

5º PRÊMIO TECNOLOGIA E DESENVOLVIMENTO METROFERROVIÁRIOS

CATEGORIA 3

MODELAGEM DE BATERIAS CHUMBO-ÁCIDO EM APLICAÇÕES FERROVIÁRIAS

INTRODUÇÃO

Atualmente baterias eletroquímicas apresentam desafios tecnológicos relacionados à sua capacidade de armazenamento e conversão de energia. No setor ferroviário, estes dispositivos são de grande importância operacional, sendo considerados como o principal ativo em sistemas de potência de campo, sistemas auxiliares para subestações, conhecidos em inglês como Uninterruptible Power Supply (UPS), circuitos de via, torres de comunicação e em processos de partida de locomotivas. Desta forma, baterias têm relação direta com a eficiência energética e a autonomia do sistema elétrico de locomotivas, em situações em que se deseja desligar o motor diesel, porém sem a desenergização de alguns equipamentos embarcados, vitais para a gestão da composição pelo Centro de Controle Operacional (CCO).

Dada a importância de sistemas de armazenamento em aplicações como a ferroviária, modelagens de baterias podem ser encontradas na literatura. Estes modelos diferem-se entre si de acordo com suas respectivas aplicações em processos de complexidade variada. Portanto, são utilizados desde modelos matemáticos baseados em abordagens estocásticas e equações obtidas por métodos empíricos [1], até modelos de circuitos elétricos equivalentes, em inglês Electric Circuit Model (ECM), que são mais intuitivos. Modelos matemáticos são comumente utilizados em aplicações de previsão de vida útil, eficiência e capacidade. ECM, por sua vez, visam estabelecer uma correlação direta entre fenômenos eletroquímicos e elementos de circuitos elétricos em processos de carga e descarga de baterias [2]. Os principais fatores considerados na representação de uma bateria variam de acordo com suas condições de utilização e aplicação.

Com relação ao estado da arte, métodos para a extração dos principais parâmetros de baterias são propostos em [3-5, 9]. Simulações que representam o comportamento destes dispositivos em diferentes aplicações podem ser encontradas em [1, 2, 6-8]. Estes estudos incluem aplicações automotivas envolvendo baterias de chumbo-ácido, principal tecnologia utilizada no setor ferroviário.

Nesta linha de pesquisa, o presente trabalho propõe um novo modelo para a extração de parâmetros de baterias de chumbo-ácido utilizadas no setor ferroviário, com o objetivo de determinar o comportamento dinâmico e complexo de sistemas de baterias como em processo de descarga, a fim de não afetar a operação de locomotivas. Para tanto, a metodologia baseia-se em um modelo de otimização através de algoritmo genético (AG) associado com análise probabilística via Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial (SMCNS).

Esta análise é aplicada a uma massa de dados reais de operação de locomotiva híbrida, diesel-elétrica, modelo GE-AC44i[®]. Utiliza-se os princípios de big data na parametrização de um circuito equivalente a partir de dados de diferentes cenários de descarga. A modelagem da bateria considera seu estado de carga inicial, capacidade, tensão de entrada e corrente terminal.

O aspecto inovador e principal contribuição deste trabalho consistem na associação de análise probabilística, que retrata as condições operativas de baterias de chumbo-ácido, com ferramenta de otimização. A metodologia proposta é verificada através de comparação dos resultados obtidos a partir dos parâmetros determinados com parâmetros simulados.

Além desta seção introdutória, o trabalho é organizado em outras quatro seções. A seção II apresenta a modelagem utilizada para a bateria de chumbo-ácido e a seção III descreve a metodologia proposta. Os resultados obtidos e sua comparação com dados reais são apresentados na seção IV, enquanto que a seção V discorre sobre as principais conclusões deste estudo.

MODELAGEM DA BATERIA

A modelagem de bateria utilizada no presente trabalho consiste no circuito elétrico (ECM)-baseado em equivalente de Thevenin, capaz de representar respostas de tensão a excitações de corrente através de um circuito dinâmico constituído por uma rede de resistências e capacitâncias (rede RC). Mais especificamente, utiliza-se uma rede de dois ramos, R_1C_1 e R_2C_2 , por fornecer uma aproximação aceitável para a constante de tempo do

sistema, com base na taxa de aquisição de dados de simulação da locomotiva em estudo, baseada na sua taxa de registro de telemetria. Estes ramos são responsáveis pela resposta transitória na base de tempo em minutos. Além disto, esta escolha baseou-se em trabalhos da literatura cujas baterias apresentam comportamentos de resposta similares para períodos entre minutos e horas [3-6]. No presente trabalho, desconsidera-se a influência da temperatura e do estado de carga da bateria na variação dos valores de sua impedância interna, utilizando-se um modelo linear simplificado de menor complexidade. A Figura 1 ilustra de forma representativa a topologia de ECM utilizada [3], cujo comportamento é formulado em (1)-(3).

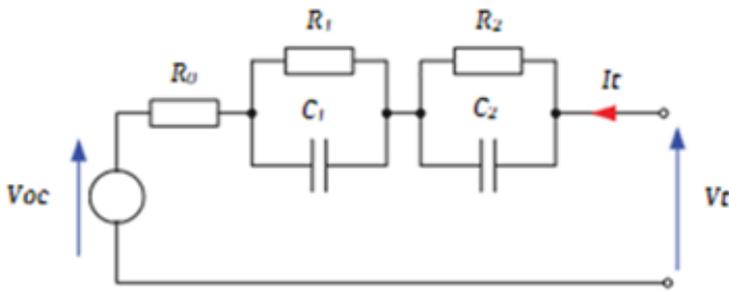


Figura 1 - ECM utilizado para bateria.

$$V_T(t) = Voc(SOC(t)) + R_0 \cdot I_T(t) + V_{c_1}(t) + V_{c_2}(t) \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{V}_{c_1} \\ \dot{V}_{c_2} \\ \dot{SOC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-1}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_{c_1} \\ V_{c_2} \\ SOC \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \\ \frac{1}{Q} \end{bmatrix} \cdot I_T \quad (2)$$

$$Voc(t) = N_c \cdot \{2,085 - 0,12 \cdot [1 - SOC(t)]\} \quad (3)$$

Em que:

t	Instante de tempo [s];
V_T	Tensão terminal da bateria [V];
V_{OC}	Tensão de circuito aberto da bateria [V];
SOC	Estado de carga [%];
R_0	Resistência interna total da bateria, responsável pelas perdas ôhmicas [Ω];
I_T	Corrente terminal [A];
V_{C_1}, V_{C_2}	Tensões nas capacitâncias C_1 e C_2 do modelo, respectivamente [V];
Q	Carga da bateria [A.s]; e
N_C	Número de células no banco de baterias.

