



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E DE
COMPUTAÇÃO

DARIELSON ARAÚJO DE SOUZA

PREDIÇÃO E MONITORAMENTO DA VIDA ÚTIL REMANESCENTE DE
BATERIAS AERONÁUTICAS

SOBRAL-CE

2016

DARIELSON ARAÚJO DE SOUZA

**PREDIÇÃO E MONITORAMENTO DA VIDA ÚTIL REMANESCENTE DE
BATERIAS AERONÁUTICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Federal do Ceará, Campus Sobral, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação. Área de concentração: Eletrônica de Potência e sub área: Sistemas Eletrônicos de Medida e de Controle.

Orientador: Prof. Dr. Vandilberto Pereira Pinto.

SOBRAL-CE

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- S237p Souza, Darielson Araújo.
PREDIÇÃO E MONITORAMENTO DA VIDA ÚTIL REMANESCENTE DE BATERIAS
AERONÁUTICAS / Darielson Araújo Souza. – 2016.
78 f. : il. color.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Sobral, 2016.
Orientação: Prof. Dr. Vandilberto Pereira Pinto.
1. Filtro de Kalman Estendido. 2. Filtro de Partículas. 3. Baterias de Li-Po e Li-Ion. 4. VANTs. 5. Vida Útil Remanescente. I. Título.

CDD 621.3

DARIELSON ARAÚJO DE SOUZA

**PREDIÇÃO E MONITORAMENTO DA VIDA ÚTIL REMANESCENTE DE
BATERIAS AERONÁUTICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Federal do Ceará, Campus Sobral, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação. Área de concentração: Eletrônica de Potência e sub área: Sistemas Eletrônicos de Medida e de Controle.

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Vandilberto Pereira Pinto (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC-Sobral)

Prof. José Cláudio do Nascimento
Universidade Federal do Ceará (UFC-Sobral)

Prof. Dr. João Paulo Pordeus Gomes
Universidade Federal do Ceará (UFC-Fortaleza)

Prof. Dr. Otacílio da Mota Almeida
Universidade Federal do Piauí (UFPI)

Aos meus pais, irmãos e todos os amigos que
acompanharam o meu trabalho.

AGRADECIMENTO

Aos meus pais (Antônio de Pádua e Antônia Aparecida) pelo amor e determinação.

Aos meus queridos irmãos (Denis, Diego e Danielle), pelos seus exemplos.

Ao meu querido sobrinho e afilhado (Davi Lucas).

A minha namorada (Larissa), pelo companheirismo e carinho.

Ao Prof. Dr. Vandilberto Pereira Pinto, pela excelente orientação.

Aos professores participantes da banca examinadora pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos professores Dr. João Paulo e Msc. Romulo pela oportunidade de trabalharmos juntos.

Ao amigo João Lucas pela contribuição na bancada experimental do projeto.

Aos colegas da turma de mestrado, pelas reflexões, críticas e sugestões recebidas em especial: (Rosangela, Leonardo Tabosa, Luís Bruno, André, Aglailson, Ronaldo, Elvys e Delano).

A todos os amigos que conheci na UFC, em especial ao Alanio.

A todos os professores que fui aluno no mestrado e a Coordenação do programa.

A todos os meus amigos que torcem por mim.

À CAPES, pelo apoio financeiro com a manutenção da bolsa de auxílio.

“Atitude é uma coisa pequena que faz uma grande diferença.” Winston Churchill

RESUMO

Este trabalho apresenta uma proposta para predição e monitoramento de baterias em VANTs (Veículos Aéreos Não Tripulados). A usabilidade de baterias para fins aeronáuticos tem se tornado bastante comum devido a diversas vantagens em relação a propulsores a combustão. Contudo, é importante o uso de técnicas de PMS (Prognóstico e Monitoramento de Saúde) de equipamentos do VANT, sendo que nesse caso deve ser avaliada a Vida Útil Remanescente (RUL- *Remaining Useful Life*) da bateria. Essa informação pode ser usada para auxiliar à tomada de decisão sobre quais missões são atribuídas ao VANT antes da próxima recarga. O presente trabalho apresenta o algoritmo do Filtro de Kalman Estendido e Filtro de Partículas para predição da Vida Útil Remanescente de baterias de Polímeros de Lítio (Li-Po) e Íons de Lítio (Li-Íon), em que estas são comumente usadas em VANTs. A metodologia proposta utiliza séries de dados contendo a evolução da tensão nos terminais da bateria ao longo do tempo, considerando que a descarga é feita com corrente constante, corrente com ruído branco e corrente aleatória. Diferentes níveis de corrente são considerados, de modo que uma bancada experimental foi desenvolvida para a realização de ensaios e geração das séries de dados usadas neste trabalho. Também foi empregada uma base de dados disponibilizada pela NASA. Os resultados demonstram que a metodologia proposta fornece bons resultados considerando as bases de dados testadas.

Palavras-chave: Filtro de Kalman Estendido. Filtro de Partículas. Baterias de Li-Po e Li-Ion. VANTs. Vida Útil Remanescente

ABSTRACT

This dissertation presents a proposal for the prediction and monitoring of batteries in UAVs (Unmanned Aerial Vehicles). The applicability of batteries for aeronautical purposes has become quite common due to several advantages over the propellant combustion. However, it is important to use PHM (Prognosis and Health Monitoring) techniques as applied to UAV's equipment, where the Battery Remaining Useful Life (RUL) is supposed to be assessed in this case. This information can be used to aid decision-making on which missions must be assigned to the UAV before the next recharge. This paper presents the algorithms of the Extended Kalman Filter and Particle Filter for predicting Remaining Useful Life of Lithium Polymer (Li-Po) and Lithium Ion (Li-Ion) batteries, which are commonly used in UAVs. The proposed method uses data sets containing the profile of the voltage across the battery over time, where discharge is performed with constant current, current containing white noise, and random current. Several distinct current levels are considered, as an experimental workbench is developed for the test and generation of data sets used in this work. A database provided by NASA is also used for this purpose. The obtained results show that the introduced methodology present good considering the evaluated databases.

Keywords: Extended Kalman Filter. Particles Filter. Li-Po and Li-Ion. UAVs. Remaining Useful Life (RUL)

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Comportamento da Bateria no Momento da Descarga.....	22
Figura 2 – Influência da corrente na curva de descarga da bateria.....	23
Figura 3 – Algoritmo do Filtro de Kalman Estendido.....	28
Figura 4 – Comportamento do Filtro de Kalman Estendido.....	29
Figura 5 – Algoritmo do Filtro de Partículas.....	32
Figura 6 – Reamostagem do Filtro de Partículas.....	33
Figura 7 – Curva de Descarga da Bateria Li-Ion [RW13] da NASA.....	35
Figura 8 – Degradação da Capacidade da bateria RW13.....	35
Figura 9 – Curva de Descarga da Bateria Li- Ion [RW14] da NASA.....	36
Figura 10– Degradação da Capacidade da bateria RW14.....	36
Figura 11– VANT Gyrofly.....	37
Figura 12– VANT Gyrofly visto por Cima.....	37
Figura 13– Circuito simplificado da carga eletrônica de corrente constante.....	39
Figura 14– Imagem da Carga Eletrônica de frente.....	40
Figura 15– Imagem da Carga Eletrônica com a bateria Li-Po.....	40
Figura 16– Circuito real da carga eletrônica de corrente constante.....	41
Figura 17– Saída PWM (rosa), saída do filtro passa-baixo (azul).....	42
Figura 18– Circuito divisor de tensão.....	43
Figura 19– Microcontrolador.....	44
Figura 20– Interface da Carga Eletronica.....	45
Figura 21– Ensaio de Descarga com Corrente Constante da Bateria de Li-Po.....	46
Figura 22– Ensaio com Correntes Constantes da Bateria Li-Po.....	47
Figura 23– Corrente de 1.36A tendo a interferência do ruído branco.....	47
Figura 24– Corrente de 2A tendo a interferência do ruído branco.....	48
Figura 25– Corrente de 2.5A tendo a interferência do ruído branco.....	48
Figura 26– Ensaio com Ruído Branco na Corrente de 1.36 A.....	49
Figura 27– Todos os Ensaio com Ruído Branco na Corrente.....	50
Figura 28– Algoritmo que Descreve o modelo do Filtro de Kalman Estendido.....	52
Figura 29– Algoritmo que Descreve o modelo do Filtro de Partículas.....	53
Figura 30– Resultados da previsão para corrente de 1,0 A.....	55
Figura 31– Resultados da previsão para corrente de 1,5A.....	56

