

Universidade Federal de Juiz de Fora Faculdade de Engenharia Elétrica

Trabalho de Conclusão de Curso

Modelagem, Parametrização e Otimização de Baterias Chumbo-Ácido em Aplicações Ferroviárias via Análise de *Big Data*

Autor

Arthur Filgueiras de Oliveira

Orientador

Prof. Marcelo Aroca Tomim

JUIZ DE FORA 2016

Arthur Filgueiras de Oliveira

Modelagem, Parametrização e Otimização de Baterias Chumbo-Ácido em Aplicações Ferroviárias via Análise de *Big Data*

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Marcelo Aroca Tomim

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Filgueiras de Oliveira, Arthur.

Modelagem, Parametrização e Otimização de Baterias Chumbo Ácido em Aplicações Ferroviárias via Análise de Big Data / Arthur Filgueiras de Oliveira. -- 2016.

65 p. : il.

Orientador: Marcelo Aroca Tomim Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia, 2016.

Sistemas Elétricos de Potência.
 Parametrização de Baterias
 Ferroviárias de Chumbo-Ácido.
 Otimização por Algoritmos
 Genéticos.
 Análise de Big Data.
 Análise de Probabilidade via
 Simulação de Monte Carlo.
 Aroca Tomim, Marcelo, orient.
 II. Título.

Arthur Filgueiras de Oliveira

Modelagem, Parametrização e Otimização de Baterias Chumbo-Ácido em Aplicações Ferroviárias via Análise de *Big Data*

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Faculdade de Engenharia da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Aprovado em 23 de Dezembro de 2016.

BANCA EXAMINADORA

André Augusto Ferreira, Dr. Eng. Universidade Federal de Juiz de Fora	
Leonardo Willer de Oliveira, Dr. Sc. Universidade Federal de Juiz de Fora	
Marcelo Aroca Tomim, PhD.	_
Universidade Federal de Juiz de Fora	

DEDICATÓRIA

"O intelecto humano é como penas de pavão, somente uma ostentação extravagante para atrair e impressionar. Talvez não importe termos conquistado tanto pela mais fundamental das razões, pois o pavão, é claro, mal pode voar. Vive no chão, comendo insetos na lama... consolando-se apenas com sua imensa beleza. Eu passei a crer profundamente na inteligência como um fardo, um peso. Quanto mais sabemos, ainda mais questionamentos temos."

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais por despertarem o meu *Nullius in verba* e terem feito de mim um curioso questionador por natureza. Esta é uma das minhas humildes retribuições para todo o esforço, incentivo e carinho que tiveram ao longo desses anos.

A minha Imperatriz Furiosa pelo amor e apoio incondicional nos momentos mais desafiadores. O que seria das fortes ondas do Mar Egeu sem suas belas ilhas gregas?

Ao meu orientador Marcelo Aroca Tomim, por toda a disciplina e conhecimento transmitidos durante a nossa jornada, transformando o profissional que sou hoje. Um bom professor é como uma vela, dedica suas próprias energias para iluminar e aquecer o caminho dos seus pupilos.

Aos sempre companheiros Sergio Rossignoli, Jean Dutra, Michel Philipe e Henrique Veloso pela confiança que depositaram no meu trabalho. E aos demais colegas de equipe, os quais através de vasta experiência, forneceram preciosos ensinamentos neste período.

Aos demais mestres que colaboraram no alicerce da minha formação, aos amigos que compartilharam de tantas emoções agradáveis e aos meus familiares por serem os principais responsáveis pela nostalgia nas minhas realizações. Toda a compreensão necessária que tiveram nos momentos em que estive ausente durante o desenvolvimento deste trabalho nunca será esquecida!

Um agradecimento especial ao felpudo tibetano Joe. Todo Han Solo precisa de seu Chewbacca.

RESUMO

Neste trabalho, são realizadas simulações a partir da extração dos parâmetros de baterias ferroviárias de chumbo-ácidas, com o principal objetivo de se determinar previsões sobre o limite de tempo máximo que o sistema poderá ser estressado durante o processo de descarga sem comprometer as operações da locomotiva. Este trabalho, via análise de *Big Data*, apresenta um estudo sobre previsões em diferentes cenários de operação, utilizando um trimestre de dados de telemetria de uma locomotiva em operação no processo de parametrização. O método empregado na modelagem permite a extração dos parâmetros de impedância interna de um circuito elétrico equivalente que representa as reações químicas e o dinamismo de baterias de chumbo-ácido. Além disso, também permite a elaboração da análise de probabilidade por simulação de Monte Carlo dos dados levantados de acordo com o estado de carga inicial da bateria analisada. A obtenção dos resultados é realizada por meio de otimização via algoritmos genéticos, utilizando informações de estado de carga inicial, capacidade de carga, temperatura, tensão e corrente terminais como entrada do sistema através do software MATLAB®. A comparação de desempenho e de precisão entre os dados simulados e os dados reais de operação permitem verificar o modelo.

Palavras-Chave: Sistemas Elétricos de Potência, Baterias Chumbo-Ácido, Parametrização de Baterias Ferroviárias, Otimização por Algoritmos Genéticos via Análise de Big Data, Análise de Probabilidade, Simulação de Monte Carlo.

ABSTRACT

This work carries out simulations from the extraction of the parameters of lead-acid batteries on railway applications, with the main objective of determining the maximum time limit that the system can be stressed out during the discharge process without compromising the locomotive's operations. This study presents, through Big Data analysis, predictions in different scenarios, using a trimester of telemetry data of a locomotive operation in the parameterization process. The method used in the modeling allows the extraction of the internal impedance parameters from an equivalent circuit model which represents the chemical reactions and dynamic behavior of lead-acid batteries. In addition, it also allows the elaboration of Monte Carlo simulation on the probability analysis of the data collected according to the initial state of charge of the analyzed battery. The results are obtained by means of optimization using genetic algorithms, through the initial information of the state of charge, battery capacity, temperature, input voltage and terminal current of the system through the MATLAB® software. The performance comparison and the accuracy between the simulated data and the data collected from the real operation allows us to verify the model.

Keywords: Electric Power Systems, Lead-Acid Batteries, Railway Battery Parameterization, Genetic Algorithm Optimization, *Big Data* Analysis, Monte Carlo Simulations, Probability Analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1 – Diagrama de Ragone na demonstração das tecnologias de
armazenamento de energia em função dos custos de investimento por unidade de
potência ou unidade de energia. Fonte [2]22
Figura 2-2 - Elemento de bateria chumbo-ácido ventilada. Fonte [4]23
Figura 2-3 - Curva de descarga para diferentes regimes. Fonte [3]25
Figura 2-4 - Modelo básico do circuito elétrico equivalente de uma bateria. Adaptado
de [10]28
Figura 2-5 - Procedimento de carga a corrente contínua em que são apresentados os
estágios de "bulking" (primeiras 3 horas aproximadamente), absorção
(aproximadamente 1 hora), equalização (aproximadamente 2 horas) e flutuação.
Fonte [3]30
FOILE [3]
Figura 2-6 - Perfis dos pulsos de corrente e curvas de tensão terminal dos processos
de descarga e carga para a bateria estudada em [11]31
Figura 2-7 - Região média de VOC entre a curva de histerese formada pelo
comportamento da tensão terminal dos processos de carga e descarga da bateria
analisada em [14]32
Figura 3-1 - Sinais de tensão e corrente filtrados nos terminais da bateria durante o
processo de carga. Fonte: Telemetria da locomotiva GE-AC44i®38
Figura 3-2 - Perfil SOC x VOC de uma amostragem segundo o modelo CIEMAT. Fonte:
Telemetria da locomotiva GE-AC44i®38
Figura 3-3 - Topologia do circuito elétrico equivalente construído para validação da
modelagem através do software OPENMODELICA®39
Figura 3-4 - Perfil V _T [V] x Tempo [min] do circuito de validação40
Figura 3-5 - Perfil VOC x SOC do circuito de validação40

Figura 3-6 - Resposta transitória das tensões sobre C ₁ e C ₂ do circuito de validação41
Figura 3-7 - Crossover dos bits entre os pais na geração dos filhos44
Figura 3-8 - Fluxograma de uma otimização via algoritmos genéticos44
Figura 3-9 - Fluxograma do processo de otimização na extração dos parâmetros da bateria
Figura 3-10 - Fluxograma do processo realizado pela simulação de Monte Carlo49
Figura 4-1 - Histogramas de R ₀ , R ₁ e R ₂ 52
Figura 4-2 - Histogramas de C ₁ e C ₂ 52
Figura 4-3 - Histogramas de V _{C1} e V _{C2} 53
Figura 4-4 - Histograma da Temperatura53
Figura 4-5 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros R ₀ , R ₁ e R ₂
Figura 4-6 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros C ₁ e C ₂
Figura 4-7 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros V _{C1} e V _{C2}
Figura 4-8 - Mapeamento do tempo limite máximo de descarga em função do SOC e de I_T de drenagem
Figura 4-9 - Mapeamento do tempo limite de descarga em função do SOC de acordo com cada corrente drenagem
Figura 4-10 - Histogramas de R ₂ , C ₂ e do Tempo Limite Esperado resultantes da simulação de Monte Carlo para <i>SOC</i> 90% e 12A de corrente drenada60

Figura 4-11 - Histogramas de R_2 , C_2 e do Tempo Limite Esperado resultantes da
simulação de Monte Carlo para SOC 80% e 60A de corrente drenada60
Figura 4-12 – Comparação entre as curvas de descarga da tensão terminal em função
do tempo para as constantes de tempo R1C1 igual a 4005 min e R1C1 igual a 244.25
<i>min.</i>
Figura 4-13 – Comparação entre as curvas de tensão terminal para diferentes valores
de R ₀ 62

LISTA DE TABELAS

Tabela 2-1 - Densidade específica do eletrólito em função da temperatura.	Fonte [3].
	23
Tabela 3-1 - Comparação entre os dados originais do comportamento sinté	ético e os
dados obtidos através da otimização	42
Tabela 4-1 - Resultados Simulação de Monte Carlo	58

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

MATLAB® MATrix LABoratory

SMC Simulação de Monte Carlo

ECM Equivalent Circuit Model – Circuito Elétrico Equivalente

fem Força Eletromotriz

UPS Uninterrupted Power System

RMSE Root-Mean-Square-Error

CIEMAT Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y

Tecnológicas

RC Resistor-Capacitor

H₂SO₄ Ácido Sulfúrico

PbO₂ Dióxido de Chumbo

H₂O Água

ODE Ordinary Differential Equation

FOB Função Objetivo

LISTA DE SÍMBOLOS

V	Magnitude de tensão	
A	Magnitude de corrente	
V_{OC}	Tensão de circuito aberto (Voltage of Open Circuit)	
Q	Capacidade de carga	
SOC	Estato de carga (State of Charge)	
hp	Unidade de potência (Horse Power)	
F	Unidade de capacitância	
R_n	n-ésima resistência	
C_n	n-ésima capacitância	
\mathbf{V}_{C}	Tensão sobre o capacitor	
V_{T}	Tensão terminal da bateria	
I_{T}	Corrente terminal da bateria	
Ah	Unidade de carga elétrica	
β	Relação entre o desvio padrão e o valor esperado	
σ	Desvio padrão	
N	Número de processos na simulação de Monte Carlo	
Ω	Unidade de resistência	
°C	Escala de medida de temperatura	
g/dm³	Unidade de densidade	
e	Partícula subatômica de carga elétrica elementar negativa	
Ĕ	Estimador da função teste	
F_T	Função teste	
Ũ	Variância	
X	Variável aleatória	

SUMÁRIO

1.	Cor	ntext	tualização	.18
	1.1	Intro	odução	.18
	1.2	Pro	posta do Trabalho	.19
	1.3	Esti	rutura da Monografia	.20
2.	Fun	dam	nentos e Modelagem de Baterias	.21
	2.1	Bate	erias Chumbo - Ácido	.22
	2.1.	1	Principais Características Consideradas	.23
	2.2	Rea	ações Químicas dos Processos de Carga e Descarga	.26
	2.3	Circ	cuito Elétrico Equivalente	.27
	2.3.	1	Modelo Representativo	.27
	2.3.	2	Testes de Extração dos Parâmetros de uma Bateria	.29
	2.4	Cor	nclusões Parciais	.33
3.	Des	env	olvimento	.34
	3.1	Aná	álise dos Dados de Telemetria da Locomotiva	.34
	3.1.	1	Definições e Conceitos Básicos	.34
	3.1.	2	Dados de Telemetria da Locomotiva	.36
	3.2	Vali	idação da Modelagem do Circuito Elétrico Equivalente	.39
	3.3	Par	ametrização via Otimização por Algoritmos Genéticos	.42
	3.3.	1	Otimização por Algoritmos Genéticos	.43

	3.3.	.2 Função Objetivo e Método de Parametrização	45
3.	.4	Simulação de Monte Carlo	47
3.	.5	Conclusões Parciais	49
4.	Tes	stes e Resultados	51
4.	.1	Resultados do Processo de Extração e suas Características	51
4.	.2	Critérios Adotados para a Obtenção dos Resultados	55
4.	.3	Análise dos Resultados	57
4.	.4	Conclusões Parciais	63
5.	Cor	nclusões	64
6.	Ref	erências	I

1.1 Introdução

Atualmente baterias eletroquímicas representam desafio tecnológico quanto a capacidade de armazenamento e conversão de energia a ser entregue quando necessário. Elas são de grande importância no dia-a-dia em diversas aplicações, desde smartphones e notebooks até geração solar e veículos elétricos. O maior desafio no estudo de baterias está relacionado à sua durabilidade, capacidade, potência disponível, tempo de descarga, confiabilidade e vida útil, uma vez que esta tecnologia ainda lida com as limitações das atuais demandas progressivas de energia.