A equação (1) descreve o ECM da Figura - 1, enquanto que a equação (2) consiste no sistema de equações diferenciais para determinação das variáveis do ECM, incluindo o estado de carga SOC . Destaca-se a dificuldade prática para a aquisição adequada da tensão de circuito aberto, V_{OC} , em função da concentração eletrolítica, SOC , de baterias de capacidades semelhantes à analisada no presente trabalho, devido à necessidade de inúmeros processos de carga e descarga envolvendo equipamentos de grande porte [5, 6]. Para contornar esta dificuldade, utiliza-se uma adaptação do modelo empírico CIEMAT [7] para a função $V_{OC}(SOC)$, formulada em (3) e ilustrada na Figura - 2. Apesar de elaborado para aplicações de sistemas dinâmicos de baterias chumbo-ácido em geração fotovoltaica, este modelo também descreve de forma satisfatória a relação $V_{OC} \times SOC$ para a bateria de chumbo-ácido da aplicação ferroviária em estudo. Além disto, o modelo CIEMAT apresenta maior precisão, ou menor erro médio quadrático, do inglês root-mean-square error (RMSE), se comparado com outros modelos aproximados [7-9].

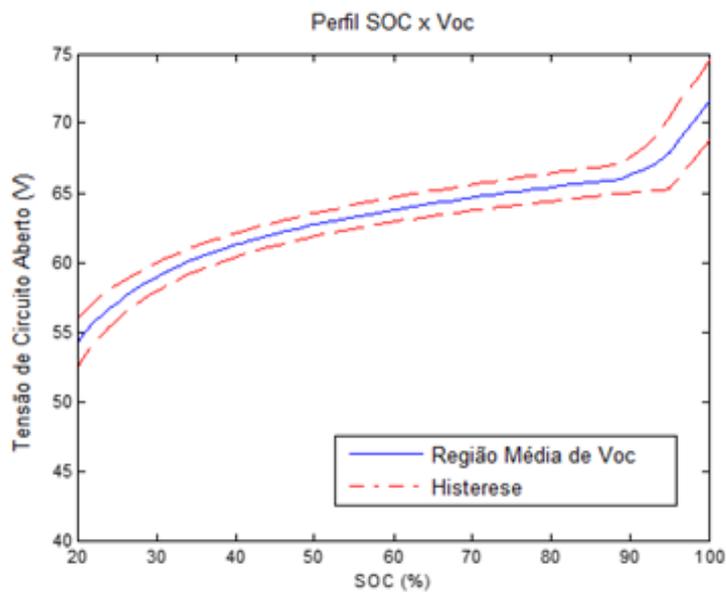


Figura 2 - Perfil $SOC \times V_{OC}$ de uma amostra segundo modelo CIEMAT.

DIAGNÓSTICO

A metodologia proposta envolve a aplicação de um algoritmo genético para a parametrização da bateria segundo o modelo ECM da Figura - 1, para uma dada condição de descarga. Uma vez que a base de dados reais inclui inúmeras condições de descarga, diversos conjuntos de parâmetros são obtidos através desta aplicação. Portanto, a metodologia também contempla um tratamento probabilístico para obtenção de funções de densidade de probabilidade acumulada de cada parâmetro, que servem como entrada da Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial, cujo propósito consiste em estimar indicadores de desempenho da bateria, como o tempo de descarga. Na sequência, a metodologia de otimização por algoritmo genético e o tratamento probabilístico via SMCNS são descritos em detalhes.

1. MODELAGEM DA BATERIA

a. Otimização via Algoritmo Genético:

A metodologia proposta para a obtenção dos parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 e C_2 do modelo de bateria da Figura - 1 utiliza séries cronológicas de corrente e tensão terminal, durante processos de carga e descarga provenientes da operação. Para as variáveis V_T e I_T , obtêm-se as séries v_m e i_m , respectivamente, que são vetores cuja ordem refere-se ao número de amostras. Estas séries, por sua vez, são submetidas a um processo de otimização a partir da interpolação de I_T com o tempo correspondente a cada intervalo de descarga da bateria.

A função objetivo (*FOB*) do problema de otimização proposto, formulada em (4), consiste na minimização do RMSE, entre a tensão terminal obtida de simulação da bateria utilizando-se o software OPENMODELICA®, $V_{T_{real}}^i$, e a respectiva tensão terminal V_T de saída do ECM da Figura - 2.

$$\text{Min } FOB = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{Na} (V_{T_{real}}^i - V_T^i)^2} \quad (4)$$

Em que Na é o número de amostras provenientes de simulação. Destaca-se que $V_{T_{real}}^i$ consiste em um dado amostral de simulação enquanto que V_T é variável dependente função de R_0 , R_1 , R_2 , C_1 e C_2 conforme (1)-(2). Portanto, estes parâmetros de resistência e capacitância são as variáveis de otimização do modelo proposto, que é sujeito às restrições (4)-(9).

Estas restrições foram calibradas com base na literatura [6, 11] para baterias de tamanho próximo ao considerado no presente trabalho, cujos dados são apresentados na seção de resultados. Modelos estatísticos são apresentados em [10-12] para modelagem e parametrização de bancos de baterias de chumbo-ácido em aplicações ferroviárias

A metodologia proposta envolve a aplicação de algoritmo genético, técnica de otimização inspirada nos princípios de seleção natural da teoria da evolução [11], para a resolução do problema (3)-(9). Um indivíduo do AG representa uma solução candidata para o problema, que neste caso consiste em um conjunto de valores, sendo um para cada parâmetro R_0 , R_1 , R_2 , C_1 e C_2 , além de valores para as tensões nos capacitores no tempo inicial $V_{C_1}(0)$ e $V_{C_2}(0)$, conforme representado na Figura - 1. Estas tensões são incluídas entre as variáveis de otimização devido à dificuldade de aquisição de seus dados iniciais, $V_{C_1}(0)$ e $V_{C_2}(0)$, em ambiente operativo real e não controlado da bateria, para a resolução do sistema (1)-(2). Desta forma, para uma representação realista do sistema, considera-se que $V_{C_1}(0)$ e $V_{C_2}(0)$ também não possam ser obtidas como dados amostrais do modelo de simulação da bateria e, portanto, estas tensões, que influenciam efetivamente na resposta transitória da bateria, são incluídas entre as variáveis de otimização na metodologia proposta.