Figura 32– Resultado da previsão para corrente 2,0.....	56
Figura 33– Resultados da previsão com RB de 1.36 A.....	57
Figura 34– Resultados da previsão com RB de 2.0 A.....	57
Figura 35– Resultados da previsão com RB de 2.5 A.....	58
Figura 36– Resultados da previsão do primeiro e último Ciclo da Bateria RW13 da NASA.....	58
Figura 37– Resultados da previsão do primeiro e último Ciclo da Bateria RW14 da NASA.....	59
Figura 38– Resultados da previsão para corrente de 1,0 A.....	60
Figura 39– Resultados da previsão para corrente de 1,5 A.....	60
Figura 40– Resultados da previsão para corrente de 2,0 A.....	61
Figura 41– Resultados da previsão com RB de 1.36 A.....	61
Figura 42– Resultados da previsão com RB de 2.0 A.....	62
Figura 43– Resultados da previsão com RB de 2.5 A.....	62
Figura 44– Resultados da previsão da Bateria RW13 da NASA.....	63
Figura 45– Resultados da previsão da Bateria RW14 da NASA.....	63
Figura 46– Resultados dos métodos no nono ciclo de descarga com corrente constante.....	64
Figura 47– Resultados dos métodos no nono ciclo de descarga com corrente com ruído branco.....	65
Figura 48– Resultados dos métodos do último ciclo de descarga da bateria RW13 da NASA.....	65
Figura 49– Resultados dos métodos do último ciclo de descarga da bateria RW14 da NASA.....	66

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARNN	– Rede Neural Recorrente Adaptativa
EKF	– Extended Kalman Filter
HMM	– Hidden Markov Model
IBM	– International Business Machines
i.i.d.	– Independent and Identically Distributed
KF	– Kalman Filter
Li-Íon	– Íons de Lítio
Li-Po	– Polímero de Lítio
MC	– Monte Carlo
MCU	– Micro-Controller Unit
MOSFET	– Metal-Oxide-Semiconductor Field Effect Transistor
Ni-Cd	– Níquel-Cádmio
NASA	– National Aeronautics and Space Administration
Pdf	– Probability Density Function
PF	– Particle Filter
PHM	– Prognostics and Health Management
PIT	– Probability Integral Transform
PWM	– Modulação de Largura de Pulso
RUL	– Remaining Useful Life
RSHUNT	– Resistor Shunt
RV	– Random Variable ou Variável Aleatória
SIR	– Sampling Importance Resampling
SMC	– Sequential Monte Carlo
<i>Threshold</i>	– Limite

VANT – Veículos Aéreos não tripulados

LISTA DE SÍMBOLOS

A	– Ampere
A/D	– Analógico Digital
K	– Instante
$N(\mu, \Sigma)$	– Normal distribution with mean vector μ and covariance matrix Σ
\mathbf{x}	– Vetor de Estado
\mathbf{y}	– Vetor de Medida
\mathbf{v}	– Ruído de processo
\mathbf{w}	– Ruído da medida
$\hat{\mathbf{x}}$	– Vetor de estado
$\hat{\mathbf{y}}_i$	– Observação da Estimativa
P_x	– Matriz de Covariância do Estado Estimado
P_y	– Estimativa da Matriz de observação da covariância.
K	– Ganho de Kalman
$f(.)$	– Função que descreve um estado em evolução
$\tilde{\mathbf{v}}$	– Amostra de vetor aleatório \mathbf{v}
$w^{(i)}$	– Pesos das partículas
N_{eff}	– Número de partículas "efetivas"
Ohm	Constante de Resistencia elétrica

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Estado da Arte	16
1.2	Objetivos	18
1.2.1	<i>Objetivo Geral</i>	18
1.2.2	<i>Objetivos Específicos</i>	18
1.3	Justificativa	19
1.4	Organização do Trabalho	19
1.5	Publicações Originadas da Pesquisa	20
2	BATERIAS	21
2.1	Baterias de Li-Íon	23
2.2	Baterias de Li-Po	24
2.3	Comparando Baterias do tipo Li-Po com Li-Íon	25
2.4	Degradação da Bateria	25
2.5	Estado da Vida Útil Remanescente da Bateria	25
2.6	Estado da Carga (SOC)	26
2.7	Estado da Saúde (SOH)	26
3	MODELOS DE PREDIÇÃO	28
3.1	Filtro de Kalman Estendido (EKF)	28
3.2	Filtro de Partículas (PF)	30
4	DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS	34
4.1	Base de dados da NASA	34
4.2	Base de Dados Gerada em uma bancada experimental	37
4.2.1	<i>Etapa Analógica</i>	41
4.2.2	<i>Etapa Digital</i>	43
4.2.3	<i>Ensaio para a Coleta de Dados</i>	44
5	PREDIÇÃO DA RUL	51
5.1	RUL com Filtro de Kalman Estendido (EKF)	51
5.2	RUL com Filtro de Partículas (PF)	53
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES	55
6.1	Resultados com Filtro de Kalman Estendido	55

6.2	Resultados com Filtro de Partículas.....	60
6.3	Comparações dos Resultados do EKF e PF.....	64
7	CONCLUSÃO	67
7.1	Trabalhos Futuros	67
	REFERÊNCIAS	68
	APÊNDICE A – Esquema completo da bancada Experimental.....	72
	APÊNDICE B – Ambiente para Coleta dos dados da Bateria.....	73
	APÊNDICE C – Comparativo de técnicas nos resultados da Base de Dados com Corrente Constante.....	74
	APÊNDICE D – Comparativo de técnicas nos resultados da Base de Dados com Ruído Branco.....	75
	APÊNDICE E – Comparativo de técnicas nos resultados das Bases de Dados das Baterias RW13 e RW14 da NASA.....	76
	ANEXO A – Probabilidade de cada seleção de valor de carga nominal da Base de Dados de Baterias da NASA.....	77

1 INTRODUÇÃO

Os VANTs (Veículos Aéreos Não Tripulados) estão ganhando grande destaque recentemente, eles são comumente usados para serviços de monitoramento de áreas, reconhecimento de objetos e pessoas, sensoriamento remoto, serviços de entregas, entre outros. Atualmente os VANTs estão sendo utilizados em missões reais tendo resultados positivos, porém há alguns pontos negativos, que poderão causar acidentes, um deles são as falhas em equipamentos no decorrer do voo. O problema pode ser solucionado através de um sistema de monitoramento e prognóstico de falhas nos equipamentos do VANT.