No setor ferroviário, baterias são de suma importância operacional, uma vez que podem ser consideradas o principal ativo tanto em sistema de potência de campo, como sistemas de *no-breaks* (UPS) para subestações que fornecem energia ao circuito de via e torres de comunicação, quanto no processo de partida de locomotivas, possuindo uma relação direta na eficiência energética e autonomia de seu sistema elétrico em situações onde se deseja desligar o motor diesel, porém sem a desabilitação total de alguns equipamentos embarcados que são vitais para a gestão da composição pelo centro de controle operacional.

O principal objetivo buscado, diz respeito a otimização do banco de baterias em relação a previsão do limite de tempo máximo em que o sistema pode ser submetido durante um processo de descarga. As principais consequências deste estudo de performance estão relacionadas a preservação e redução do consumo de combustível, assim como a melhoria de confiabilidade no processo de partida. Com o propósito de minimizar a dissipação de potência e estender a vida útil do banco de baterias, modelos mais adequados devem ser analisados para a

aplicação em locomotivas como a GE-AC44i®¹ abordada nesse estudo para esta finalidade.

1.2 Proposta do Trabalho

Os objetivos específicos deste trabalho de conclusão de curso são:

- Apresentação do sistema de bateria chumbo-ácido ferroviária, aplicação da técnica de modelagem do sistema e comprovação da mesma utilizando o software OPENMODELICA®, que além de se tratar de um software gratuito, apresenta como principal característica a integração entre diferentes sistemas (elétrico, hidráulico, termodinâmico, entre outros) através de uma interface intuitiva composta por diagrama de blocos.
- Otimização por algoritmos genéticos, via análise de Big Data, no processo de parametrização da impedância interna e tensões de circuito aberto para previsões operacionais do desempenho das baterias, utilizando o software MATLAB®.
- Simulação de Monte Carlo e análise da expectância do tempo máximo de descarga de acordo com níveis iniciais de estado de carga, temperatura, tensão e corrente terminais, com o auxílio do software MATLAB®.
- Comparação do desempenho temporal e da precisão entre os resultados simulados e os dados reais de telemetria da locomotiva.

¹ Série de locomotivas diesel-elétricas híbridas de 4400 hp, fabricada pela General Electric Co. Primeira locomotiva comercialmente usada no Brasil com sistema de tração individual de corrente alternada, sucessora da série Dash-9 de corrente contínua. Disponível em: http://www.getransportation.com/locomotives/locomotives/ac4400-and-dash-series-locomotives. Acesso em 11 fev 2016.

1.3 Estrutura da Monografia

De maneira a fornecer os elementos e conceitos necessários à compreensão dos estudos realizados, este trabalho está estruturada segundo uma abordagem teórica dos modelos utilizados no problema e dos detalhes das técnicas de solução empregadas na obtenção dos resultados. Ao fim de cada capítulo poderá ser apresentada uma conexão do mesmo com os objetivos do trabalho.

Na sequência estão descritos os capítulos que compõe o texto:

- Capítulo 2: Neste capítulo estão apresentados os fundamentos de baterias, as reações químicas que regem o sistema, seu circuito elétrico equivalente e demais modelagens utilizadas no equacionamento do problema, assim como os procedimentos comumentes utilizados na extração dos parâmetros de baterias para sua solução.
- Capítulo 3: É definida a análise de Big Data abordada no desenvolvimento do problema, contextualização dos dados de telemetria e das ferramentas empregadas na modelagem do sistema, assim como o fluxograma do algoritmo utilizado no processo de otimização. Posteriormente é apresentado o método de simulação de Monte Carlo na análise probabilística na solução do problema em questão.
- Capítulo 4: São fornecidos os resultados das otimizações segundo o levantamento dos dados e em seguida, com o objetivo de validar o grau de precisão do modelo apresentado, é estabelecido um paralelo entre as informações reais utilizadas nas normas de operação e as expectâncias obtidas.
- Capítulo 5: É justificada a conclusão desta monografia baseada nos dados iniciais disponíveis, na estrutura e metodologias utilizadas, além dos estudos futuros e abordagens promissoras no desenvolvimento do cenário estudado.

2. Fundamentos e Modelagem de Baterias

Em 1859, 60 anos após as descobertas da *Célula Galvânica* por Alessandro Volta, Gaston Planté realiza a demonstração prática da primeira bateria composta por eletrodos de chumbo imersos em solução ácida (eletrólito de ácido sulfúrico), capaz de sofrer polarização por uma fonte externa e cuja propriedade característica mais importante era sua reversibilidade do estado de carga. Entretanto, a falta de sistemas eficientes de carga não permitiu que as baterias tivessem aplicações práticas até o desenvolvimento do dínamo em 1886 [1].

Desde então, outros modelos de armazenadores de energia foram desenvolvidos como as baterias alcalinas de níquel-cádmio. Todavia, o tipo chumbo-ácido ainda se mantém como solução econômica mais adequada às necessidades de consumidores em diversos ramos, desde veículos de combustão interna, até sistemas ininterruptos de energia. No setor ferroviário, apesar do uso de diferentes tipos de armazenadores de energia como supercapacitores e baterias alcalinas, o amplo uso ainda está associado às baterias chumbo-ácido. Essa preferência pode ser justificada pelo fato delas se destacarem das demais não somente pelo baixo custo por unidade de potência e energia, mas também por não estarem sujeitas facilmente ao efeito memória, popularmente designada pelo jargão "bateria viciada", em relação às baterias alcalinas. Além disso, suas dimensões e peso elevados, não apresentam obstáculos quanto a operação ferroviária, que por si só, poderiam ser capazes de preterir a sua escolha em relação às baterias de íons de lítio. Inclusive, apesar de possuírem uma melhor confiabilidade pela ausência do efeito memória, caracterizando uma maior adaptabilidade à operação ferroviária, as baterias de íons de lítio apresentam um estágio de desenvolvimento tecnológico não tão maduro quanto as baterias de chumbo-ácido. Outro fato relevante a ser considerado na preferência das baterias chumbo-ácido, diz respeito ao custo das baterias de íons de lítio por unidade de energia e potência exigidas nas operações ferroviárias que acaba inviabilizando financeiramente a sua escolha. A Figura 2-1 a seguir, ilustra o diagrama comparativo de Ragone entre as atuais tecnologias empregadas em relação ao

custo, capacidade e eficiência por unidade de energia ou o custo por unidade de potência [2].

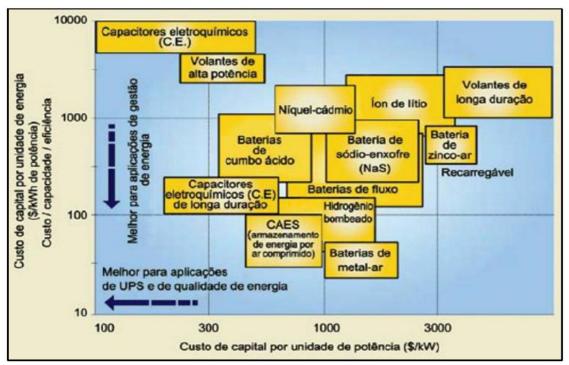


Figura 2-1 – Diagrama de Ragone na demonstração das tecnologias de armazenamento de energia em função dos custos de investimento por unidade de potência ou unidade de energia. Fonte [2].

2.1 Baterias Chumbo - Ácido

A bateria como dispositivo eletroquímico, ou seja, capaz de armazenar de forma reversível energia química em energia elétrica, pode ser classificada de acordo com sua finalidade como: baterias estacionárias (no-breaks e UPS), tracionárias (empilhadeiras e máquinas pesadas), automotivas, ferroviárias e aplicações especiais (sistemas fotovoltaicos, aplicações náuticas, entre outros) [1].

A bateria chumbo-ácido ferroviária abordada nesse estudo se trata do tipo mais comum, também conhecida como Ventiladas (*Free Vented Lead Acid*), ilustrada na Figura 2-2 abaixo e pode ser caracterizada pela necessidade de enchimento de água destilada em intervalos predeterminados, consequentes da evaporação e pela quebra de moléculas durante os processos químicos. Seus componentes dividem-se em cátodo e anodo formados por uma liga de chumbo, antimônio e estanho; eletrólito constituído por uma solução de ácido sulfúrico;

separadores de polietileno microporoso e o recipiente de polipropileno de alto impacto resistente a choques mecânicos [3].

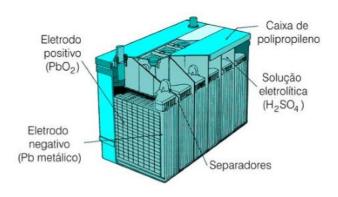


Figura 2-2 - Elemento de bateria chumbo-ácido ventilada. Fonte [4].

2.1.1 Principais Características Consideradas

Densidade Específica do Eletrólito: É a relação entre a concentração de ácido sulfúrico e água destilada que compõem o eletrólito da bateria. A densidade específica em estado de carga plena sofre variação direta da temperatura que exercerá diversos efeitos observados durante todo o desenvolvimento deste trabalho. A Tabela 2-1 a seguir, apresenta essa variação da densidade específica do eletrólito em função da temperatura, sendo referenciada a temperatura ambiente de 30°C.

Tabela 2-1 - Densidade específica do eletrólito em função da temperatura. Fonte [3].

Temperatura [°C]	Densidade Específica [g/cm³]
15	1,280
20	1,277
25	1,273
30	1,270
35	1,266
40	1,263
45	1,260
50	1,256
55	1,252
60	1,250

Capacidade (C_P): Geralmente representado em Ampère-hora [Ah], a capacidade define a curva de carga entregue em função do tempo. Em outras palavras, é a quantidade de carga em Ampère [A] que a bateria é capaz de fornecer em um período p de horas [h] sob certas condições específicas [5]. A bateria abordada nesse estudo possui capacidade de 420 Ah, ou seja, teoricamente é capaz de entregar 420 A de forma contínua durante o período de uma hora. Curvas caracterizadas por períodos mais curtos apresentam perdas por efeito Joule consideráveis devido a magnitude elevada da corrente exigida. Estas correntes elevadas proporcionam níveis de temperaturas que influenciam diretamente nas reações químicas da célula, de modo que a capacidade de carga entregue pela bateria acaba se tornando inferior ao nominal. Esta influência na alteração da capacidade de carga pode ser representada pela constante k na Lei de Peukert demonstrada na equação (2.1) [5]. Para a bateria abordada neste estudo, o regime C₈ é estabelecido pelo fabricante como o período em que a influência dessas perdas pode ser desconsiderada (k = 0). Para regimes inferiores a oito horas a constante de Peukert passa a ter influência considerada, como pode ser ilustrada na Figura 2-3 e pelas equações (2.2) e (2.3).

$$I_{P} = \left(\frac{C_{P}}{p}\right)^{\frac{1}{1-k}} \tag{2.1}$$

$$I_8 = \left(\frac{420}{8}\right)^{\frac{1}{1}} = 52.5 = 420 \times 0.125$$
 (2.2)

$$I_6 = \left(\frac{420}{6}\right)^{\frac{1}{1-0.0156}} = 65,52 = 420 \times 0,156 \tag{2.3}$$

Assim podemos concluir para condições de operação na curva de descarga do regime C₈, que a bateria poderá entregar sua capacidade de carga nominal de 420 Ah através de 52,5 A de forma contínua no intervalo de oito horas. Enquanto que para o regime C₆, a bateria será capaz de entregar 65,52 A ao invés do total teórico de 70 A no intervalo de seis horas por exemplo.