$$0 < R_0 < 1 \quad (4)$$

$$0 < R_1 < 1 \quad (5)$$

$$0 < R_2 < 1 \quad (6)$$

$$1 < C_1 < 105 \quad (7)$$

$$1 < C_2 < 105 \quad (8)$$

$$R_1 C_1 < R_2 C_2 \quad (9)$$

Para cada solução candidata do AG, o sistema de equações (1)-(2) é resolvido para se determinar a tensão V_T e a função de aptidão de um indivíduo i ($f a_i$), inversamente proporcional à função objetivo que se pretende minimizar, conforme (10).

$$f a_i = 1/FOB_i \quad (10)$$

O AG foi escolhido considerando-se a complexidade e o esforço computacional para a obtenção dos parâmetros R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 , e das tensões $V_{C_1}(0)$ e $V_{C_2}(0)$, a partir do sistema (1)-(2), por modelos clássicos baseados em derivação da função objetivo. Esta complexidade é aumentada pelo comportamento dinâmico destes parâmetros, conforme descrito adiante. Adicionalmente, esta escolha baseou-se no fato do AG ser uma técnica bem consolidada para a resolução de problemas complexos multi-variáveis com potencialidade para a obtenção de soluções de boa qualidade, embora não garantam encontrar a solução ótima global [11].

b. Análise Probabilística:

O problema de otimização (3)-(9) é complexo e requer a resolução de inúmeros subintervalos sequenciais devido ao comportamento dinâmico e variação dos parâmetros da bateria com a sua condição de carga. Portanto, este problema de otimização é resolvido para diferentes subintervalos de descarga $[t_a, t_b]$ cujo o tamanho supera o número de 129.600 amostras, e para cada subintervalo, os parâmetros R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 , e as tensões $V_{C_1}(0)$ e $V_{C_2}(0)$ são determinadas através do AG.

No tempo total de descarga, compreendendo todos os subintervalos, um conjunto de valores para cada parâmetro é obtido. Deste conjunto, uma análise probabilística é realizada para cada parâmetro, a fim de se determinar seu histograma de valores, função densidade de probabilidade, função de distribuição acumulada e valor esperado.

Portanto, os parâmetros R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 , e as tensões $V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$ são tratados como variáveis aleatórias (X_i).

A análise probabilística baseia-se no método de Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial (SMCNS). Este método efetua sorteios para obter amostras do conjunto de variáveis aleatórias X_i . Para cada amostra, juntamente com a corrente de descarga e o *SOC* inicial preestabelecidos, a tensão de circuito aberto V_{OC} é obtida do sistema (1)-(2) que simula o processo de descarga, sendo esta tensão definida como função teste F_T . Esta variável aleatória é relacionada ao tempo limite de descarga como sendo a expectância do tempo de descarga da bateria a ser determinada. Esta expectância representará uma estimativa de tempo considerando-se diferentes cenários operacionais possíveis, sendo cada cenário relativo a uma condição de carga, tratando-se, portanto, de uma abordagem realista para o problema.

O valor esperado, variância, variância do valor esperado, desvio padrão e coeficiente de variação estatístico da função teste $F_T = V_{OC}$, calculados durante o processo de SMCNS, são formulados em (11)-(15), respectivamente, em que N é o número de amostras realizadas pelo método [12].

$$\tilde{E}[F_T(X)] = \frac{\sum_{i=1}^N F_T(X_i)}{N} \quad (11)$$

$$\tilde{V}[F_T(X)] = \frac{\sum_{i=1}^N \{F_T(X_i) - \tilde{E}[F_T(X_i)]\}^2}{N-1} \quad (12)$$

$$\tilde{V}\{\tilde{E}[F_T(X)]\} = \frac{\tilde{V}[F_T(X)]}{N} \quad (13)$$

$$\sigma = \sqrt{\tilde{V}\{\tilde{E}[F_T(X)]\}} \quad (14)$$

$$\beta = \frac{\sigma}{\tilde{E}[F_T(X)]} \quad (15)$$

Destaca-se que o valor esperado de uma variável aleatória pode ser uma boa estimativa de seu valor verdadeiro se o número de amostrar for suficientemente grande [12]. A condição de “suficiência” é alcançada a partir de um valor relativamente pequeno para o coeficiente de variação estatístico β , definido por uma tolerância preestabelecida ou por um limite sobredimensionado do número de amostras como critérios de parada do SMCNS.

c. Algoritmo Proposto:

A Figura - 3 apresenta o fluxograma do algoritmo de otimização com análise probabilística conforme metodologia proposta neste trabalho para a determinação dos parâmetros dinâmicos de bateria de chumbo-ácido em processo de descarga. O algoritmo tem início a partir da entrada dos dados de V_T , I_T , Q e SOC provenientes da telemetria da locomotiva. Esses parâmetros em conjunto com valores randomicamente escolhidos dentro dos limites estipulados entre (4)-(9) para os parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , V_{C1} e V_{C2} , serão a base dos cálculos do algoritmo na resolução das equações (2) e (3), assim como a integração das equações diferenciais para a resolução da equação (1).

O valor de V_T como sendo saída desta primeira parte do algoritmo será comparado com o V_T fornecido pela locomotiva para o cálculo do erro quadrático do sistema a ser minimizado na função objetivo (FOB_i) a ser empregada na determinação da função de aptidão (fa_i) como índice de sucesso adaptativo do algoritmo e como conclusão da primeira rodada do otimizador. Antes do início da rodada seguinte de otimização, o algoritmo realiza uma conferência dos resultados e se fa_i for menor que a tolerância preestabelecida no algoritmo, então o processo estará concluído, caso contrário, redefine-se o conjunto de parâmetros $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2, Vc_1$ e Vc_2 a partir dos resultados da geração anterior para início da próxima rodada/geração de dados.