Existem muitas abordagens que tratam do monitoramento de equipamentos aeronáuticos, como nos trabalhos de (NUHIC, 2013), (ZHANG, 2011) e (WIDODO, 2011), que fazem o monitoramento de baterias aeronáuticas. As baterias com o tempo de uso vão se degradando, assim resultando no descarrego mais rápido. A maior parte dos VANTs utilizam baterias de Íons de Lítio (Li-Íon) e Polímero de Lítio (Li-Po) devido a sua alta densidade energética e o seu peso em relação as demais.

1.1 Estado da Arte

Para monitorar e prever as falhas de equipamentos em VANTs, existem técnicas que visam a observação e avaliação da degradação de componentes dos sistemas ao longo do tempo (PENNA, et al., 2012). Essas previsões se dão a partir de técnicas: PHM (*Prognostics and Health Monitoring*) ou em português PMS (Prognóstico e Monitoramento da Saúde). As técnicas de PMS adquirem as informações sobre a saúde do equipamento, baseado no monitoramento de sensores, no qual a informação coletada resultará nas proximidades dos pontos de falhas.

Um sistema de PHM considera tanto o monitoramento da saúde de um equipamento quanto a aplicação do mesmo para estimar uma falha, e assim permitir atuações para efetuar uma manutenção.

Segundo (PENNA, 2011) e (UCKUN, et al., 2008), as características de um estudo de prognósticos são definidas por:

- Todos os sistemas eletromecânicos envelhecem em função do uso, no decorrer do tempo e de condições ambientais.

- O envelhecimento e o acúmulo de danos é um processo monotônico que se manifesta na degradação física e química do componente.
- Sinais de envelhecimento (direto ou indireto) são detectáveis antes da falha ostensiva do componente (i.e perda da função).
- É possível correlacionar sinais de envelhecimento com um modelo de degradação do componente, e assim, estimar a RUL (*Remaining Useful Life*) para um específico componente.

As baterias são exemplos de equipamento que podem obter falha durante o seu uso, ela pode ser analisada posteriormente após o seu monitoramento, onde será avaliada quanto tempo poderá ocorrer a falha, no qual isso é chamada de RUL (*Remaining Useful Life*), ou seja vida útil remanescente da bateria. Para um melhor entendimento, o gerenciamento da saúde será usado para o auxílio da tomada de decisão antes da falha do equipamento, também pode ser usado para uma manutenção preventiva conforme, (SAHA, et al., 2011).

Existem diversos trabalhos com a mesma linha pesquisa, ou seja com métodos para predição e monitoramento para verificar a vida útil remanescente de equipamentos. O modelo proposto por (PENNA, et al., 2012) é baseado em regressão linear para estimar a RUL de baterias de Li-Íon, provendo assim informação necessária para o operador gerenciar a manutenção da bateria no decorrer de sua vida útil. Outro trabalho com a mesma temática é baseado em uma Rede Neural recorrente adaptativo (ARNN) proposto para sistema de previsão do estado. O ARNN desenvolvido é construído com base na arquitetura adaptativa / recorrente *neural network* e os pesos de rede são adaptáveis otimizada utilizando o método recursivo Levenberg-Marquardt (RLM). A eficácia da ARNN proposta é demonstrada através de uma aplicação em permanecer previsão da vida útil das baterias de lítio-íon (LIU, et al., 2009).

O trabalho de (ALVES, et al., 2009), discute aspectos conceituais de prognósticos e monitoramento da saúde (PMS) ou (PHM) enfatizando abordagens aplicadas a sistemas de aeronaves. Também é mostrado as tendências e técnicas de análise de regressão para a estimativa do estado do sistema no durante a falha. Uma técnica para a obtenção de limites de confiança da previsão é feita com base na técnica de Monte Carlo. A abordagem proposta é versátil e pode ser facilmente aplicado a qualquer sistema, para que o estado de saúde do sistema seja monitorado. Nesse trabalho é apresentado um estudo de caso envolvendo dados reais de um sistema de aeronave.

A pesquisa de (Lall, et al., 2015), é usado um método baseado em um *Unscented Kalman Filter* (UKF) para o processo de estimativa de uma função de transferencia dinamica

para implementar um prognóstico de falha de de um LED. Ambos os fluxos e distância de mudança de cor tem sido usado como variável de estado para examinar a robustez do método. A vida útil remanescente é calculada a cada ponto de medição a coparar com os restantes da vida. O resultados mostraram que o estimador de estado poe ser usado como PHM da degradação do LED em relação a ambos os fluxos luminosos e a distancia da mudança de cor.

No trabalho de (BATZEL, et al., 2009.), as ferramentas de prognóstico são desenvolvidos para detectar o aparecimento de falhas elétricas em um gerador de energia da aeronave, e prever a vida útil remanescente (RUL) de um gerador. O foco está no circuito do rotor, uma vez no momento de falha, efeitos e criticidade de análise de estudos indicam que é um candidato de alta prioridade para monitoramento do seu comportamento. Um recurso é desenvolvido e testado por experimentos de falhas sem seleção aleatória para verificar se as fases iniciais de falhas do rotor são observáveis sob diferentes condições de carga do gerador. Um filtro de rastreamento é usado para avaliar o estado de danos e prever a RUL do gerador. Esta informação ajuda a evitar falhas inesperadas enquanto reduz o custo global do ciclo de vida do sistema.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O trabalho visa propor uma estratégia de PHM para auxiliar a tomada de decisão do VANT.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Coletar várias informações do comportamento da bateria de Li-Po e Li-Ion do VANT durante a sua degradação.
- Implementar uma técnica (RUL) que analisará o momento de falha da bateria e usar algumas abordagens para implementar a Predição da RUL com o EKF (Filtro de Kalman Estendido) e um PF (Filtro de Partículas), junto com um modelo exponencial de degradação.

1.3 Justificativa

A importância da predição da RUL (Remaining Useful Life) em baterias aeronáuticas pelo sistema de PHM (Prognostics and Health Management), pode fornecer informações relevantes para uma manutenção preventiva do equipamento, assim uma tomada de decisão de manutenção pode ser gerenciada, resultando numa maior segurança na operação. O trabalho é limitado apenas as simulações com os dados das baterias usadas no VANT.

1.4 Organização do Trabalho

O trabalho encontra-se estruturado em 7 capítulos, incluindo este “INTRODUÇÃO”, que apresenta uma visão geral das partes mais importantes da pesquisa, como a problemática, justificativa, objetivos e materiais e métodos.

O capítulo 2, "BATERIAS", visa dá o entendimento das baterias e seu funcionamento de maneira geral, também apresenta alguns aspectos importantes comuns nas baterias de Li-Po e Li-Ion, mostram alguns conceitos como a sua degradação e o estado da vida útil remanescente presente nelas.

No capítulo 3, "MODELOS DE PREDIÇÃO", é apresentado os conceitos e definições dos modelos usados no presente trabalho, assim como alguns outros modelos usados em trabalhos similares.

O capítulo 4, "DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS", aborda como foi feita a coleta da base da bancada experimental, assim como detalhes técnicos, disposição dos componentes e montagem da bancada. Ainda é apresentada a descrição da base de dados do repositório da NASA, também usada no presente trabalho.

O capítulo 5, "PREDIÇÃO DA RUL", mostra como foram implementadas as técnicas Filtro de Kalman Estendido e Filtro de Partículas para a predição da RUL, de acordo com as bases de dados.

O capítulo 6, "RESULTADOS E DISCUSSOES", mostra o desenvolvimento final deste trabalho, onde serão observadas as predições.

No capítulo 7, "CONCLUSÃO", contém alguns pontos de vista e observações de acordo com o trabalho desenvolvido. São apresentadas algumas sugestões de melhorias como trabalho futuro.