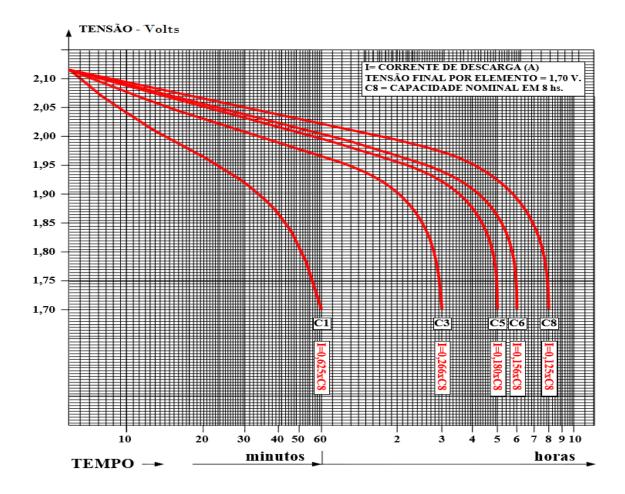


Figura 2-3 - Curva de descarga para diferentes regimes. Fonte [3].

Estado de Carga (SOC): O estado de carga (State of Charge - SOC) representa uma medida normalizada da quantidade de carga restante na bateria durante um ciclo, geralmente em valor percentual da capacidade nominal da bateria [5]. Seu cálculo pode ser feito pelo método de "contagem de Coulomb", representado pela equação (2.4) [6].

$$SOC(t) = SOC(0) - \frac{1}{C_P} \int_0^t I(t)dt$$
 (2.4)

Tensão de Circuito Aberto (V_{oc}): Representação da força eletromotriz (fem) medida em Volts [V] e que varia em função da temperatura e do SOC [7]. Para um elemento, o valor nominal de V_{oc} que representa o carregamento completo é igual a 2,12V (aproximadamente 68V para o banco com 32 elementos), enquanto que o valor nominal de 1,69V por elemento (aproximadamente 54V para o banco com 32 elementos) representa uma situação de descarga operacional. Vale lembrar que o descarregamento operacional para uma bateria diferencia-se do descarregamento completo, uma vez que neste a profundidade de descarga se torna tão significativa a ponto de afetar de forma irreversível alguns componentes da bateria. Esta situação de descarga profunda acaba comprometendo drasticamente o desempenho e vida útil do componente. As equações utilizadas nos cálculos de V_{oc} serão abordadas mais detalhadamente na Capítulo 3.

2.2 Reações Químicas dos Processos de Carga e Descarga

Como citado anteriormente, por se tratar de um dispositivo eletroquímico, a bateria segue um ciclo reversível de reações para cada condição de operação em que é submetida. Durante o processo de descarga, segundo a teoria do duplo sulfato, o cátodo e o anodo passam de dióxido de chumbo e chumbo poroso, respectivamente, para sulfato de chumbo. Neste processo a bateria fornece energia elétrica que estava armazenada em forma de energia química segundo a equação (2.5) [4].

Reação de descarga no Cátodo:
$$PbO_2 + 4H^+ + SO_4^{2-} + 2e^- \rightarrow PbSO_4 + 2H_2O$$
 (2.5)

Já no processo de carga, a bateria aumenta a concentração de ácido sulfúrico uma vez que se comporta como um receptor de energia elétrica armazenando-a em forma de energia química segundo a equação (2.6).

Reação de carga no Anodo:
$$PbSO_4 + 2e^- \rightarrow Pb + SO_4^{2-}$$
 (2.6)

Pela alteração da concentração de ácido sulfúrico na solução aquosa, a densidade do eletrólito também se torna um parâmetro muitas vezes utilizado na medição química do estado de carga da bateria. A soma das equações (2.5) e (2.6), representa a equação global de balanço químico que rege o ciclo de carga e descarga, como pode ser compreendido pela equação (2.7) abaixo [4].

Reação Global:
$$Pb + PbO_2 + 2H_2SO_4 \leftrightarrow 2PbSO_4 + 2H_2O$$
 (2.7)

2.3 Circuito Elétrico Equivalente

A modelagem de uma bateria pode ser realizada de diversas maneiras, desde a modelagem matemática através de abordagens estocásticas e equações elaboradas por métodos empíricos [7], até modelos de circuitos elétricos equivalentes (ECM – Electric Circuit Model) que são mais intuitivos. Os modelos matemáticos são comumente utilizados em previsões de vida útil, eficiência e capacidade, uma vez que sua precisão é inferior aos dos ECM, cujo objetivo é estabelecer uma correlação direta entre os fenômenos eletroquímicos da bateria e os elementos de circuitos elétricos [8].

2.3.1 Modelo Representativo

Existe na literatura recente diferentes representações do ECM que variam de acordo com a utilidade e os principais fatores levados em consideração na representação da bateria. Para o desenvolvimento deste estudo, foi utilizado o ECM que se baseia no circuito elétrico de Thévenin, por ser capaz de representar as respostas de tensão para excitações de corrente através de um circuito dinâmico composto por uma rede de resistências e capacitâncias, como ilustra a Figura 2-4. O elemento V_{OC} representa a tensão de circuito aberto da bateria em função de SOC, I_T e V_T representam a corrente e a tensão terminal,

respectivamente, que governam a entrada e a resposta do sistema de carga e descarga. A resistência R_0 representa a resistência interna total da bateria responsável pelas perdas ôhmicas e varia em função da temperatura e de SOC em estado permanente [10]10-12]. Os pares de parâmetros compostos por R_1 , C_1 , R_2 e C_2 compõem a rede RC do modelo, que também variam em função da temperatura e do SOC. Além disso, são responsáveis pela resposta transitória, determinando o comportamento dinâmico da bateria durante processos de carga e descarga. Cada ramo da rede RC corresponde a uma constante de tempo do comportamento transitório de V_T como segundos, minutos, horas e assim sucessivamente [10-13].

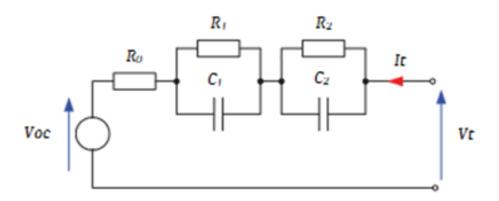


Figura 2-4 - Modelo básico do circuito elétrico equivalente de uma bateria. Adaptado de [10].

Para esse estudo a escolha do modelo representativo abordado é composto por dois ramos, R_1C_1 e R_2C_2 , pois se trata de uma aproximação aceitável da constante de tempo definida nesta monografia, baseado na taxa de aquisição dos dados do sistema de registro de telemetria da locomotiva e em desenvolvimentos semelhantes de demais teses cujas baterias apresentam comportamentos similares em um nível de resposta para períodos entre minutos e horas. A representação matemática desse sistema composto por dois ramos RC origina-se a partir das equações (2.8) e (2.9) a seguir [13].

$$\begin{bmatrix} \dot{V}\dot{c}1\\ \dot{V}\dot{c}2\\ \dot{S}\dot{O}C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{R_1C_1} & 0 & 0\\ 0 & \frac{-1}{R_2C_2} & 0\\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \dot{V}c1\\ \dot{V}c2\\ \dot{S}OC \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1}\\ \frac{1}{C_2}\\ \frac{1}{Q} \end{bmatrix} \cdot It$$
 (2.8)

$$Vt(t) = Voc(SOC, T) + R_0.It(t) + Vc1(t) + Vc2(t)$$
(2.9)

2.3.2 Testes de Extração dos Parâmetros de uma Bateria

Experimentalmente, o processo de extração dos parâmetros de uma bateria deve ser elaborado, antes de mais nada, de maneira a acomodar as aplicações reais em que a bateria será submetida, levando em consideração suas constantes de tempo de operação caracterizadas pela rede. Os testes de extração, também conhecidos como "testes de comportamento" (behavioral tests), devem ser conduzidos com o propósito de se extrair o perfil de SOC em função de V_{OC} , uma vez que essa interação determina a estrutura principal de uma bateria, e em seguida são extraídos os parâmetros do circuito elétrico equivalente propriamente dito [13].

Para compreensão destes testes de extração, antes devemos conhecer quatro estágios que definem as fases do processo de carga a corrente contínua: *bulking*, absorção, equalização e flutuação.

Para baterias de chumbo-ácido, a etapa de carga denominada *bulking* ocorre até a tensão terminal se elevar a 117% do valor nominal. Nesta etapa o valor da corrente terminal injetada corresponde a aproximadamente 20% da capacidade de carga total do banco de bateria e é seguida da etapa de absorção. Durante a absorção, a corrente terminal cai exponencialmente até valores próximos a 5% da capacidade de carga total do banco de bateria, onde manterá esse valor durante todo o estágio de equalização. Estas etapas de absorção e

equalização duram até que a tensão terminal alcance 125% do valor nominal e entre no estágio de flutuação. A flutuação, etapa final do processo, é caracterizada pela aplicação da corrente mínima necessária para manter a tensão terminal no valor nominal. A Figura 2-5 ilustra esses procedimentos para uma bateria chumboácido de 48V e 725 Ah.

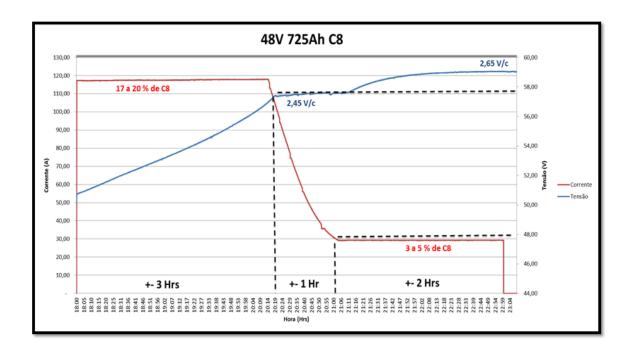


Figura 2-5 - Procedimento de carga a corrente contínua em que são apresentados os estágios de "bulking" (primeiras 3 horas aproximadamente), absorção (aproximadamente 1 hora), equalização (aproximadamente 2 horas) e flutuação. Fonte [3].

No processo mais comum de extração do perfil $SOC \times V_{OC}$, a bateria deve ter sua tensão terminal de circuito aberto medida para estabelecer seus valores iniciais e em seguida promover o mapeamento de seus valores enquanto é submetida a um ciclo de pulsos de carga e descarga. Inicialmente a bateria totalmente carregada com SOC inicial próximo de 100% deve ser descarregada à passos de 10% através de pulsos de corrente iguais ao valor da corrente na etapa de bulking, sendo responsável pelo imediado afundamento da tensão terminal. Entre os pulsos de descarga de 10% do SOC, o banco deve ser submetido a intervalos de 1 hora de descanso com o objetivo de se observar a dinâmica da

bateria durante o relaxamento para que o efeito Joule não influencie drasticamente nos resultados até que a bateria se encontre com 20% de seu SOC [13]. Uma vez mapeada a curva de tensão terminal em função da descarga do SOC, o processo é repetido de forma similar, porém de maneira reversa, para a carga. A partir do SOC inicial descarregado de 20%, a bateria é carregada através de pulsos de corrente de *bulking*, com intervalos de 1 hora de descanso entre cada bloco de 10% do SOC até que o mesmo se encontre próximo de 100% como pode ser visto pela Figura 2-6 [13-15].

