0.383046	0.45	0.55000
38.60609	0	3.980126	0.383347	0.45	0.56000
38.51699	0	3.980247	0.383871	0.45	0.56200
38.3982	0	3.980497	0.384566	0.45	0.56400
38.33496	0	3.980689	0.385012	0.45	0.56800
37.5515	2.95707	3.980689	0.389904	0.485524	0.57000
37.17108	3.253121	3.980691	0.392265	0.507614	0.58900
37.01383	3.313494	3.980692	0.393339	0.518155	0.59800
36.85688	3.389915	3.980695	0.39434	0.529972	0.60000
36.73057	3.48534	3.980701	0.395171	0.545239	0.60000
36.61784	3.613409	3.980712	0.395916	0.566182	0.60100
36.42441	3.688095	3.980735	0.397187	0.580709	0.61000
36.3534	3.753138	3.980781	0.397655	0.592078	0.62000
36.22331	3.84415	3.980874	0.398504	0.608621	0.63000
36.16863	4.036973	3.98095	0.398876	0.64116	0.64000
36.17633	4.129894	3.98095	0.398851	0.656747	0.65000
36.17452	4.202017	3.981142	0.398838	0.670472	0.66000
36.09166	4.291395	3.981338	0.399387	0.688197	0.67000
35.87972	4.351398	3.98171	0.400771	0.703351	0.68000
35.84869	4.359421	3.98171	0.401016	0.733027	0.68000
36.088	4.28292	3.981767	0.399414	0.764242	0.70000
36.082	4.122453	3.981825	0.399446	0.809058	0.70000
36.0458	4.064045	3.981839	0.39968	0.824667	0.70500
36.03575	4.011574	3.981839	0.399759	0.837324	0.70600
36.05766	3.955959	3.981956	0.399635	0.849511	0.70800
36.13095	3.899573	3.982074	0.399143	0.862616	0.71000
36.25753	3.829296	3.982315	0.398294	0.880413	0.71000
36.348	3.77397	3.982585	0.397696	0.893075	0.71300
36.40257	3.725568	3.982585	0.397336	0.903482	0.71500
36.46346	3.677308	3.982747	0.396953	0.913161	0.71700
36.59225	3.636236	3.982747	0.396107	0.923583	0.72700
36.65045	3.581911	3.982911	0.395715	0.934613	0.72800
36.72814	3.493099	3.982976	0.395282	0.946893	0.73000
36.83193	3.435582	3.98321	0.394547	0.955061	0.73000
36.90144	3.382997	3.983615	0.394149	0.961239	0.73000
37.03365	3.30888	3.983615	0.393271	0.97076	0.73000
37.21474	3.209157	3.983975	0.392098	0.981626	0.74000
37.28247	3.099464	3.983975	0.391636	0.993229	0.74000

Tabela A.2 Dados de treinamento da RN-RBF.