1.5 Publicações Originadas da Pesquisa

- SOUZA, D. A.; PINTO, V. P. ; NASCIMENTO, L. B. P. ; TORRES, J. L. O. ; GOMES, J. P. P. ; SA JUNIOR, J. J. M. ; ALMEIDA, R. N. C. . **Battery Discharge forecast applied in Unmanned Aerial Vehicle**. Przegląd Elektrotechniczny, v. 1, p. 187-194, 2016.
- SOUZA, D. A.; TORRES, J. L. O. ; GOMES, J. P. P. ; RODRIGUES, L. R. ; ALMEIDA, R. N. C. ; PINTO, V. P. . **Remaining Useful Life Prediction of Li-Po Batteries in UAVs Using Extended Kalman Filter**. Journal of Mechanics Engineering and Automation, v. 5, p. 687-690, 2015.
- SOUZA, D. A.; TORRES, J. L. O. ; GOMES, J. P. P. ; RODRIGUES, L. R. ; ALMEIDA, R. N. C. ; PINTO, V. P. . **Predição da Vida Útil Remanescente de Baterias de Li-Po em VANTs Utilizando Filtro de Kalman Estendido**. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2015, Natal - RN. Anais do Evento, 2015.
- SOUZA, D. A; TORRES, J. L. O. ; ALBUQUERQUE, L. T. ; BRITO, A. T. S. ; PINTO, V. P. . **Battery Remaining Useful life Forecast Applied in Unmanned Aerial Vehicle**. International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA). Vol. 6 - Issue 12 (December - 2016).

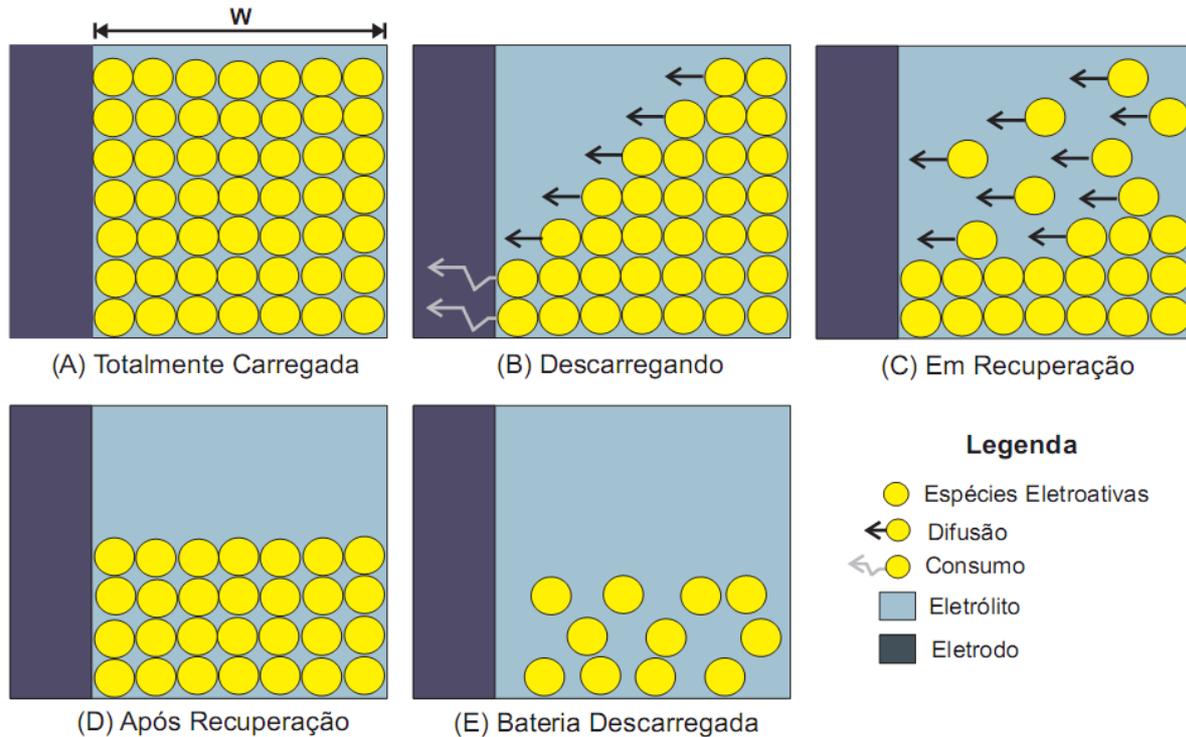
2 BATERIAS

As baterias estão cada vez mais sendo usadas em VANTs, isso se deve a grandes vantagens em relação a propulsores a combustão, algumas dessas vantagens são: a redução do peso e o melhor controle de potência. A bateria é um equipamento que armazena energia elétrica e, em seguida, pode fornecer essa energia através de uma reação eletroquímica facilmente controlada. Uma bateria é geralmente composta de uma série de células que produzem eletricidade. Cada célula compreende três componentes essenciais: o ânodo, o cátodo e uma substância eletrolítica (HUGGINS, 2008).

Quando um ânodo e um cátodo estão ligados por um condutor elétrico, como um fio, os elétrons fluem do ânodo através do fio para o cátodo, e há uma criação de uma corrente elétrica, enquanto que a substância eletrolítica conduz corrente positiva na forma de íons positivos, ou cátions. Todos os componentes usados para cada um destes materiais determinam características da bateria, incluindo a sua capacidade ou a quantidade total de energia que pode fornecer e a sua tensão, ou a quantidade de energia por elétrons.

Os componentes ânodo e cátodo são escolhidos de modo que o ânodo doa elétrons, e o cátodo recebe. O conceito de um material doar ou aceitar elétrons é definido como potencial de eletrodo padrão do objeto. A diferença entre os potenciais de eletrodo do cátodo e ânodo determina a tensão da célula inteira. O ânodo e o cátodo são divididos pela substância eletrolítica, que se trata de um líquido com espessura grosso que conduz eletricidade. Existe também um processo chamado de oxidação que ocorre quando o ânodo e o cátodo são ligados um ao outro através de um fio, o ânodo sofre uma reação química com a substância eletrolítica na qual resulta na perda de elétrons, e há a criação de cátions, ou íons positivos. Os elétrons e cátions encontram-se no cátodo onde passam por uma reação química chamada de redução. Todos esses processos juntos são chamados de reação. A Figura 1 apresenta o comportamento da bateria no momento da descarga, onde inicia com ela totalmente carregada (A), depois a bateria descarregando (B), em processo de recuperação (C), é apresentado o comportamento após o processo de recuperação (D), e por fim a bateria descarregada (E).

Figura 1. Comportamento da Bateria no Momento da Descarga



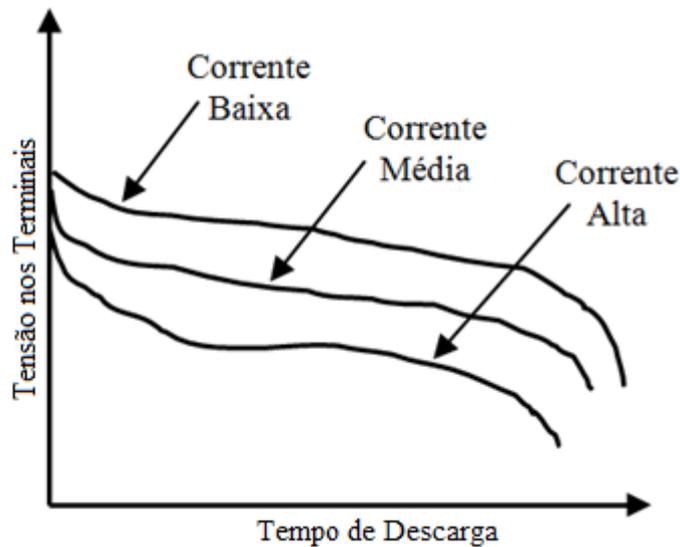
Fonte: Universidade Regional do Noroeste do estado do rio Grande do sul (2010).¹

Um dos parâmetros mais relevantes na análise da vida útil remanescente da bateria é a corrente exigida pela carga. Em geral, a bateria é especificada em função da corrente que pode ser fornecida e da duração. Por exemplo, uma bateria de 1Ah, alimentando uma carga que consome 1A, pode funcionar durante 1 hora.