Novamente é mapeada a curva de tensão terminal em função da recarga do SOC, e em seguida é estabelecida a curva de histerese entre os perfis de tensão terminal na carga e na descarga. A tensão de circuito aberto V_{oc} característica da bateria é então calculada a partir da média quadrática da curva de histerese como ilustra a Figura 2-7.

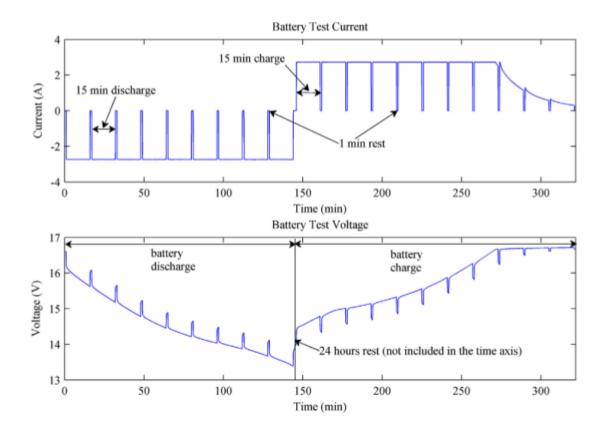


Figura 2-6 - Perfis dos pulsos de corrente e curvas de tensão terminal dos processos de descarga e carga para a bateria estudada em [11].

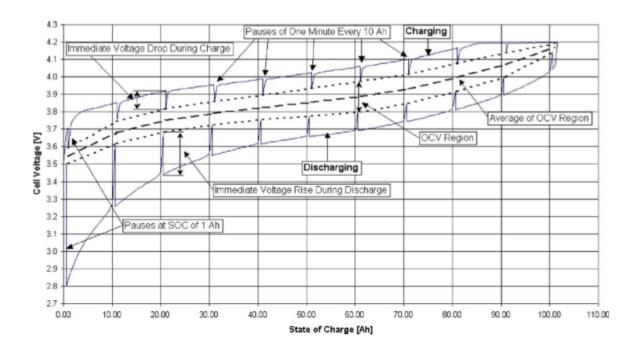


Figura 2-7 - Região média de V_{oc} entre a curva de histerese formada pelo comportamento da tensão terminal dos processos de carga e descarga da bateria analisada em [14].

Uma vez estabelecido o comportamento de $SOC \times V_{OC}$ para completar a extração dos demais parâmetros da bateria, dois principais segmentos podem ser abordados:

- Funções polinomiais ou exponenciais que melhor descrevem o modelo [7, 9 e 15].
- Minimização do erro quadrático entre os resultados experimentais reais e os resultados obtidos na simulação dos parâmetros calibrados pelas equações diferenciais através da aplicação de lei de Kirchhoff para cada zona de tensão terminal analizada na resposta aos pulsos de corrente [1, 5, 8, 10, 11, 12, 14 e 16].

Para este trabalho foi utilizado o segundo segmento, cujos detalhes estarão mais elaborados no próximo capítulo.

2.4 Conclusões Parciais

Neste capítulo foram apresentadas uma breve contextualização histórica, as principais características, reações químicas e fundamentos em torno de baterias chumbo-ácido, assim como os principais fatores que influenciam na escolha deste tipo de bateria para aplicações em locomotivas se comparada com os demais tipos de tecnologia de armazenamento de energia disponíveis no mercado.

Em sequência foi estabelecida a escolha pelo modelo representativo do circuito elético equivalente não-linear da bateria que retrata de modo linear somente os parâmetros de resistência e capacitância, não considerando a variação dos mesmos em relação ao estado de carga e temperatura, porém, abordando este conjunto de variações através da tensão de circuito aberto (V_{oc}). Além disso, também foram apresentados as equações matemáticas das análises de Kirchhoff que regem o modelo escolhido e os principais testes empregados na extração do perfil SOC x V_{oc} e no processo de parametrização da bateria.

3. Desenvolvimento

O desenvolvimento deste trabalho foi realizado dividindo-se em três principais estágios:

- I. Análise de *Big Data* dos dados de telemetria da locomotiva registrados pela plataforma ORACLE BI DISCOVERER®.
- II. Extração dos parâmentros através de otimização via algoritmos genéticos e validação do circuito elétrico equivalente pelos software MATLAB® e OPENMODELICA®, respectivamente.
- III. Análise de probabilidade na obtenção da expectância do tempo requerido nos processos de carga e descarga utilizando simulação de Monte Carlo.

3.1 Análise dos Dados de Telemetria da Locomotiva

A análise de *Big Data* vem se tornando um termo amplamente utilizado em diferentes campos relacionados à Tecnologia da Informação. Suas derivações e aplicações abrangem inúmeras disciplinas. Desde estudos sociológicos sobre comportamentos populacionais em mídias sociais e estudos patológicos em medicina e biologia, até previsões meteorológicas, desempenho econômico em mercados de ações e análise preditiva relacionada a aplicações em diferentes setores de engenharia [17].

3.1.1 Definições e Conceitos Básicos

De acordo com o report publicado pela TechAmerica Foundation, destacase a seguinte definição para *Big Data*:

"Análise de Big Data é o termo que descreve o tratamento de informações de um amplo volume de variedade de dados em uma taxa de velocidade de proliferação" [18].

Atualmente existem 4 principais métodos de análise de *Big Data* que se destacam na eficiência de seus resultados: Análise preditiva, análise prescritiva, análise descritiva e análise diagnóstica [17].

Análise Preditiva: Utilizado principalmente na engenharia, é a análise de possibilidades e tendências futuras a partir da estatística e dos históricos de padrões anteriormente identificados no banco de dados. É capaz de mapear as possibilidades do campo de atuação tornando de maneira intuitiva a tomada de decisão, estabelecendo assim um prognóstico mais sólido em termos gerenciais.

Análise Prescritiva: Semelhante a análise preditiva, porém é capaz de traçar as possíveis consequências e efetividade da resposta de cada ação. É mais utilizado nas diferentes habilitações da medicina e biologia

Análise Descritiva: Compreende a análise em tempo real dos acontecimentos. É capaz de filtrar, organizar e relacionar cenários passados e futuros com base nas informações já armazenadas no banco de dados. Suas principais utilidades estão relacionadas a macro e microeconomia através de instituições financeiras no mercado de ações.

Análise Diagnóstica: Abordada no ramo de *marketing*, busca detalhar em uma base de dados de maneira causal (Quem, quando, onde, como e por quê) a razão de cada ação adotada no estabelecimento estratégico em um relatório a fim de se diagnosticar os caminhos mais eficientes e eficazes no alcance de um objetivo.

Para esse trabalho, abordaremos as análises preditivas e prescritivas pela natureza de suas informações e a característica dos objetivos a serem buscados.

3.1.2 Dados de Telemetria da Locomotiva

As locomotivas GE-AC44i® são dotadas de um sistema de computador de bordo capaz de realizar a telemetria de inúmeras informações de certas funções durante o processo de operação. Este sistema embarcado realiza a comunicação com o operador, podendo ser armazenadas e exportadas através da plataforma de dados ORACLE BI DISCOVERER®. Dentre as inúmeras medições realizadas, foram requisitados os seguintes dados: informações de corrente e tensão terminal no banco de bateria, temperatura interna do seu compartimento e os *SOC* iniciais de cada operação durante um trimestre. As amostras de corrente e tensão foram tratadas para reduzir o nível de ruído dos sinais através de um filtro passa-baixas utilizando o *software* MATLAB® e organizadas em intervalos de sessenta segundos devido a limitações de capacidade de armazenagem do banco de dados da locomotiva. O filtro passa-baixa foi configurado para bandas de passagem de 0,001 Hz, sendo a frequência limite da inclinação de fim de passagem igual a 0,75 Hz. O *ripple* permitido na banda de passagem e sua atenuação de fim de passagem foram configurados em 0,001 dB e -80 dB, respectivamente.

A estratégia abordada consiste na utilização dos dados de corrente e tensão terminais, temperatura e SOC iniciais como entrada do sistema modelado, tendo como base o circuito elétrico equivalente anteriormente descrito na Figura 2-4, com o objetivo de se extrair os parâmetros internos da bateria. Uma vez conhecidas as correntes terminais I_T , tensões terminais V_T e a tensão de circuito aberto V_{OC} , através das equações (2.8) e (2.9), resolvendo as equações diferenciais podemos encontrar os parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , $V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$, através de otimização por algoritmos genéticos que será descrito mais detalhadamente no tópico 3.3.

Primeiramente, a tensão V_{OC} em função do SOC (concentração eletrolítica) e da temperatura T pode ser calculada através da forma empírica do modelo CIEMAT [19]. Apesar de ter sido elaborado para aplicações de sistemas dinâmicos de baterias chumbo-ácido em geração fotovoltáica, este modelo desenvolvido pelo "Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas - Universidad Politécnica de Madrid" foi escolhido por descrever de forma

satisfatória o perfil SOC x V_{OC} , representado pelas Figura 2-6 e Figura 2-7, além de possuir uma melhor precisão, se comparado com os demais tipos de modelos aproximados quanto ao erro quadrático médio (RMSE) [20].

A fórmula empírica que retrata o modelo *CIEMAT* divide-se em dois módulos, uma utilizada para processos de carga e outra para processos de descarga, como pode ser observado respectivamente pelas equações (3.1) e (3.2) a seguir:

$$V_{OC} = \left[2 - 0.16 \times SOC\right] + \frac{I_T}{C_P} \times \left(\frac{6}{1 + I_T^{0.86}} + \frac{0.48}{(1 - SOC)^{1.2}} + 0.036\right) \times (1 - 0.025\Delta T)$$
 (3.1)

$$V_{OC} = [2.085 - 0.12 \times (1 - SOC)] + \frac{I_T}{C_P} \times \left(\frac{4}{1 + I_T^{1.3}} + \frac{0.27}{SOC^{1.5}} + 0.02\right) \times (1 - 0.007\Delta T)$$
 (3.2)

Diferentemente do processo demonstrado pela Figura 2-5, na locomotiva GE-AC44i® o sistema de carga é definido por uma tensão terminal entregue à bateria igual a 110% de seu valor nominal, enquanto que a corrente terminal exigida pela bateria atinge um valor de pico em etapa semelhante ao *bulking* e em sequência decai exponencialmente em etapa também semelhante a absorção. Este valor de pico durante o *bulking* depende sobretudo do nível de carga da bateria. Após o estágio de absorção, o microcontrolador do sistema embarcado da locomotiva reduz a tensão terminal entregue para 105% da tensão nominal do banco de bateria durante a equalização. Este processo de carga e a filtragem dos sinais de tensão e corrente entregues aos terminais da bateria realizados pela locomotiva podem ser observados pela Figura 3-1, assim como o perfil *SOC* x *Voc* durante a descarga de acordo com o modelo *CIEMAT* pela Figura 3-2.

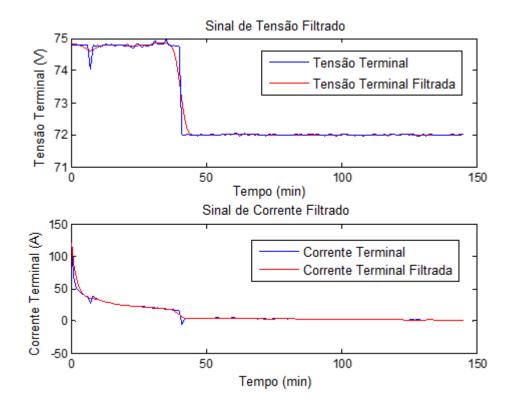


Figura 3-1 - Sinais de tensão e corrente filtrados nos terminais da bateria durante o processo de carga. Fonte: Telemetria da locomotiva GE-AC44i®.

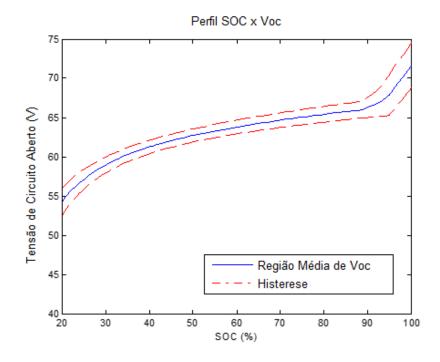


Figura 3-2 - Perfil $SOC \times V_{OC}$ de uma amostragem segundo o modelo CIEMAT. Fonte: Telemetria da locomotiva GE-AC44i®.