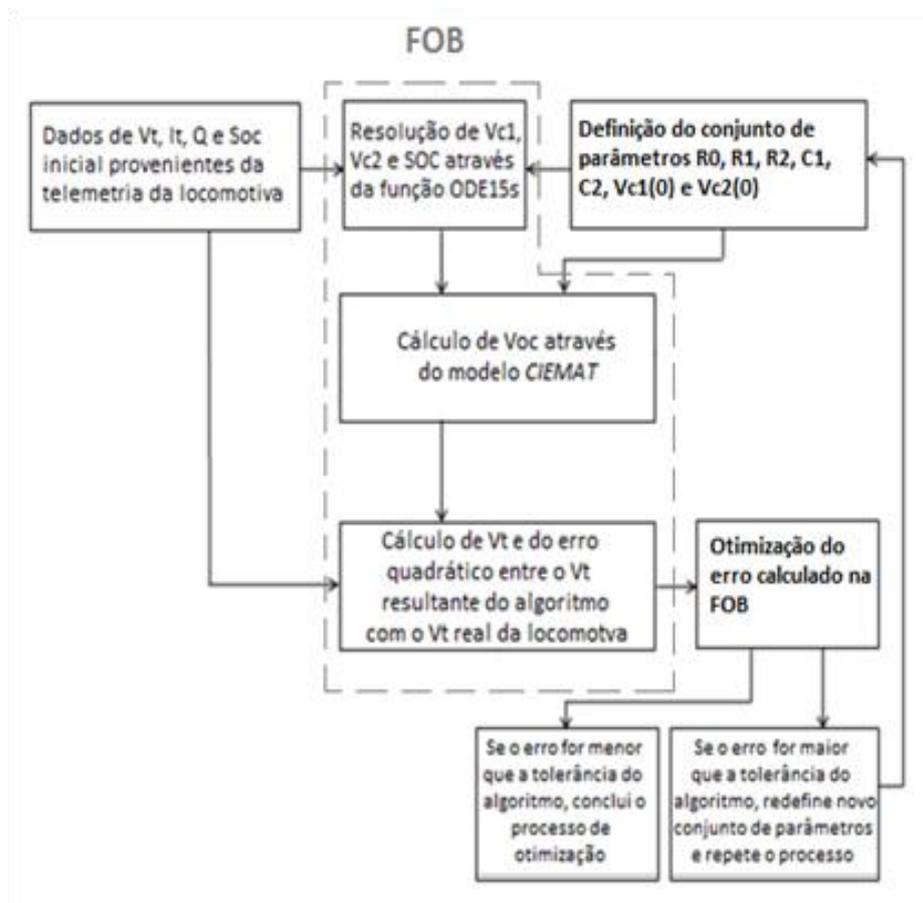


Figura - 3. Fluxograma do algoritmo proposto.

ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados obtidos pela aplicação da metodologia proposta para determinação de parâmetros dinâmicos de bateria em regime de descarga. Para tanto, considerou-se a topologia de ECM da Figura - 1 e duas células de baterias em série, de 2 V cada, cujos parâmetros de cada célula são apresentados na Figura - 4 obtida do software OPENMODELICA® para a simulação do comportamento da bateria.

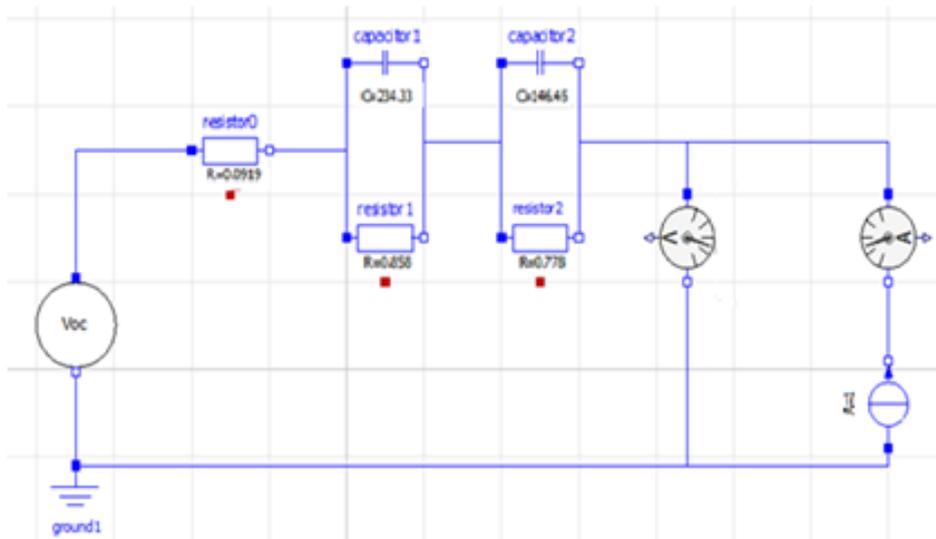


Figura - 4. Topologia de ECM de uma célula de bateria.

Esta simulação é feita no software OPENMODELICA® e os dados correspondentes são considerados exatos, ou seja, considera-se que o modelo de bateria do software citado seja suficientemente preciso para simular suas condições reais de operação. E para isso, assume-se que as tensões iniciais nos capacitores como sendo nulas em $t = 0$:

$$V_{C1}(0) \text{ e } V_{C2}(0) = 0$$

A simulação da bateria no software citado é efetuada em um cenário de carregamento por corrente contínua com o intuito de obter o comportamento de sua tensão terminal V_T com o tempo, conforme ilustrado na Figura - 5 cuja curva fornece os dados de tensão $V_{T_{real}}^i$ usados na função objetivo de (3) para o processo de otimização da metodologia proposta. A Tabela I apresenta os resultados obtidos pela metodologia de otimização proposta para os parâmetros do ECM da bateria virtual, juntamente com as tensões $V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$. O valor do erro médio quadrático formulado em (3) também é apresentado considerando-se as tensões $V_{T_{real}}^i$ do modelo da Fig. 4 e as tensões V_T obtidas do ECM dinâmico da Fig. 1 para os valores otimizados de $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2, V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$. De forma análoga, o RMSE também é calculado para as variáveis V_{OC} e SOC .