No entanto, mudanças na corrente de descarga da bateria provocam variações significativas tanto na tensão nos terminais da bateria quanto na quantidade total de energia fornecida pela mesma (SAHA, et al., 2011). A Figura 2 ilustra a variação na curva de descarga típica em função da variação da corrente de descarga, assumindo condições idênticas de temperatura. Pode-se observar na Figura 2 que, para maiores valores da corrente de descarga, a quantidade total de energia fornecida pela bateria (representada na figura pela área abaixo de cada curva) é menor, no eixo das ordenadas temos a tensão, e no eixo das abscissas a corrente de descarga.

¹ http://docplayer.com.br/10246175-Unijui-universidade-regional-do-noroeste-do-estado-do-rio-grande-do-sul-detec-departamento-de-tecnologia.html#show_full_text

Figura 2. Influência da corrente na curva de descarga da bateria.



Fonte: Adaptada pelo Autor

Existem no mercado baterias recarregáveis de diversas tecnologias. Porém, atualmente as baterias de Li-Íon e Li-Po têm sido amplamente utilizadas em uma grande variedade de aplicações, inclusive como fonte de alimentação para VANTs.

2.1 Baterias de Li-Íon

De acordo com (MILLSAPS, 2012) e (INTERNACIONAL, 2012), as Baterias de Lítio-Íon podem ser perigosas em algumas condições e podem representar um risco de segurança, já que contêm, ao contrário de outras baterias recarregáveis, um eletrólito inflamável e também são mantidos sob pressão. Devido a isso as normas de ensaio para estas baterias são mais rigorosas do que algumas outras como as de Chumbo-Ácido, exigindo tanto uma ampla gama de condições de ensaios e testes específicos.

As Baterias de Li-Íon oferecem um bom desempenho de carga em temperaturas mais frias, ou seja, elas têm um carregamento mais rápido.

Alguns pesquisadores estão trabalhando para melhorar os métodos de investigação, de densidade de potência, segurança, durabilidade, ciclo, tempo de recarga, custo, flexibilidade e outras características dessas baterias de Li-Íon. Pesquisadores da IBM da Índia estão usando

uma fonte de alimentação experimental para células de Íons de Lítio de baterias descartadas de laptop em regiões sem eletricidade (CHANDAN, 2014).

2.2 Baterias de Li-Po

Estas baterias apresentam algumas vantagens em relação a outras tecnologias, principalmente Chumbo-Ácido e Níquel Cádmio. Algumas dessas vantagens são listadas a seguir (HUGGINS, 2008):

- Alta densidade de potência quando comparada a outras tecnologias como chumbo-ácido ou Ni-Cd (Níquel-Cádmio).
- Baixa taxa de auto-descarga, permitindo que as baterias de Li-Po possam ficar armazenadas por um período mais longo sem a necessidade de recarga no momento do uso.
- Maior vida útil, suportando uma quantidade de ciclos de carga-descarga maior que outras tecnologias.
- Não possui efeito memória, o que significa que é possível carregar parcialmente uma bateria sem que a mesma perca suas características.

Estas baterias possuem também algumas desvantagens, que são listadas a seguir (HUGGINS, 2008):

- A vida útil das baterias é consumida mesmo quando não estão em uso. Isso ocorre em função do aumento da resistência interna da bateria.
- Quando expostas a altas temperaturas, as baterias podem perder parte de sua capacidade total e se decompõe mais rápido que baterias de outras tecnologias.
- Quando descarregadas até uma tensão menor que a tensão mínima recomendada pelo fabricante, as baterias sofrem danos severos, o que requer um cuidado maior com relação aos limites mínimos de operação.

2.3 Comparando Baterias do tipo Li-Po com as de Li-Íon

Comparando as baterias do tipo Li-Po com as de Li-Íon verifica-se que as do tipo Li-Po possuem maior densidade energética e menor peso. Estas vantagens são particularmente importantes em aplicações em VANTs, onde a carga paga (limite de peso de uma aeronave) é um fato preponderante para o desempenho do equipamento.

2.4 Degradação da Bateria

As baterias degradam progressivamente com capacidade reduzida, ciclos de vida e segurança devido a alterações químicas para os elétrodos. A Capacidade de perda ou desbotamento é expressa como uma percentagem da capacidade inicial depois de um número de ciclos (por exemplo: 30% de perda depois de 1.000 ciclos). A degradação da bateria é fortemente dependente da temperatura (WALDMANN, et al., 2014). As reações de degradação exotérmicas comuns que podem ocorrer são (VOELKER, 2014):

- A redução química do eletrólito através do ânodo.
- A decomposição térmica do eletrólito.
- Oxidação química do eletrólito através do cátodo.
- A decomposição térmica pelo cátodo e o ânodo.
- Curto-circuito interno por efeitos de carga.

2.5 Estado da Vida Útil Remanescente da Bateria

O estado da vida útil da bateria, ou simplesmente RUL, é normalmente definida como o número de ciclos de carga-descarga completa antes da perda significativa da capacidade.

O estado da vida útil remanescente também é onde está voltada a atenção, para que se possa verificar um equipamento. A estimativa da RUL de um componente defeituoso está no centro dos prognósticos de sistemas e gestão de saúde. Ele dá aos operadores uma potente ferramenta na tomada de decisões por meio da quantificação de quanto tempo resta até que a funcionalidade é perdida. A previsão da RUL precisa lidar com múltiplas fontes de erros como inconsistências de modelagem, o ruído do sistema e fidelidade do sensor degradado.

Quando se faz uma observação da RUL de uma bateria desde o seu primeiro uso, percebe-se que sua descarga ocorre mais rapidamente de acordo com o aumento do número de ciclos de recarga, chegando a um momento em que a descarga será muito rápida em relação ao tempo da primeira descarga.

2.6 Estado da Carga (SOC)

A referência do SOC preferencial deve ser a capacidade nominal de uma célula de bateria nova em vez da capacidade atual da célula. Isso ocorre porque a capacidade da célula se reduz gradualmente à medida que a célula envelhece. Por exemplo, no final da vida útil da célula, a sua capacidade real aproximar-se-á apenas de 80% da sua capacidade nominal e, neste caso, mesmo se a célula estiver totalmente carregada, o seu SOC seria apenas 80% da sua capacidade nominal. Os efeitos da taxa de temperatura e descarga reduzem ainda mais a capacidade efetiva. Esta diferença de pontos de referência é importante se o usuário está de acordo com a estimativa do SOC como faria em um verdadeiro gasolina aplicado em um carro. Porém, a referência de medição do SOC é frequentemente definida como a capacidade atual da célula em vez da capacidade nominal. Neste caso, uma célula totalmente carregada, próxima do final da sua vida, poderia ter um SOC de 100%, mas teria apenas uma capacidade efetiva de 80% da sua capacidade nominal e os fatores de ajustamento teriam de ser aplicados à capacidade estimada, se Compará-la com sua nova capacidade nominal. (ZHANG, 2011)

2.7 Estado da Saúde (SOH)

O estado de saúde é uma "medida" que reflete o estado geral de uma bateria e sua capacidade de fornecer o desempenho especificado em comparação com uma bateria nova. Ele leva em conta fatores como aceitação de carga, resistência interna, tensão e auto-descarga. É uma medida da capacidade de longa duração da bateria e dá uma "indicação" não é uma medida absoluta, de quanto do "disponível de transferência de energia" da bateria foi consumida, e quanto é deixada. Ao contrário do SOC que pode ser determinado medindo a carga real na bateria, onde não há nenhuma definição absoluta do SOH. É uma medida subjetiva que se define de uma variedade de diferentes parâmetros mensuráveis de desempenho da bateria, que

eles interpretam de acordo com seu próprio conjunto de regras. É uma estimativa e não uma medida.