3.2 Validação da Modelagem do Circuito Elétrico Equivalente

A validação da modelagem do circuito elétrico equivalente de Thévenin da bateria composta pelas equações (2.8), (2.9), (3.1) e (3.2), foi inicialmente desenvolvida no MATLAB®, com auxílio do *software* OPENMODELICA®. Neste, foi construída a topologia do circuito com parâmetros predeterminados aleatoriamente baseado em resultados estudados na literatura de referência, como ilustra a Figura 3-3. Uma vez conhecidos esses parâmetros da bateria, pôde ser realizada a simulação em um cenário onde a bateria estivesse sendo carregada por uma corrente contínua com o intuito de estabelecer um comportamento sintético, como é demonstrado pelas curvas de tensão terminal (V_T) em função do tempo na Figura 3-4, tensão de circuito aberto (V_{OC}) em função do estado de carga (SOC) na Figura 3-5 e respostas transitórias das tensões sobre os capacitores $(C_1 \ e \ C_2)$, para este caso específico, na Figura 3-6.

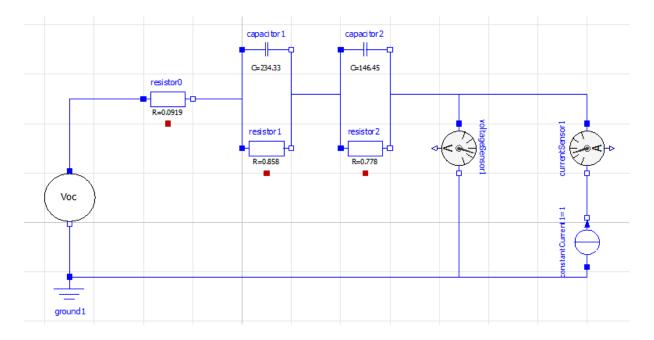


Figura 3-3 - Topologia do circuito elétrico equivalente construído para validação da modelagem através do software OPENMODELICA®.

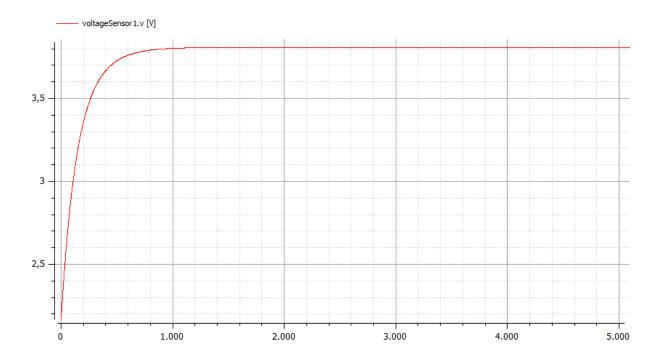


Figura 3-4 - Perfil $V_T[V]$ x Tempo [min] do circuito de validação.

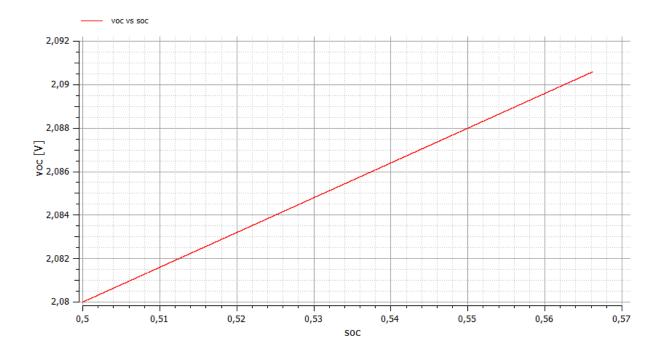


Figura 3-5 - Perfil $V_{\it OC}$ x $\it SOC$ do circuito de validação.

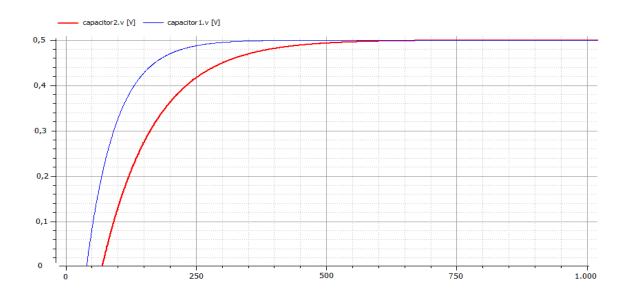


Figura 3-6 - Resposta transitória das tensões sobre C₁ e C₂ do circuito de validação.

Após ser registrado, este comportamento sintético que representa o conjunto de parâmetros predeterminados, foi utilizado como os dados de entrada do algoritmo de extração que compõe parte do processo de otimização. Em sequência, os resultados obtidos na saída deste algoritmo foram comparados com os parâmetros predeterminados e com o comportamento sintético a fim de se estabelecer a margem de erro entre os métodos computacionais, tanto para V_T em função do tempo e para V_{OC} em função do SOC, quanto para as variáveis de estado V_{C1} e V_{C2} . A Tabela 3-1 apresenta esses resultados obtidos pelo algoritmo de extração, os erros associados na comparação com os dados predeterminados e o erro médio quadrático por variável de estado calculado pelo modelo dinâmico.

A validação da modelagem do circuito elétrico equivalente possui importância, não somente em relação a comparação do critério computacional, mas sobretudo quanto a adequação das equações que englobam o sistema, como a equação do modelo *CIEMAT*, vislumbrando uma maior eficiência e eficácia na réplica do modelo dinâmico do banco de baterias.

Tabela 3-1 - Comparação	entre os	dados	originais	do	comportamento	sintético (e os	dados	obtidos
através da otimização.									

Parâmetros ECM	Dados Originais	Dados Obtidos pela Otimização	Erro Associado (%)	Variável de Estado	Erro Médio Quadrático (%)
R0	0,0919	0,0893	0,1619	Vt	0,0025
R1	0,858	0,835	0,0483	SOC	$4,156 \times 10^{-15}$
R2	0,778	0,6887	3,8574	Voc	$6,743 \times 10^{-7}$
C1	234,33	212,554	0,5715	Vc1	2,0886
C2	145,45	112,879	4,6128	Vc2	2,9377
Vc1(0)	0	0,4498	1,8854		
Vc2(0)	0	0,3967	1,0931		

3.3 Parametrização via Otimização por Algoritmos Genéticos

O principal componente utilizado neste trabalho para o processo de extração dos parâmetros da bateria foi a otimização por algoritmos genéticos. Para a composição do processo de extração dos parâmetros a partir das informações registradas nos dados de telemetria, a escolha por este método de otimização em relação aos demais, foi feita pelo fato do mesmo providenciar boas soluções aproximadas para problemas não-lineares. Além disso, por não utilizarem cálculos determinísticos, uma vez que alguns problemas específicos podem apresentar respostas que demandam um tempo elevado nos cálculos computacionais, os algoritmos genéticos não se baseiam exclusivamente na derivação da função objetivo pela criação de apenas um único candidato como sendo a solução ótima global, já que uma solução ótima local muitas vezes seria o suficiente para garantir a convergência a partir de uma tolerância estabelecida.

3.3.1 Otimização por Algoritmos Genéticos

O processo de otimização por algoritmos genéticos se baseia em métodos de seleção natural de acordo com a Teoria Evolutiva de Darwin. Analogamente com o que foi proposto por Charles Darwin, o algoritmo cria aleatoriamente uma população composta por inúmeros indivíduos que representam um conjuntos de soluções entre limites inferiores e superiores estipulados, os quais são modificados repetidamente de acordo com cada iteração. Em cada iteração a função objetivo do sistema é solucionada utilzando a massa de indivíduos e em seguida são comparados os resultados ótimos. Os indivíduos da população atual responsáveis pelos piores resultados são descartados enquanto os melhores indivíduos são selecionados compondo a população dos pais da geração seguinte. Ocorre então o processo de crossover ou recombinação genética dos pais na formação da próxima geração com aplicação de mutações, ou seja, mudanças sutís e aleatorias a esses cruzamentos, como ilustra a Figura 3-70. Caso os filhos possuam resultados melhores que os dos seus pais, os mesmos são selecionados para a formação da população da geração seguinte de forma análoga aos indivíduos da geração anterior, enquanto que estes indivíduos são descartados (Figura 3-8). A população então evolui após sucessivas iterações de gerações na direção da solução ótima até atingir uma tolerância previamente estabelecida como sendo o intervalo aceitável para tal solução ótima local, podendo até mesmo encontrar a solução ótima global dependendo das restrições e complexidade do sistema. Caso ocorra dos filhos não apresentarem evolução significativa se comparado com a geração anterior, os mesmos são descartados e novos cruzamentos entre pais são realizados até que seja encontrada uma população melhor ou que seja atingido os limites de falta de progresso significativo, garantindo que ainda assim haja sempre uma tendência de melhoria entre as gerações [21-23].



Figura 3-7 - Crossover dos bits entre os pais na geração dos filhos.

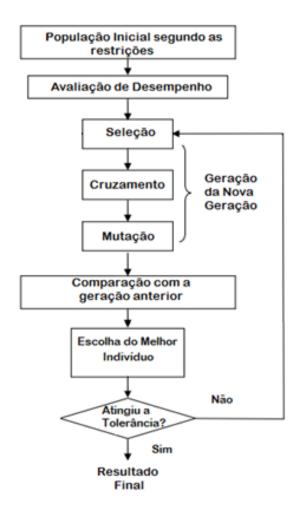


Figura 3-8 - Fluxograma de uma otimização via algoritmos genéticos.

3.3.2 Função Objetivo e Método de Parametrização

Após a análise e tratamento dos dados de telemetria da locomotiva descritos anteriormente na seção 3.1 e da validação da modelagem do circuito elétrico equivalente na seção 3.2, a função objetivo (FOB) foi elaborada de modo a receber a população de R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , V_{C1} e V_{C2} estimada pelo algoritmo genético baseada em um conjunto de valores iniciais estabelecidos como ponto de partida e limites inferiores e superiores para cada um dos parâmetros.

Por se tratar de uma situação específica em que não há uma determinação clara por parte do fabricante quanto a margem dos valores dos parâmetros internos da bateria, esses limites foram estabelecidos a partir de informações de baterias de estado de carga semelhante trabalhadas na literatura de referência, sendo o intervalo entre $1m\Omega$ e 1Ω para as resistências, 1F e 100kF para as capacitâncias e -10V a 10V para as tensões iniciais dos ramos da rede RC.

Esta população de R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , V_{C1} e V_{C2} fará parte do processo de otimização do algoritmo genético que realizará através da FOB uma interpolação dos dados de corrente terminal proveniente da telemetria da locomotiva em um trimestre de operação com o tempo correspondente de cada intervalo analisado. Em seguida, a FOB promove os cálculos das variáveis V_{C1} , V_{C2} e SOC, resolvendo numericamente as equações diferenciais associadas à bateria, como representado pela matriz de espaço de estado em (2.8) na obtenção de V_{C1} , V_{C2} e SOC. A resolução de um único conjunto de parâmetros do circuito elétrico equivalente na FOB é realizadas através da ferramenta ODE15s, responsável pela utilização da fórmula de diferenciação regressiva de Gear na resolução de equações diferenciais de 1^a a 5^a ordem, com dois argumentos de entrada [24].

Uma vez calculados os valores de SOC na etapa anterior, encontra-se V_{OC} através das equações (3.1) e (3.2) do modelo CIEMAT. E através da análise de Kirchhoff do circuito elétrico equivalente a partir da equação (2.9), calcula-se pela FOB a tensão terminal V_T que será repassada, assim como as restrições inicialmente impostas aos parâmetros, à função que empregará o algoritmo genético para a otimização do erro associado a V_T calculado em relação ao V_T real da telemetria da locomotiva. A comparação é feita através do método do erro médio quadrático (RMSE), que será o indicador da minimização. O fluxograma na Figura 3-9 ilustra estes processos construídos e executados na função objetivo que engloba os blocos na área delimitada pela linha tracejada, em conjunto com os demais blocos que representam os procedimentos de leitura dos dados e a otimização empregada pelo algoritmo genético.