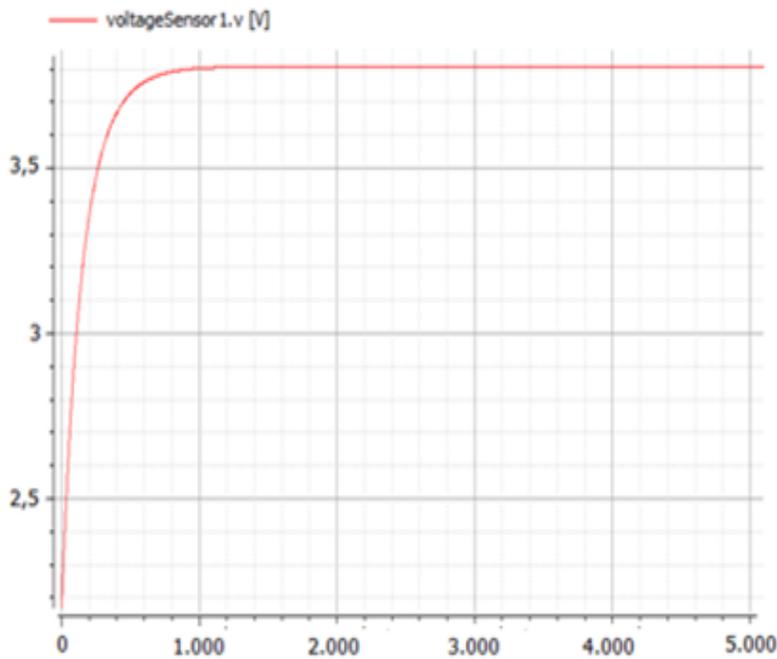


Figura - 5. Comportamento da tensão terminal no tempo do ECM.

Tabela I - Resultados obtidos pela metodologia proposta.

Parâmetros ECM	Dados predefinidos na simulação	Dados via modelo proposto	Variável de Estado	RMSE (%)
R0	0,0919	0,0893	VT	0,0025
R1	0,858	0,835	SOC	$4,1 \times 10^{-15}$
R2	0,778	0,6887	VOC	$6,7 \times 10^{-7}$
C1	234,33	212,554	VC1	2,0886
C2	145,45	112,879	VC2	2,9377
VC1(0)	0	0,4498		
VC2(0)	0	0,3967		

Tendo em vista o comportamento dinâmico dos parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 , C_2 , $V_{C1}(0)$ e $V_{C2}(0)$ durante o descarregamento da bateria da locomotiva e os diferentes comportamentos operativos neste período, estas grandezas são analisadas de forma probabilística através da identificação de suas funções densidade de probabilidade. As funções mais aderentes ao conjunto de dados obtido para cada variável são identificadas, assim como as respectivas funções de distribuição acumulada. As Figuras 6 e 7 apresentam os histogramas para as variáveis anteriores. As curvas de distribuição acumulada correspondentes a cada função de distribuição de probabilidade Weibull bi-paramétrica dos histogramas são apresentadas nas Figuras 8 e 9.

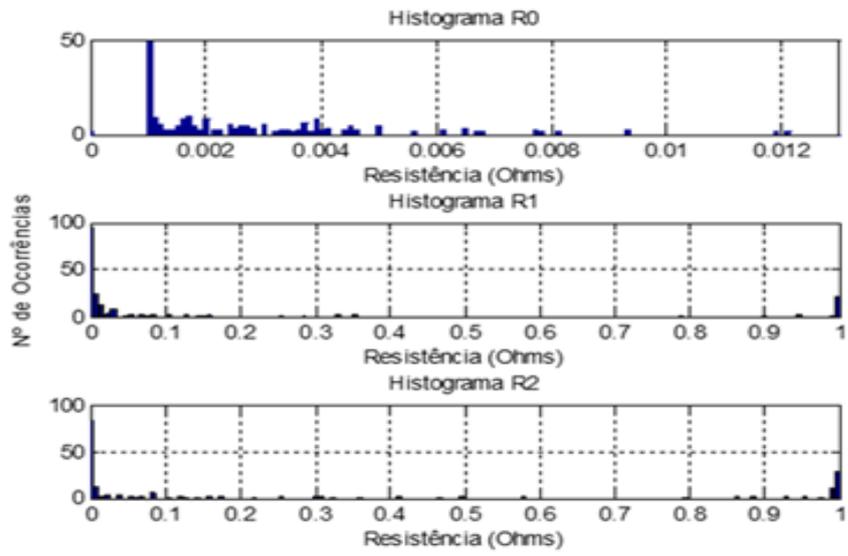


Figura - 6. Histogramas de R0, R1 e R2.

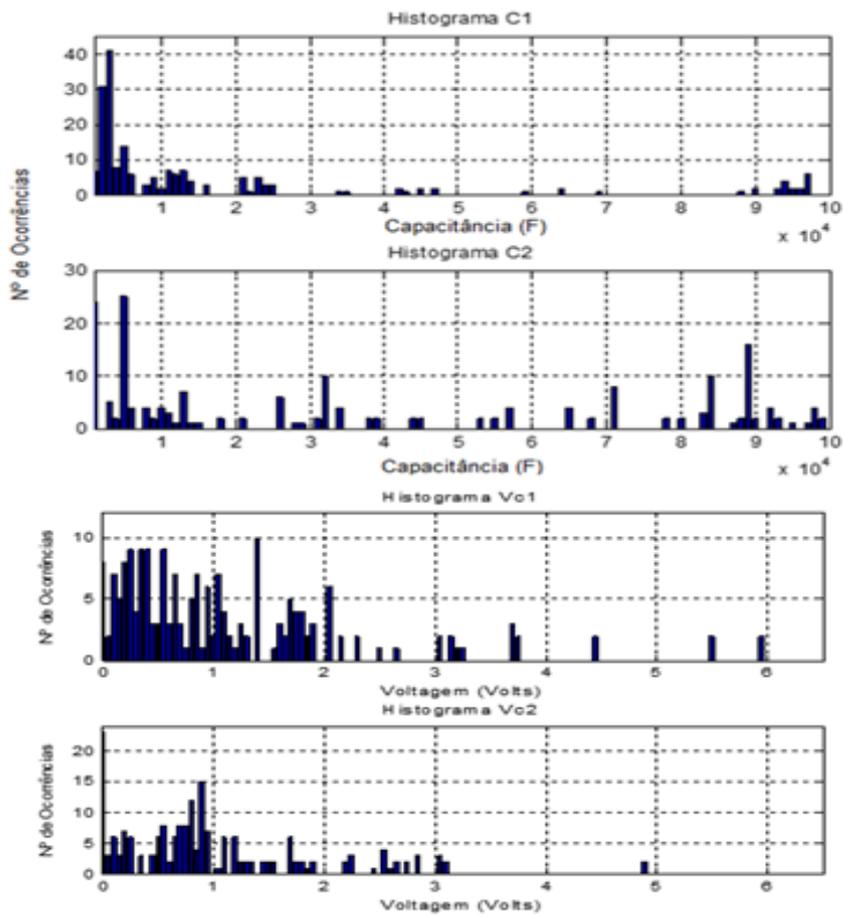


Figura - 7. Histogramas de C1, C2, VC1 e VC2.