O objetivo do SOH é fornecer uma indicação do desempenho que pode ser esperada da bateria na sua condição atual ou fornecer uma indicação do quanto a vida útil da bateria foi consumida e quanto permanece antes de ser substituído. Em aplicações críticas como a central de reserva e de emergência. O conhecimento do SOH também ajudará em uma manutenção preventiva, antecipando problemas para fazer diagnóstico de falhas ou planejar a substituição (NUHIC, 2013).

3 MODELOS DE PREDIÇÃO

Nesse capítulo serão abordados os modelos de predição para prever a RUL, que foram os seguintes: Filtro de Kalman Estendido (EKF) e Filtro de Partículas (PF).

3.1 Filtro de Kalman Estendido (EKF)

O Filtro de Kalman Estendido (EKF) é uma versão mais atual que lineariza a cerca de uma estimativa da média atual e covariância.

Conforme (LEÃO, 2011), no EKF os modelos de transição de estado equação (1) e de observação equação (2) não precisam ser funções lineares, mas em vez disso podem ser funções diferenciáveis.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (2)$$

De acordo com as equações (1) e (2) w_k e v_k são os ruídos dos processos e da observação respectivamente e u_k é o vetor de controle, já na Figura 3, Q_k e R_k são os erros da covariância.

A função f pode ser usada para calcular o estado previsto a partir da estimativa anterior e similarmente a função h pode ser utilizada para calcular a medida prevista a partir do estado previsto. No entanto, f e h não podem ser aplicados para a covariância diretamente. Em vez disso, uma matriz de derivadas parciais chamada de Jacobiana é calculada, onde pode ser representada nas equações (3) e (4).

Em cada passo de tempo, o Jacobiano é avaliado com os estados previstos atuais. Estas matrizes podem ser usadas nas equações do Filtro de Kalman. Este processo essencialmente lineariza a função não linear em torno da atual estimativa. A Figura 3 mostra os passos do algoritmo do Filtro de Kalman Estendido, após a linearização.

Figura 3. Algoritmo do Filtro de Kalman Estendido

PREDIÇÃO

Passo 1: Estimativa do estado apriori

$$x_{k|x_{k-1}} = f(x_{k-1}, u_k) + w_k$$

Passo 2: Estimativa da covariância apriori	$P_{k k-1} = F_{k-1} P_{k-1 k-1} F_{k-1}^T + Q_k$
Atualização	
Passo 4: Ganho Kalman	$K_k = P_k Z_k' (Z_k P_k Z_k' + H_k)$
Passo 6: Estimativa do estado a posteriori	$x_{k k} = x_{k k-1} + K_k y_k$
Passo 7: Estimativa da Covariância	$P_{k k} = (I - K_k Z_k) P_{k k-1}$

Fonte: Do Autor.

Onde as matrizes de transição de estado e de observação, vista nas equações (1) e (2) estão definidas para serem os seguintes Jacobianos nas equações (3) e (4)

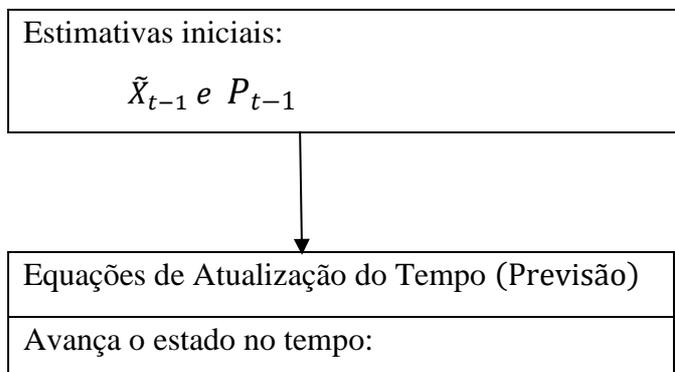
$$F_{k-1} = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k} \quad (3)$$

$$H_k = \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\hat{x}_{k|k-1}} \quad (4)$$

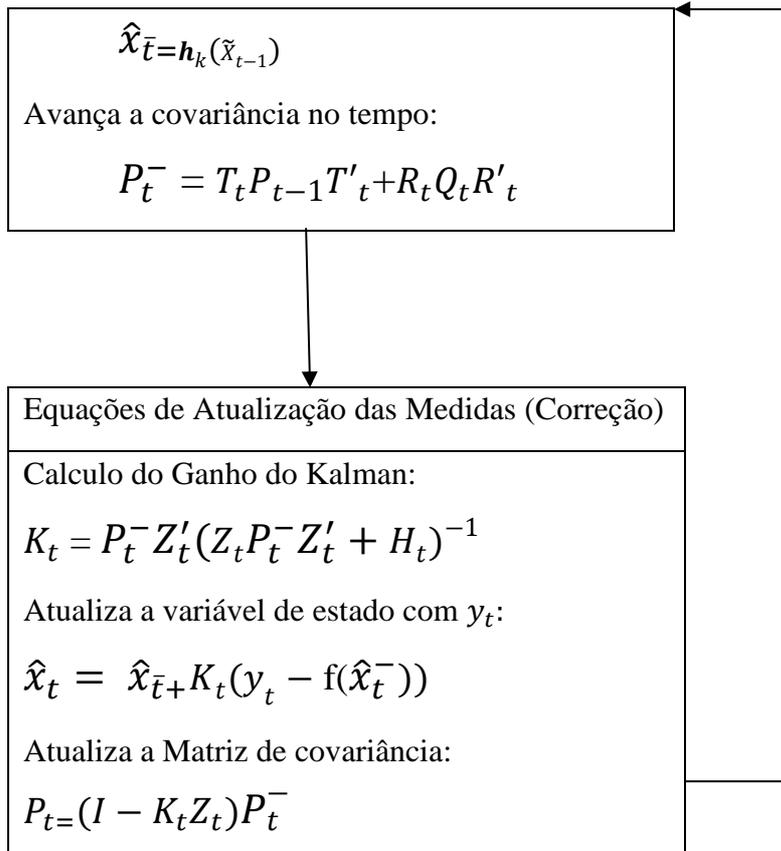
A recursão acima equações (2) e (3) é uma primeira ordem estendida filtro de Kalman (EKF). Quando as funções são de ordem superior de primeira ordem pode ser obtido a linearização através das expansões em série de Taylor.²

A Figura 4 apresenta o comportamento do algoritmo do Filtro de Kalman Estendido.

Figura 4. Comportamento do Filtro de Kalman Estendido



² <http://faculty.swosu.edu/michael.dougherty/book/chapter11.pdf>



Fonte: Adaptada pelo Autor.

3.2 Filtro de Partículas (PF)

O Filtro de Partículas (PF) também é chamado de Sequencial de Monte Carlo (SMC) (PINTO, 2007). É um método utilizado muito geralmente em problemas dinâmicos não-lineares e não-gaussianos (BETENCURTE, 2012). O algoritmo de PF inicia com suas partículas ou pesos gerados de forma aleatórias, após isso os mesmos são computados e normalizados, logo se a estimativa estiver condizente já pode parar o loop senão, irá continuar até satisfazer a condição proposta.