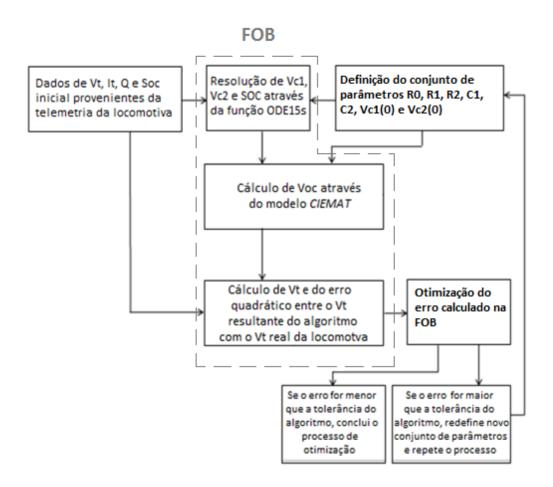


Figura 3-9 - Fluxograma do processo de otimização na extração dos parâmetros da bateria.

3.4 Simulação de Monte Carlo

Para a análise de probabilidade dos parâmetros resultantes do processo de otimização, a simulação de Monte Carlo (SMC) foi escolhida por se tratar de um método capaz de examinar as probabilidades dos tipos de ocorrências resultantes do sistema de acordo com uma situação específica e realizar uma previsão dos comportamentos reais. Esta previsão é feita através da utilização de um vasto conjunto de simulações que irão compor um espaço amostral sintético a partir de números gerados aleatoriamente entre zero e um. Estes números são convertidos por uma função distribuição acumulada do sistema nas variáveis aleatórias que representam um valor estimado de cada um dos parâmetros na composição de uma função teste da informação que se deseja obter o valor esperado através do valor médio e do desvio padrão.

No caso do sistema composto pela bateria, baseado no conjunto de informações resultantes da otimização dos dados reais na seção anterior, cada um dos parâmetros $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2, V_{C1}$ e V_{C2} encontrados, são associados em conjuntos populacionais os quais serão organizados em histogramas. Cada um desses histogramas possui uma função densidade de probabilidade que irá formar funções de distribuição acumulada para cada parâmetro no processo de conversão das variáveis aleatórias da simulação de Monte Carlo. O conjunto de variáveis aleatórias geradas que irão compor os parâmetros da bateria em cada uma das simulações, formarão a entrada do sistema composto pelo circuito elétrico equivalente da bateria em um procedimento padrão de descarga. A função teste é representada pela saída do sistema como sendo o limite de tempo máximo em que o sistema poderá ser submetido durante o processo de descarga até que a tensão V_{OC} do banco alcance o valor de 54V, como visto na seção 2.1.1.

Sequencialmente é feito o somatório dos resultados de cada uma desses intervalos de tempo e é registrado o número de simulações (N) para o cálculo da média como o estimador da função teste ($F_T(X)$), da variância do estimador ($\tilde{V}[F_T(X)]$), e consequentemente, do desvio padrão (σ) desse estimador de acordo com as equações (3.3), (3.4), (3.5) e (3.6), respectivamente [25].

$$\tilde{E}[F_T(X)] = \sum tempo_resultante$$
 (3.3)

$$\tilde{V}[F_T(X)] = \frac{\sum_{i=1}^{N} \{F_T(Xi) - \tilde{E}[F_T(Xi)]\}^2}{N-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N} F_T^2(Xi) - N\{\tilde{E}[F_T(X)]\}^2}{N-1}$$
(3.4)

$$\tilde{V}\{\tilde{E}[F_T(X)]\} = \frac{\tilde{v}[F_T(X)]}{N}$$
(3.5)

$$\sigma = \sqrt{\tilde{V}[F_T(X)]} \tag{3.6}$$

Os cálculos destas equações apresentam uma estimativa de probabilidade pobre para valores reduzidos de *N*, sendo necessário um grande número de simulações. Apesar do valor da probabilidade oscilar, há uma tendência em direção ao valor verdadeiro assim que o número de simulações cresce, sendo a expectância ideal para *N* igual a infinito. A média dos valores de tempo resultantes é uma boa estimativa do valor verdadeiro, entretanto, ela pode não resultar no valor verdadeiro em alguns casos, partindo do pressuposto que para uma repetição do processo de simulação, teríamos um diferente padrão de probabilidades e sendo assim, diferentes valores também para a média [25]. O critério de parada para a SMC pode ser definido através de uma restrição de *N* ou de acordo com a tolerância previamente estabelecida para o coeficiente β, que é a relação entre o desvio padrão e o valor esperado pelo estimador, como pode ser calculado na equação (3.7). O fluxograma na Figura 3-10 apresenta de forma ilustrativa os procedimentos realizados pela SMC.

$$\beta = \frac{\sigma}{\tilde{E}[F_T(X)]} \tag{3.7}$$

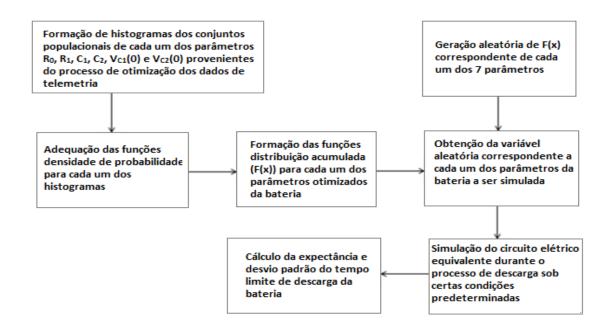


Figura 3-10 - Fluxograma do processo realizado pela simulação de Monte Carlo.

3.5 Conclusões Parciais

A partir do registro e leitura de *Big Data* da telemetria da locomotiva durante um trimestre de operação e utilizando o *software* OPENMODELICA® para a construção da topologia do circuito elétrico equivalente, foi possível determinar a validação do modelo comparando a curva experimental formada por parâmetros aleatoriamente escolhidos e a curva de tensão terminal resultante do algoritmo de parametrização elaborado no *software* MATLAB® para a bateria composta por esses mesmos parâmetros escolhidos aleatoriamente.

A extração dos parâmetros foi realizada pela otimização de algoritmos genéticos que, em conjunto com a função objetivo, foram capazes de minimizar o erro entre a tensão terminal dos dados reais de telemetria e a tensão terminal calculada pelos valores ótimos dos parâmetros da bateria através de equações de espaço de estados que regem o circuito pela análise de Kirchhoff e pelo modelo CIEMAT representante da tensão de circuito aberto V_{OC} .

Em sequência, os conjuntos resultantes deste processo de otimização para cada um dos parâmetros internos do circuito elétrico equivalente da bateria, foram organizados em histogramas para a formação das funções densidade de probabilidade e distribuição acumulada, respectivamente, na composição da simulação de Monte Carlo responsável pelo cálculo do valor esperado do tempo limite de descarga e seu erro associado.

4. Testes e Resultados

Como neste trabalho foram utilizados dados reais de operação como os dados do sistema teste, o processo de otimização buscou assimilar nos registros da telemetria a dinâmica do sistema que engloba o banco de baterias estudadas na literatura de referência. Os parâmetros extraídos pelo algoritmo foram analisados de acordo com sua natureza probabilística e através das simulações de Monte Carlo chegou-se a expectância do tempo máximo de descarga. Neste capítulo os resultados serão detalhados para cada abordagem levada em consideração no sistema teste.

4.1 Resultados do Processo de Extração e suas Características

A análise probabilística foi estruturada a partir dos resultados do processo de otimização na parametrização dos elementos do circuito elétrico equivalente da bateria, principalmente por se tratar de uma gama de informações extensa e diversificada que são frutos do comportamento dinâmico do sistema e dos diferentes tipos de operação exigidos neste período. O tratamento dos valores de cada um dos parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , $V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$ encontrados pelo algoritmo genético, foi realizado através da identificação das funções densidade de probabilidade que se encaixam mais adequadamente aos dados, assim como a construção da função de distribuição acumulada dos mesmos. Os histogramamas de cada um dos 7 parâmetros da bateria extraídos pela otimização podem ser visualizados quanto aos valores de resistências na Figura 4-1, valores de capacitância na Figura 4-2 e quanto as tensões sobre os capacitores na Figura 4-3, além do histograma da temperatura registrada neste trimestre de operação pela telemetria da locomotiva na Figura 4-4.

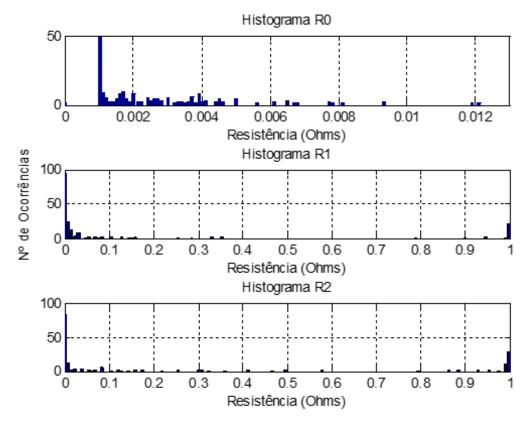


Figura 4-1 - Histogramas de R_0 , R_1 e R_2 .

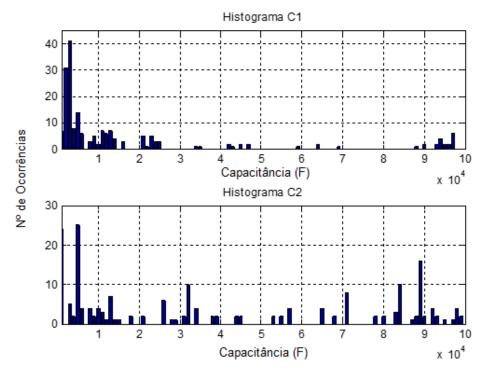


Figura 4-2 - Histogramas de C₁ e C₂.

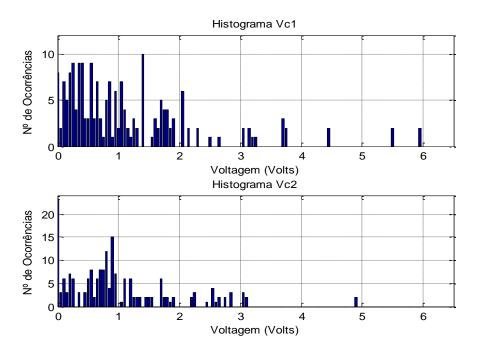


Figura 4-3 - Histogramas de V_{C1} e V_{C2} .

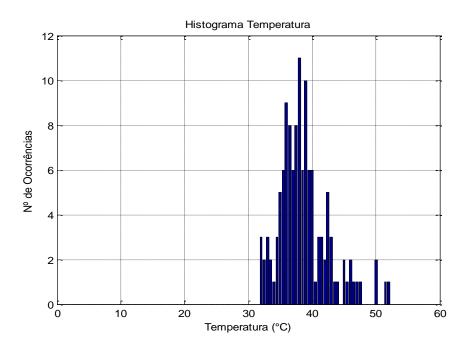


Figura 4-4 - Histograma da Temperatura

Respectivamente, as curvas das distribuições acumuladas originadas de cada uma das funções de distribuição de probabilidadede não-paramétricas dos 7 histogramas são ilustradas quanto as resistências na Figura 4-5, as capacitâncias na Figura 4-6 e quanto as tensões sobre os capacitores na Figura 4-7.

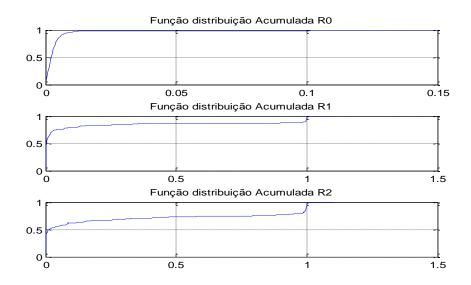


Figura 4-5 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros R₀, R₁ e R₂.

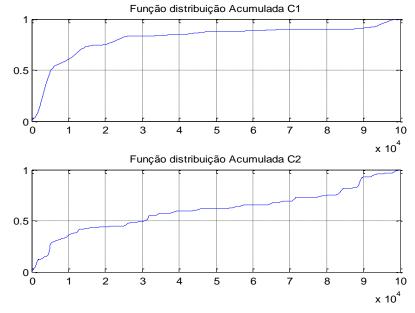


Figura 4-6 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros C₁ e C₂.