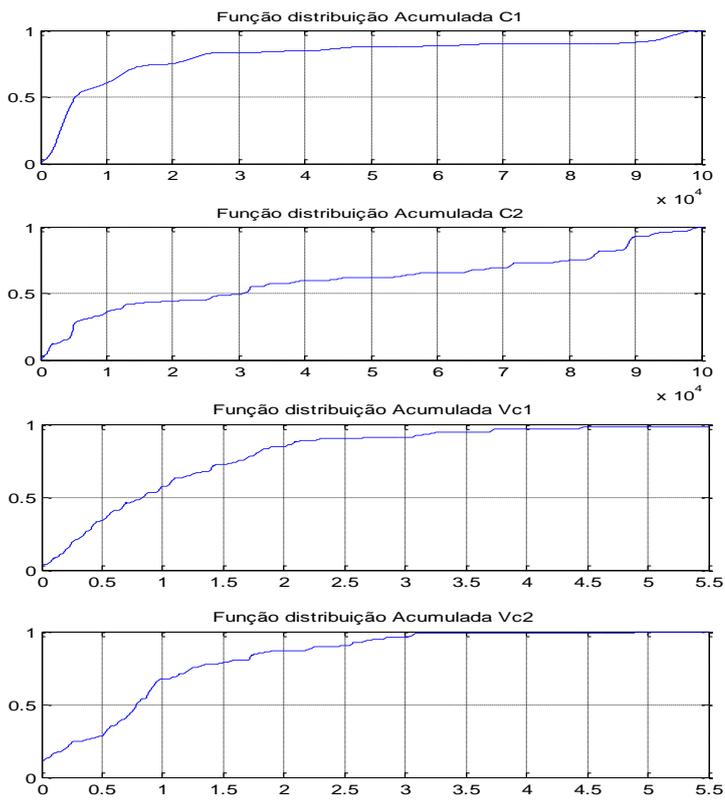


Figura - 8. Funções de distribuição acumulada dos parâmetros R0, R1 e R2.

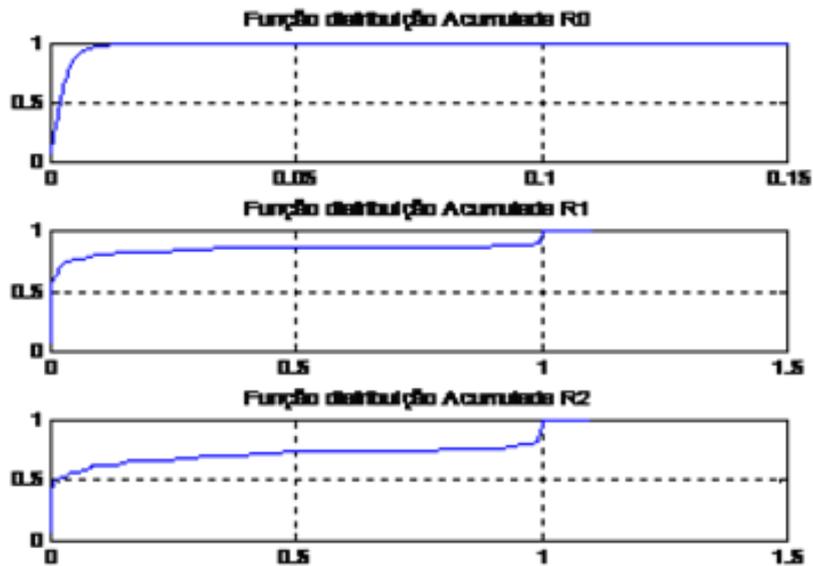


Figura - 9. Funções de distribuição acumulada de C1, C2, VC1 e VC2.

Para a obtenção dos valores esperados do tempo máximo de descarga da bateria e do erro correspondente, foram gerados trinta cenários compostos por combinações de:

- Seis valores de *SOC* - 90% a 40% igualmente espaçados em 10%;
- Cinco valores de corrente de drenagem - 12A a 60A igualmente espaçadas em 12A.

Os cenários anteriores estão incluídos na região linear da variável *SOC*, ou seja, a região não linear é desconsiderada no presente trabalho por caracterizar um comportamento dinâmico acentuado que dificulta a análise além de se distanciar da finalidade que se deseja estudar. No entanto, como a região não linear envolve zonas além dos limites comuns de operação da locomotiva, isso torna possível a simplificação sem perda de representatividade do comportamento da bateria.

Sobre os limites de *SOC*, abaixo do inferior de 40%, a confiabilidade da profundidade de descarga para realização de partida do motor diesel da locomotiva passa a ser prejudicada. O valor 90%, por sua vez, é estabelecido como uma aproximação do limite superior de estado de carga dos 32 elementos que compõem o banco de baterias de 68 V, em condições normais de operação.

Os valores de corrente são definidos dentro de limites comuns da carga associados ao consumo pelos sistemas embarcados da locomotiva. Mais especificamente, o limite inferior de corrente solicitada pelo computador de bordo e demais componentes de mínima atuação, vitais para as funções básicas da locomotiva, é próximo de 12 A, enquanto que o consumo de todos os sistemas embarcados e de iluminação operando simultaneamente é limitado por aproximadamente 60 A.

A SMCNS é realizada para cada cenário anteriormente definido e o critério de parada é dado pelo número máximo de 10.000 amostras ou pela tolerância para o coeficiente β de 0,005. A Figura 10 apresenta os valores esperados para os tempos máximos de descarga obtidos para cada cenário, com uma representação de seu desvio padrão através de um segmento de reta com ponto médio no valor esperado de cada ponto.