A metodologia do Filtro de Partículas é usada para resolver Cadeia oculto de Markov (HMM) e de filtragem não-lineares. O problema de filtragem consiste em estimar os estados internos em sistemas dinâmicos em que as observações são feitas parciais, e perturbações aleatórias estão presentes nos sensores, bem como no sistema dinâmico.

O objetivo é calcular a probabilidade condicional dos estados de algum processo de Markov, dadas algumas observações ruidosas e parciais.

A técnica do Filtro de Partículas usa uma abordagem de amostragem com uma seleção de mutação do tipo genético, com um conjunto de partículas para representar a distribuição posteriori de algum processo estocástico, dadas algumas observações ruidosas.

O modelo de espaço de estado pode ser não-linear e as distribuições de estado e de ruído iniciais podem assumir qualquer forma necessária.

O PF fornece uma metodologia bem estabelecida (DEL MORAL, 1996), (DEL MORAL, 1998) e (DEL MORAL, 2004) para gerar amostras da distribuição pretendida sem a necessidade de suposições sobre o modelo de espaço de estado ou das distribuições do estado.

Muitos modelos de PF estão sendo usados em várias aplicações, entretanto o trabalho proposto utilizou o PF do tipo *bootstrap*, que pode ser encontrado em (Chen, 2003). A equação (5) apresenta o desenvolvimento da sequência de estados $(x_k, k \in N)$.

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}), k \geq 1 \quad (5)$$

Sendo x_k , é o vetor de estados, f é uma função não linear do estado x_{k-1} , w_{k-1} , $k \in N$, é uma sequência i.i.d do ruído de processo. O modelo de medição pode ser descrito na equação (6)

$$y_k = h(x_k, v_k) \quad (6)$$

Onde h é um função possivelmente não-linear que representa a relação entre a medição e os estados e v_k , $k \in N$, é uma sequência i.i.d do ruído de medição. Além disto, x_0 , v_k e w_k são mutualmente independentes.

A Equação 7 caracteriza a probabilidade de transição dos estados, $p(x_k|x_{k-1})$, enquanto a Equação 8, descreve a probabilidade $p(y_k|x_k)$ que está relacionada ao modelo de medição. Buscam-se então estimativas de x_k baseadas no conjunto de medições disponíveis $y_1:k = y_{i,i} = 1, \dots, k$ até o instante k . A partir da distribuição a priori $p(x_0)$, a distribuição a posteriori $p(x_k|x_1:k)$ é obtida recursivamente em duas etapas: predição e atualização

Dada a probabilidade $p(x_{k-1}|y_1:k-1)$ em um instante k , o passo de predição aplica a equação de Chapman-Kolmogorov ao modelo de estado para obter a probabilidade a priori no instante k está na equação (7).

$$p(x_k|x_{1:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|y_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (7)$$

O passo de atualização é alcançado pela aplicação do teorema de *Bayes* pode ser visto na equação

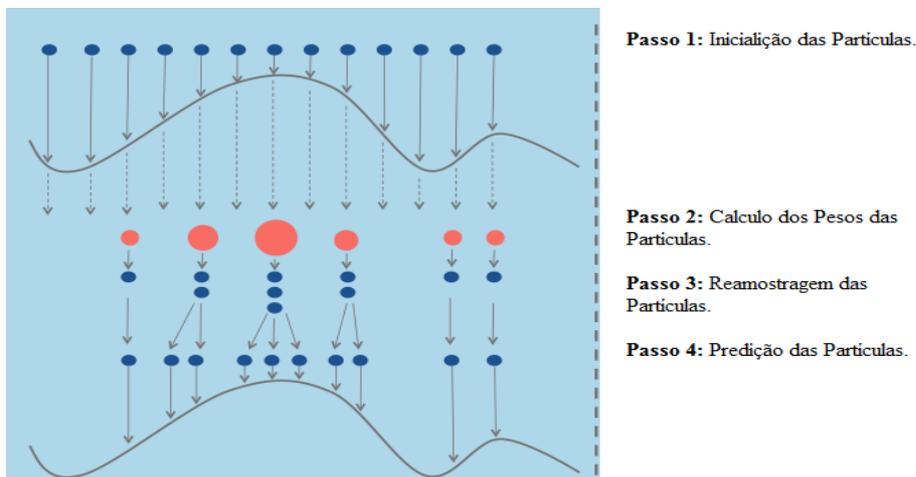
$$p(x_k|y_{1:k}) = \frac{p(y_k|x_k)p(x_k|y_{1:k-1})}{p(y_k|y_{1:k-1})} \quad (8)$$

Onde $p(x_k|y_{1:k-1})$ define a probabilidade a priori, $p(y_k|x_k)$ é a verossimilhança dada pelo modelo de medição (Equação 2) e o denominador refere-se a constante de normalização que representa a evidência.

Essa abordagem define a solução Bayesiana. No entanto, nem sempre é possível determiná-la analiticamente, exceto quando o sistema é linear e as distribuições são Gaussianas, como é o caso do filtro de Kalman. Por outro lado, os filtros de partículas não requerem qualquer hipótese sobre a forma da função de densidade de probabilidade (*pdf*) do vetor de estados.

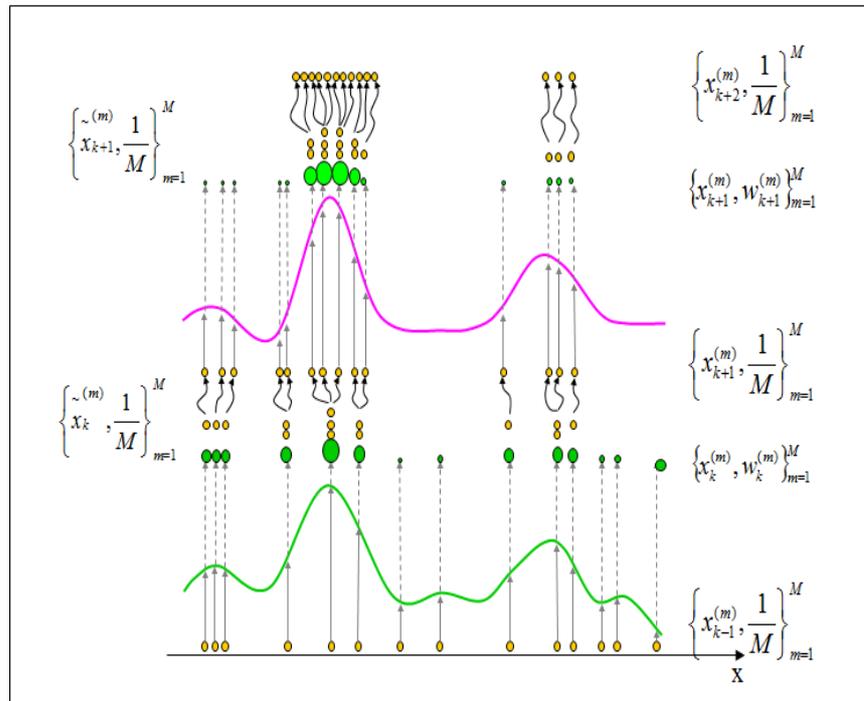
A Figura 5 é apresentado o algoritmo do Filtro de Partículas, no qual é dividido em 4 passos, Inicialização das partículas, onde são geradas de forma aleatórias, calculo dos pesos das partículas, reamostragem e predição das partículas. A Figura 6 apresenta a Reamostragem do filtro, onde é selecionada as partículas de maior peso, ou seja, as mais importantes. Ao amostrar proporcionalmente a verossimilhança, o PF verifica as regiões com distribuições maiores.