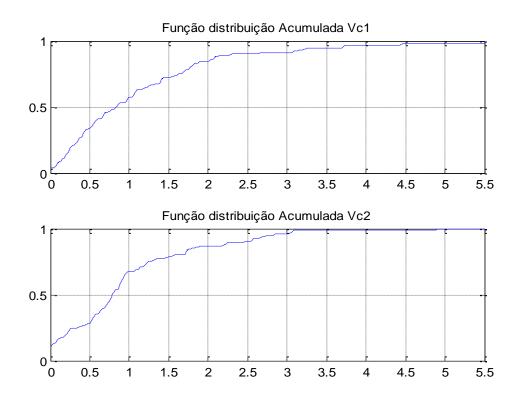


Figura 4-7 - Curvas das funções de distribuição acumuladda dos parâmetros V_{C1} e V_{C2}.

4.2 Critérios Adotados para a Obtenção dos Resultados

Para a obtenção dos valores esperados do tempo máximo e do seu erro associado, foram construídos trinta cenários compostos pelas combinações entre seis valores de SOC (90% a 40% igualmente espaçados em 10%) e cinco valores da corrente de drenagem (12A a 60A igualmente espaçadas em 12A). A escolha destes valores na composição do intervalo de análise da SMC, foi baseada na região linear do SOC, desprezando as regiões não lineares que abrangem situações caracterizadas por um comportamento dinâmico acentuado que dificultam a análise do circuito por trabalharem em zonas além dos limites comuns de operação da locomotiva. Os limites de operação foram estabelecidos de modo que o limite inferior é representado por 40% do SOC, pois abaixo desse percentual a confiabilidade da profundidade de descarga para realização da partida do motor diesel passa a ser prejudicada. Já os valores de 90% foram estabelecidos com

uma aproximação do limite superior do estado de carga que uma bateria em condições normais de operação consegue alcançar levando em consideração perdas relacionadas a vida útil, número de ciclos e densidade do eletrólito. Já a escolha dos cinco valores de corrente estão atrelados aos limites comuns de carga associadas ao consumo de corrente por parte dos sistemas embarcados. O limite inferior de corrente drenada pelo computador de bordo e demais componentes de mínima atuação, porém de forma vital nas funções básicas da locomotiva, encontra-se em valores próximos de 12A. Já o valor de 60A será utilizado como uma aproximação do limite superior da carga consumida por todos os sistemas embarcados ligados ao mesmo tempo durante a operação. As simulações de Monte Carlo foram realizadas a partir desses 30 cenários e o critério de parada foi estabelecido pelo número de simulações igual ou superior a 10.000 e tolerância do coeficiente β igual a 0.005.

O resultado destes valores representam a população de tempos máximos de descarga que possui valores médios e desvio padrão a serem observados na Figura 4-8 em relação a cada um dos cinco valores da corrente de drenagem e em função de cada um dos seis valores do estados de carga.

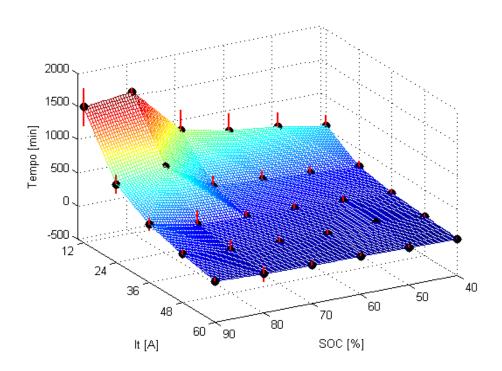


Figura 4-8 - Mapeamento do tempo limite máximo de descarga em função do SOC e de I_T de drenagem.

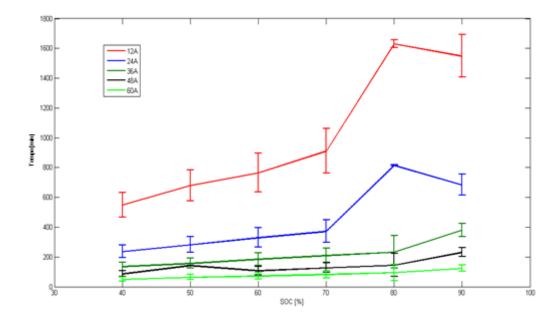


Figura 4-9 - Mapeamento do tempo limite de descarga em função do SOC de acordo com cada corrente drenagem.

4.3 Análise dos Resultados

Os resultados deste estudo apresentam uma superfície cuja resposta do tempo esperado apresenta um menor desvio padrão para os cenários de *SOC* igual a 80% com 60A e 24A de corrente drenada com margens de erro de ± 8,95% e ± 13,62%, respectivamente. *SOC* igual a 80% e 12A de corrente drenada com margem de erro de ± 9,31% e *SOC* igual a 50% e 48A de corrente drenada com margem de erro de ± 3,07%. Comparada com as demais, estas regiões compreendem com uma maior precisão as situações operacionais de estado de carga iguais a 50% e 80%.

A Tabela 4-1 registra os valores de expectância do tempo máximo de descarga, o respectivo número de simulações necessárias para atingir os critérios de parada, os valores médios do tempo e o desvio padrão associado para cada cenário abordado na simulação.

Tabela 4-1 - Resultados Simulação de Monte Carlo.

SOC [%]	Corrente Drenada [A]	Expectância do Tempo Máx. [min]	Valor Médio do Tempo [min]	Desvio Padrão do Tempo [± min]	Nº de Simulações
	12	1548,9985	1589,8031	567,5694	10000
	24	684,6458	677,0076	139,51385	1695
90	36	380,7050	374,9493	89,01895	2279
	48	231,6755	239,5474	61,68185	1278
	60	125,0101	147,3551	44,0519	2324
	12	1632,0705	1632,0704	152,4778	2314
80	24	816,1546	816,1546	111,1795	2163
	36	233,2782	233,2782	108,8693	2495
	48	146,0978	146,0978	52,0330	1843
	60	95,3188	95,3187	8,4911	2272
70	12	912,1063	912,1064	301,167	2773
	24	373,0238	373,0235	152,3048	2589
	36	210,6384	210,6382	96,5004	2441
	48	128,4059	128,4055	66,4526	2493
	60	83,6251	83,6250	48,8867	2062
	12	765,6873	765,6872	258,95695	1775
	24	330,6972	330,6971	128,7199	2063
60	36	185,0959	185,0958	82,46625	2322
	48	108,2587	108,2586	55,70455	2462
	60	73,4041	73,4041	42,47845	2726
50	12	680,3448	680,3449	208,9976	2182
	24	282,8406	282,8406	106,97725	2091
	36	158,2637	158,2637	67,9718	2263
	48	142,7767	142,7767	4,3703	916
	60	64,5608	64,5607	35,1341	2485
40	12	549,4937	549,4936	165,85	2936
	24	237,5143	237,5143	82,7926	2622
	36	136,0458	136,0458	54,93425	1499
	48	87,7665	87,7665	38,91575	1905
	60	50,0429	50,0429	27,72415	2204

Nota-se que o valor do desvio padrão para os demais intervalos analisados encontram-se, em sua maioria próximos a valores superiores a 30%, comprometendo o grau de precisão dos dados analisados. Esta margem de erro gera pouca confiança no modelo para essas regiões de operação, sobretudo a faixa contida entre 40% e 70% do *SOC*, com exceção dos intervalos próximos a 50% que abrangem a corrente drenada de 48A. Podemos observar também o cenário de 90% de estado de carga e 12A de corrente de drenagem que atingiu o critério de parada referente ao número de simulações iguais a 10.000 antes da tolerância relativa ao coeficiente β.

Esta discrepância considerável pode ser atribuída a alguns fatores que refletem a singularidade do espaço amostral do trimestre de operação da locomotiva levado em consideração para a parametrização no algoritmo de extração e que pôde ser acusado na análise de probabilidade. Entre eles, o baixo número de amostras relativas aos intervalos de corrente drenada entre 12A e 24A, onde houve maior margem de erro.

Estes cenários de operação são exemplos de situações onde a locomotiva se encontra na oficina, estacionada em pátios ou em terminais. Por se tratarem de situações esporádicas em sua maioria, estes cenários não apresentam uma massa de dados considerável se comparadas com as demais situações de operação. A justificativa pela escolha inicial desses valores estava atrelada ao objetivo de se abordar as diferentes situações de operação no intuito da ampliação do modelo para quaisquer tipos de situações em que o banco de bateria pudesse ser submetido. Entretanto, a escolha desta região demonstrou uma maior dispersão do que havia sido prevista para os valores da resistência R_2 e da capacitância C_2 resultantes do processo de parametrização, como demonstrado na Figura 4-5 e na Figura 4-6, respectivamente. A dispersão dos dados se torna ainda mais evidente se comparados os histogramas resultantes da simulação de Monte Carlo para o tempo esperado destes mesmos parâmetros em um dos casos com maior desvio padrão e de outro cuja região apresenta um desvio padrão menor, como pode ser ilustrado pela Figura 4-10 e Figura 4-11, respectivamente.

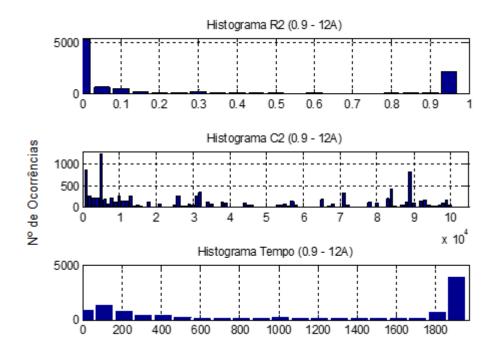


Figura 4-10 - Histogramas de R₂, C₂ e do Tempo Limite Esperado resultantes da simulação de Monte Carlo para SOC 90% e 12A de corrente drenada.

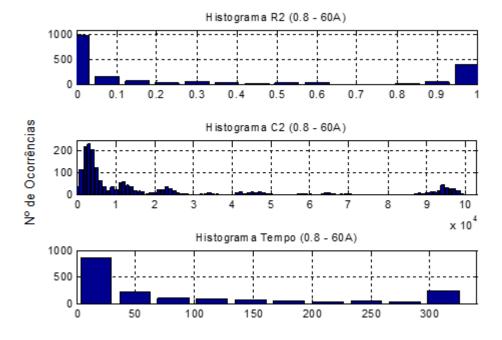


Figura 4-11 - Histogramas de R₂, C₂ e do Tempo Limite Esperado resultantes da simulação de Monte Carlo para SOC 80% e 60A de corrente drenada.

Outro possível fator relevante atrelado aos elevados valores do desvio padrão e que possui como principal causa a falta de informações suficientes no espaço amostral no trimestre da telemetria, está relacionado ao valor escolhido de *SOC* igual a 90% para representar o limite máximo do estado de carga que o banco de bateria conseguiria alcançar. Levando em consideração as perdas de carga de acordo com o nível de densidade do eletrólito, a deterioração parcial de alguns (até três) dos 32 elementos acarreta mais do que o esperado no comprometimento da vida útil de todo o conjunto. Portanto, após os resultados, notamos que o valor inicial de *SOC* máximo como sendo 80% para este caso seria uma escolha mais apropriada.

Quando analisados os casos resultantes da SMC com maior margem de erro em relação ao previsto inicialmente, como a faixa (90% - 12A), a população composta pelos parâmetros R0, R1, R2, C1, C2, VC1 e VC2 responsáveis pelos valores esperados do tempo máximo mais discrepantes, caracterizam-se por uma rede RC em que pelo menos um dos pares possui valores elevados de resistência (próximo de 1 Ω), enquanto que o valor da sua respectiva capacitância se encontra na ordem de 10kF. Estas resistências compreendem valores próximos ao limite superior estabelecido no algoritmo genético durante a otimização. Já os valores de capacitância mostraram-se muito aquém dos demais valores, que se estão entre 60kF e 100kF, os quais o tempo esperado é retratado com uma maior fidelidade. Logo, isto se torna um indício para o reajuste do limite inferior, que até então por ser desconhecido, não havia sido restringido com tanta certeza no algoritmo genético. A resposta da queda da tensão terminal VT pelo tempo para estes casos peculiares pode ser visualizada na Figura 4-12 que representa a comparação entre os perfis de casos pertencentes a mesma população.