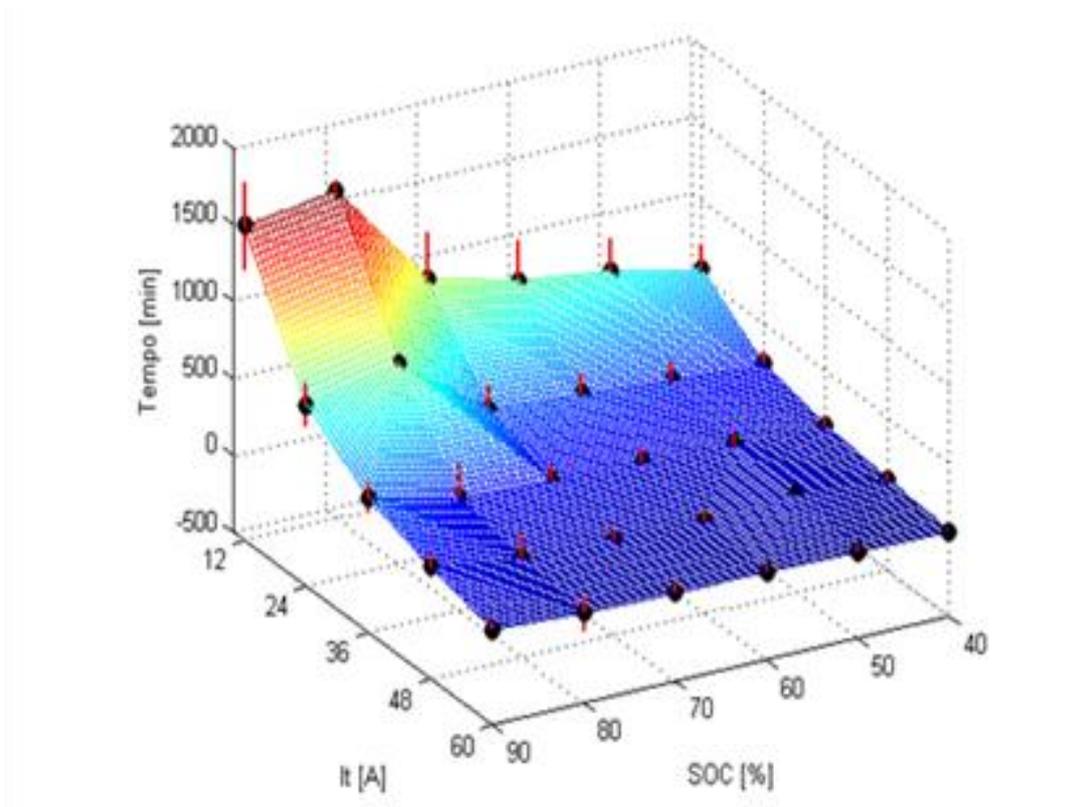


Figura - 10. Superfície desvio padrão dos tempos limite de descarga em função de SOC e I_T .

De acordo com os resultados anteriores e a superfície das Figuras 10 e 11, os tempos esperados e respectivos desvios padrão variam conforme condição operativa da bateria, com a expectativa de tempo tendendo a diminuir com a redução de SOC e aumentar com a redução da corrente I_T . Quanto menor o desvio padrão, maior é o grau de confiança do modelo para a região de operação.

Estes valores também são fornecidos na Tabela II, juntamente com os respectivos números de amostras necessárias pela SMCNS.

Tabela II - Resultados obtidos via SMC conforme metodologia proposta.

SOC [%]	Corrente [A]	Expectância do Tempo [min]	Valor Médio do Tempo [min]	Desvio Padrão do Tempo [%]	Número de Simulações
90	12	1548,9985	1589,8031	35,694	10000
	24	684,6458	677,0076	20,3771	1695
	36	380,7050	374,9493	23,3829	2279
	48	231,6755	239,5474	25,8572	1278
	60	125,0101	147,3551	29,8948	2324
80	12	1632,0705	1632,0704	9,3421	2314
	24	816,1546	816,1546	13,6224	2163
	36	233,2782	233,2782	46,6669	2495
	48	146,0978	146,0978	35,6103	1843
	60	95,3188	95,3187	8,9077	2272
70	12	912,1063	912,1064	3,3066	2773
	24	373,0238	373,0235	40,8289	2589
	36	210,6384	210,6382	45,8149	2441
	48	128,4059	128,4055	51,7526	2493
	60	83,6251	83,6250	58,4548	2062
60	12	765,6873	765,6872	33,8196	1775
	24	330,6972	330,6971	38,9294	2063
	36	185,0959	185,0958	44,5512	2322
	48	108,2587	108,2586	51,4674	2462
	60	73,4041	73,4041	57,8510	2726
50	12	680,3448	680,3449	30,7180	2182
	24	282,8406	282,8406	37,8197	2091
	36	158,2637	158,2637	42,9483	2263
	48	142,7767	142,7767	6,8281	916
	60	64,5608	64,607	54,3809	2485
40	12	549,4937	549,4936	30,1825	2936
	24	237,5143	237,5143	34,8576	2622
	36	136,0458	136,0458	40,3778	1499
	48	87,7665	87,7665	44,3368	1905
	60	50,0429	50,0429	55,3846	2204

Os desvios padrão mais elevados em alguns intervalos de SOC e I_T devem-se aos números reduzidos de amostras dos dados de operação da locomotiva nestes intervalos, uma vez que o modelo operacional e as condições de despacho da composição na empresa colaboram para uma menor frequência desses cenários. Portanto, podemos notar o número percentual relativamente inferior do desvio padrão para operações mais usuais (corrente terminal próxima de 12 A e estado de carga na casa de 80%), além do aumento do espaço amostral que pode reduzir estes desvios e aumentar o grau de confiança do modelo proposto.

Os intervalos com maior margem de erro, como para corrente terminal igual 60 A nos estados de carga entre 40% e 70% e para corrente terminal igual 48 A nos estados de carga entre 60% e 70%. O conjunto de parâmetros R_0 , R_1 , R_2 , C_1 e C_2 caracterizam um ECM em que pelo menos um dos pares RC tem valor elevado de resistência, até 1 Ω , enquanto que a respectiva capacitância é da ordem de 10 kF a 100 kF. O comportamento da tensão V_T com o tempo para diferentes intervalos de R_1C_1 é ilustrado na Figura - 12, enquanto que a Figura - 13 apresenta este comportamento para dois intervalos com RC próximos, porém diferenciando-se mais sensivelmente com relação a R_0 . Enquanto que a resistência série representada por R_0 colabora na queda da tensão terminal de forma mais linear sem muita alteração no comportamento da curva de descarga devido a representação do Efeito Joule, o conjunto de pares RC influenciam na dinâmica da descarga de forma mais severa pela representação das reações eletroquímicas. Deste modo, números destoantes de RC irão representar modelos químicos e aplicações também destoantes em relação a atividade fim que se deseja explorar na simulação.