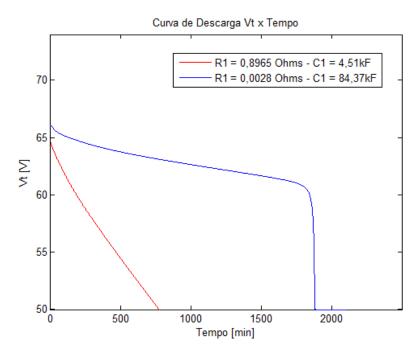


Figura 4-12 – Comparação entre as curvas de descarga da tensão terminal em função do tempo para as constantes de tempo R1C1 igual a 4005 min e R1C1 igual a 244.25 min.

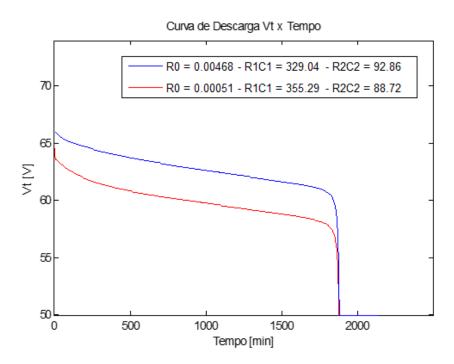


Figura 4-13 – Comparação entre as curvas de tensão terminal para diferentes valores de R₀.

4.4 Conclusões Parciais

Neste capítulo foram apresentados os resultados da análise de probabilidade da simulação de Monte Carlo a partir do processo de otimização por algoritmos genéticos. Os cenários abordados demonstraram uma maior dispersão populacional para os valores da resistência R_2 e da capacitância C_2 resultantes do processo de parametrização. Apesar do erro esperado, a escolha destas regiões detectou problemas nos intervalos da massa de dados coletados que são exemplos de operação que retratam situações esporádicas se comparadas com as demais, e consequentemente, o baixo número de amostras relativas. Devido a escolha do valor de SOC igual a 90%, a representação do limite máximo do estado de carga que o banco de bateria conseguiria alcançar, se mostrou outro possível fator relevante atrelado ao menor número de ocorrências no espaço amostral e aos elevados valores do desvio padrão. Para tanto, a escolha do valor de SOC igual a 80%, representaria de forma mais coerente o limite máximo do estado de carga.

Os casos com maiores margens de erro caracterizaram-se por apresentar em um dos pares da rede RC valores de resistência próximos ao limite superior estipulados no algoritmo genético durante a otimização e valores de capacitância abaixo de 10kF. Este fato demonstra um indicativo para o reajuste das restrições no processo de otimização através de estudos mais criteriosos, devendo ser elevado o valor do limite inferior das capacitâncias, assim como reduzir o limite superior das resistências. Também deve ser destacada a variação do valor da resistência série R_0 que não apresentou influência significativa em relação ao tempo esperado entre os resultados, exercendo influência somente quanto a queda de tensão imediata em V_T durante o processo de descarga.

5. Conclusões

Neste trabalho pôde ser desenvolvida a modelagem para baterias ferroviária de chumbo-ácido representada por um circuito elétrico equivalente composto por uma rede *RC* dupla, já conceituado na literatura, para a previsão do tempo limite máximo em situações de descarga.

Na resolução do problema foi admitido um processo de extração para dados de telemetria de uma locomotiva durante um trimestre de operação através da otimização de algoritmos genéticos, realizando uma parametrização dos sete componentes do circuito elétrico equivalente de Thèvenin da bateria. Em sequência foi realizada uma análise de probabilidade por Monte Carlo na determinação da população base que formou a função de distribuição acumulada deste sistema. Como resultado dos estudos, estes métodos empregados propiciaram a indicação da expectância e do desvio padrão de uma função teste, estabelecida como o tempo em que a bateria em descarga leva para atingir níveis de tensão que impossibilitam a partida do motor diesel.

Os resultados obtidos com a implementação da simulação de Monte Carlo foram comparados em diferentes intervalos de estado de carga e corrente de drenagem. Cada faixa de operação apresentou uma margem de erro associado, sendo a região entre 50% e 80% de *SOC* a que apresentou maior precisão (entre 3% e 13% aproximadamente). Mesmo havendo eficácia, a margem de erro observada para estados de carga entre 40% a 70%, com exceção dos intervalos próximos a 50%, compromete a eficiência do resultado obtido devido a margem de erro elevada, implicando em uma maior incerteza sobre essas condições de operação.

Para perspectivas futuras deste trabalho, analisa-se a preparação da locomotiva para ensaios controlados onde possa haver operações que caracterizem melhor a dinâmica do banco de bateria. Além disso, a realização de testes com um estresse mais significativo envolvendo longos períodos de descarga que compreendam uma maior variação do *SOC*, assim como o reajuste

dos limites superiores e inferiores através de estudos mais criteriosos para a escolha das restrições no processo de otimização. A realização de testes para a região aproximadamente linear da curva $SOC \times V_{OC}$, que geralmente envolve a faixa entre 40% e 80%, também poderá influenciar na eficiência do processo de extração.

Outras correções que podem ser realizadas visando resultados mais promissores, estão relacionadas a alteração da constante de tempo do sistema caracterizada pela rede RC em uma possível troca do modelo representativo do circuito elétrico equivalente e a alteração do modelo representativo do perfil da tensão de circuito aberto V_{OC} em função do SOC ou até mesmo uma readequação entre as constantes de tempo sobre qual ramo da rede será especificado na restrição da constante de tempo inferior e superior. A primeira alteração diz respeito ao fato do par R_2 e C_2 neste estudo terem apresentado valores amostrais mais pulverizados que dificultam a escolha da função densidade de probabilidade, sendo assim, a redução da rede RC para apenas um par de elementos (R_1 e C_1) ou a readequação da restrição entre as constantes de tempo inferior e superior (R₁C₁ < R₂C₂) não deverão ser descartadas. A segunda correção diz respeito a alteração do perfil $SOC imes V_{OC}$ para o perfil extraído experimentalmente de uma bateria teste a ser utilizada como molde para a modelagem ao invés da aproximação pelas equações empíricas do modelo CIEMAT que pode não ter representado com tanta fidelidade baterias ferroviárias.

Mesmo apresentando pontos a serem calibrados, este estudo possibilitou a abordagem e a modelagem do sistema dinâmico de baterias envolvendo processos de otimização na extração de seus parâmetros e estudos de probabilidade através de ferramentas como a simulação de Monte Carlo. As suas aplicações não se restringem somente ao processo de descarga a corrente contínua, havendo cenário também para a análise do sistema de carga a quatro estágios (*bulking*, absorção, equalização e flutuação), além de outras situações envolvendo até mesmo a capacidade junto ao motor de arranque, como o processo de partida consecutivas do motor diesel e demais sistemas de gestão operacional do banco de bateria e indicadores de eficiência energética.

6. Referências

- [1] CHAGAS, M.W.P. **Novas Tecnologias para Avaliação de Baterias**. Dissertação Mestrado IEP/LACTEC, 2007.
- [2] BORBA, J.L. Estudos dos Sistemas de Armazenamento de Energia Alicados à Locomotivas Diesel-Elétricas Híbridas. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória, 2015.
- [3] MOURA BATERIAS INDUSTRIAIS. **Apresentação Bateria Ferroviária Moura LOG SDL**. Itapetininga, 2008.
- [4] BOCCHI, N., FERRACIN, L. C., BIAGGIO, S. R. **Pilhas e Baterias: Funcionamento e Impacto Ambiental**. Revista Química Nova na Escola, nº 11, 2000.
- [5] PICCIANO, N. Battery Aging and Characterization of Nickel Metal Hydride and Lead Acid Batteries. The Ohio State University. Columbus, 2007.
- [6] XIAO, B., SHI, Y., HE, L. **A Universal State of Charge Algorithm for Batteries**. Electrical Engineering Dept., University of California, Los Angeles, Los Angeles, 2010.
- [7] KROEZE, R. C., KREIN, P. T. Electrical Battery Model for Use in Dynamic Electric Vehicle Simulation. IEEE University of Illinois. Urbana-Champaign, 2008.
- [8] HURIA T., CERAOLO, M., GAZZARRI, J., JACKEY, R. High Fidelity Electric Model with Thermal Dependence for Characterization and Simulation of High Power Lithium Battery Cells. IEEE University of Pisa. Pisa, 2012.
- [9] CHEN, M., RINCÓN-MORA, G. A. Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I-V Performance. IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 21, no. 2, pp. 504-511. Jun. 2006.
- [10] EINHORN, M., CONTE, F. V., KRAL, C., FLEIG, J. Comparison, Selection and Parameterization of Electrical Battery Models for Automotive Applications. IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 28, no. 3, Mar. 2013.
- [11] SOMAKETTARIN, N., FUNAKI, T. **Parameter Extraction and Characteristics Study for Manganese-Type Lithium-Ion Battery**. International Journal of Renewable Energy Research, vol.5, no. 2, Mar. 2015.
- [12] DEVARAKONDA, L., WANG, H., HU, T. Parameter Identification of Circuit Models for Lead-Acid Batteries Under Non-Zero Initial Conditions. American Control Conference. Portland, 2014.
- [13] LI, J., MAZZOLA, M.S. Accurate Battery Pack Modeling for Automotive Applications. Journal of Power Sources, Mississippi State University. Oktibbeha County, 2013.

- [14] ABU-SHARKH, S., DOERFFEL, D. Rapid Test and Non-Linear Model Characterization of Solid-State Lithium-Ion Batteries. Journal of Power Sources, School of Engineering Science, University of Southampton. Southampton, 2003.
- [15] SUARÉZ-GARCÍA, A., ALFONSÍN, V., URRÉJOLA, S., SÁNCHEZ, Á. **Optimal Parameterization of Electro-Dynamical Battery Model Using Model Selection Criteria**. Defense University Center, Naval Academy, School of Industrial Engineering, University of Vigo, Vigo, 2015.
- [16] HENTUNEN, A., LEHMUSPELTO, T., SUOMELA, J. **Time-Domain Parameter Extraction Method for Thévenin-Equivalent Circuit Battery Models**. IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 29, no. 3, Sep. 2014.
- [17] GANDOMI, A., HAIDER, M. Beyond The Hype: Big Data Concepts, Methods and Analytics, International Journal of Information Management, vol.35, Dec. 2014.
- [18] TECHAMERICA FOUNDATION REPORT. **Demystifying big data: A practical guide to transforming the business of Government**. TechAmerica Foundation's Federal Big Data Commission, 2012.
- [19] COPETTI, J. Modelado de Acumuladores de Plombo-Ácido para Aplicaciones Fotovoltaicas. Tese de Doutorado, Universidad Politécnica de Madrid, 1993.
- [20] ACHAIBOU, N., HADDADI, M., MALEK, A. **Lead-Acid Batteries Simulation Including Experimental Validation**. Journal of Power Sources, Centre de Développement des Energies Renouvelables, Ecole Nationale Polytechnique, 2008.
- [21] MATHWORKS. **What is the Genetic Algorithm? User's Guide**. (Disponível em: https://www.mathworks.com/help/gads/what-is-the-genetic-algorithm.html. Acesso em 3 dez 2016).
- [22] MATHWORKS. **How the Genetic Algorithm Works User's Guide**. (Disponível em: https://www.mathworks.com/help/gads/how-the-genetic-algorithmworks.html?s tid=srchtitle>. Acesso em 3 dez 2016).
- [23] MATHWORKS. **Genetic Algorithm Terminology User's Guide**. (Disponível em: https://www.mathworks.com/help/gads/some-genetic-algorithm-terminology.html?s_tid=srchtitle. Acesso em 3 dez 2016).
- [24] MATHWORKS. **ODE15s User's Guide.** (Disponível em : https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/ode15s.html?searchHighlight=ode15s&s_tid=do c_srchtitle. Acesso em 3 dez 2016).
- [25] BILLINTON, R., ALLAN, R., **Reliability Evaluation of Power Systems.** Springer, 2^a ed., 1996.