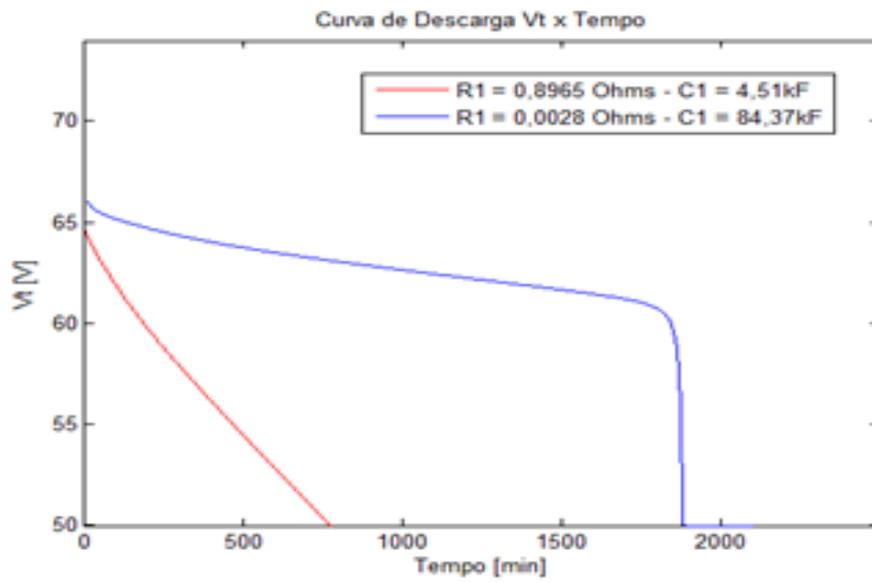


Figura - 12. Comportamentos da tensão terminal com o tempo para diferentes intervalos.

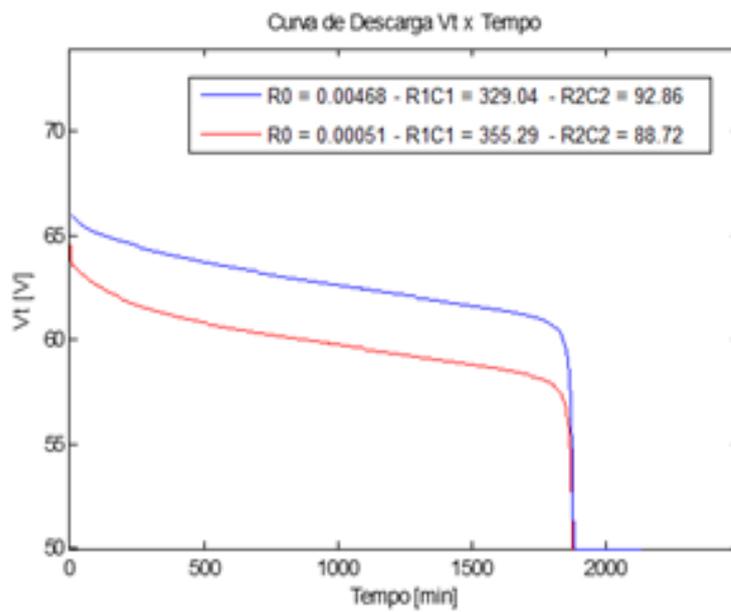


Figura - 13. Sensibilidade do comportamento da tensão terminal com R_0 .

CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou o ensaio para o desenvolvimento de uma nova metodologia para a parametrização de baterias de chumbo-ácido através de aplicações ferroviárias a partir de um modelo de otimização via algoritmo genético e de análise probabilística para diferentes intervalos operativos, utilizando-se Simulação de Monte Carlo Não-Sequencial. O modelo de bateria baseia-se em um circuito elétrico equivalente da literatura constituído por uma rede RC dupla. O objetivo é determinar o comportamento dinâmico do sistema de baterias durante processos como descarga da bateria utilizando-se o modelo de circuito com seus parâmetros determinados através da metodologia proposta. Os desvios padrão obtidos para as variáveis de otimização indicam determinado nível de incerteza quanto ao modelo da bateria, cujas opções para redução, como o aumento de amostras relativas a esses cenários de operação, além de um modelo alternativo ao CIEMAT utilizado, deverão ser investigadas em trabalhos futuros. No entanto, a metodologia proposta mostrou-se promissora para determinar o comportamento dinâmico e complexo de sistemas de baterias durante processos como descarga e outros que deverão ser avaliados em continuidade a este trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] KROEZE, R. C., KREIN, P. T. "Electrical Battery Model for Use in Dynamic Electric Vehicle Simulation". IEEE University of Illinois. Urbana-Champaign, 2008.
- [2] HURIA T., CERAOLO, M., GAZZARRI, J., JACKY, R. "High Fidelity Electric Model with Thermal Dependence for Characterization and Simulation of High Power Lithium Battery Cells". IEEE University of Pisa. Pisa, 2012.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] LI, J., MAZZOLA, M.S. "Accurate Battery Pack Modeling for Automotive Applications". Journal of Power Sources, Mississippi State University. Oktibbeha County, 2013.
- [7] COPETTI, J. "Modelado de Acumuladores de Plombo-Ácido para Aplicaciones Fotovoltaicas". Tese de Doutorado, Universidad Politécnica de Madrid, 1993.

- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] MATHWORKS. "ODE15s - User's Guide". (Disponível em : https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/ode15s.html?searchHighlight=ode15s&s_tid=doc_srchtile. Acesso em 3 dez 2016).
- [11] MATHWORKS. "Genetic Algorithm Terminology - User's Guide". (Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/gads/some-genetic-algorithm-terminology.html?s_tid=srchtile>. Acesso em 3 dez 2016).
- [12] BILLINTON, R., ALLAN, R., "Reliability Evaluation of Power Systems". Springer, 2ª ed., 1996.