Figura 5. Algoritmo do Filtro de Partículas.



Fonte: Adaptada pelo Autor

Figura 6. Reamostragem do Filtro de Partículas.



Fonte: Adaptada pelo Autor.

4 DESCRIÇÃO DAS BASES DE DADOS

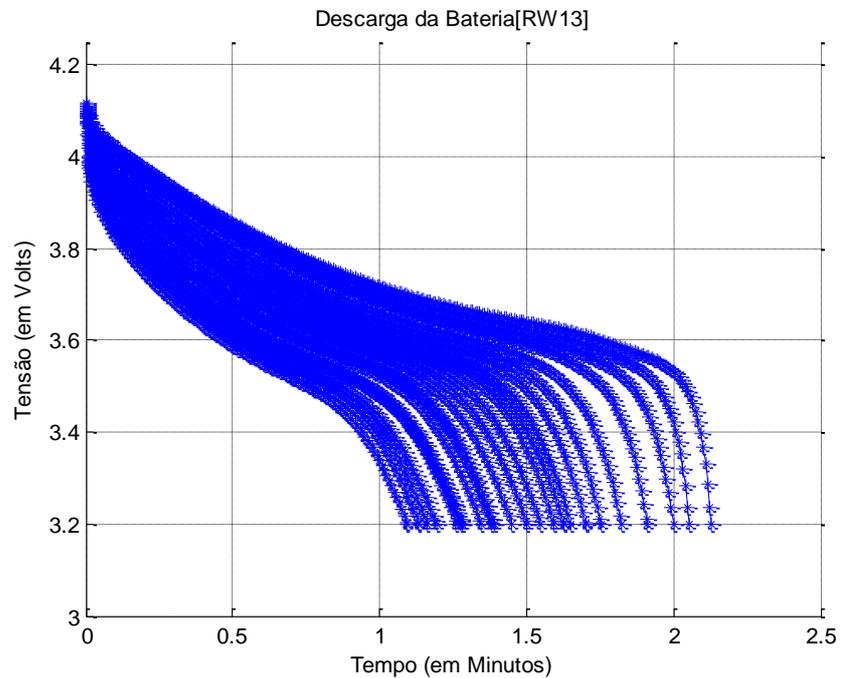
Neste capítulo será visto uma breve explanação das bases de dados usadas no presente trabalho. Foram utilizadas três bases de dados: uma Li-Ion da NASA, uma de Li-Po com corrente constante obtida em uma bancada experimental, e outra de Li-Po com corrente sendo aplicada um ruído branco. É importante atentar que foram usadas apenas as bases de dados das presentes baterias, para fazer as predições de forma simulada.

4.1 Base de dados da NASA

Uma das bases de dados usadas foi a da NASA, disponibilizada no ano de 2015 localizada na (NASA Ames Prognostics Data Repository) (SAHA, et al., 2015). Ela é baseada em um conjunto de quatro baterias de Li-Ion 18650, e foram continuamente operadas por carregadas repetidamente para 4.2V e depois descarregadas para 3.2V usando uma sequência descarregamento de correntes aleatórias entre 0,5 e 5A. Foi utilizada nesta experiência uma distribuição de probabilidade personalizada para selecionar uma nova carga de ponto de ajuste a cada um minuto durante a operação de descarga. A distribuição de probabilidade projetada pode ser desviada com o objetivo de selecionar correntes mais baixas (SAHA, et al., 2015). Nesta base de dados foram usadas duas baterias identificadas como RW13 e RW14, onde o perfil usado é executado uma descarga com corrente constante após 50 descargas com corrente aleatória.

A Figura 7 é apresentada as curvas de descarga da bateria identificada como RW13, onde é coletada a tensão em relação ao tempo.

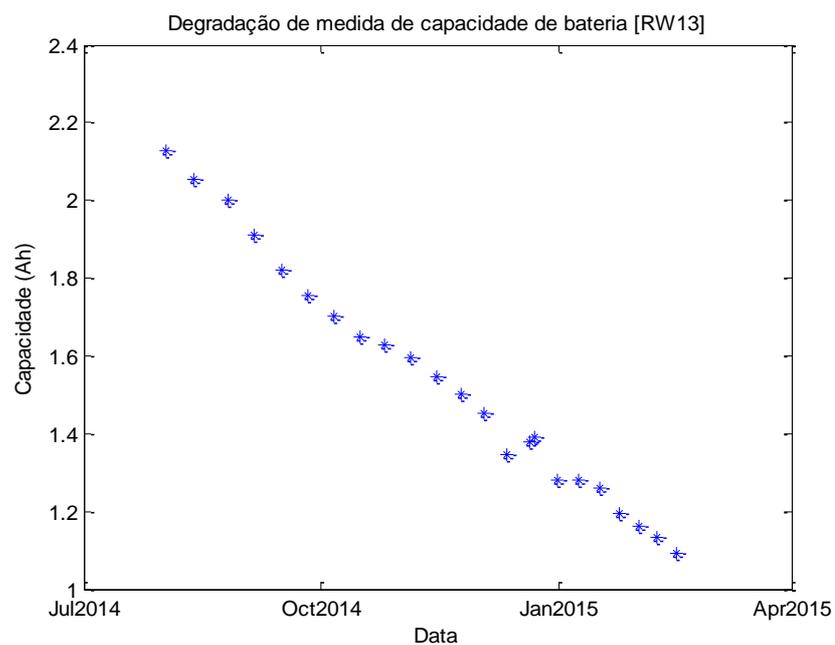
Figura 7. Curva de Descarga da Bateria Li-Ion [RW13] da NASA



Fone: Do Autor.

A Figura 8 é apresentada a Degradação da Capacidade da Bateria identificada RW13 da NASA.

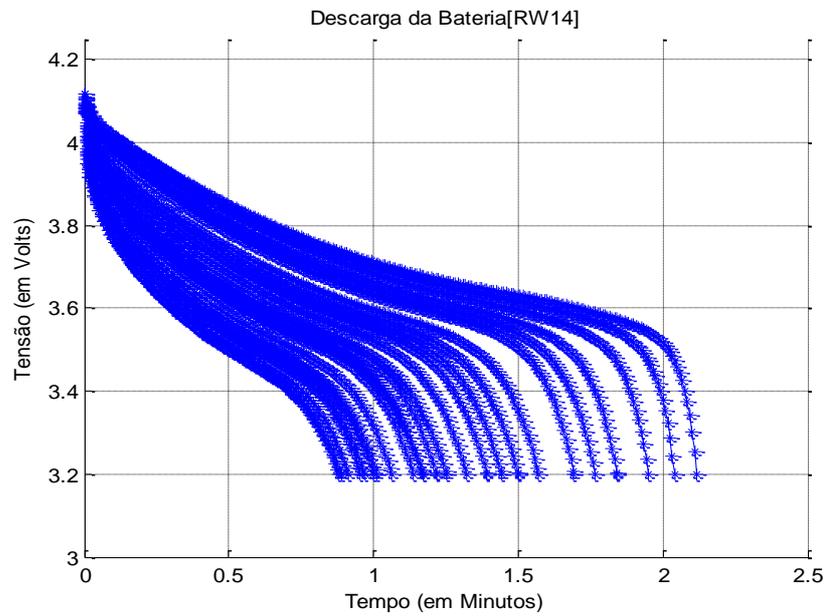
Figura 8. Degradação da Capacidade da bateria RW13



Fonte: Do Autor.

A Figura 9 é apresentada as curvas de descarga da bateria identificada como RW14, onde é coletada a tensão em relação ao tempo.

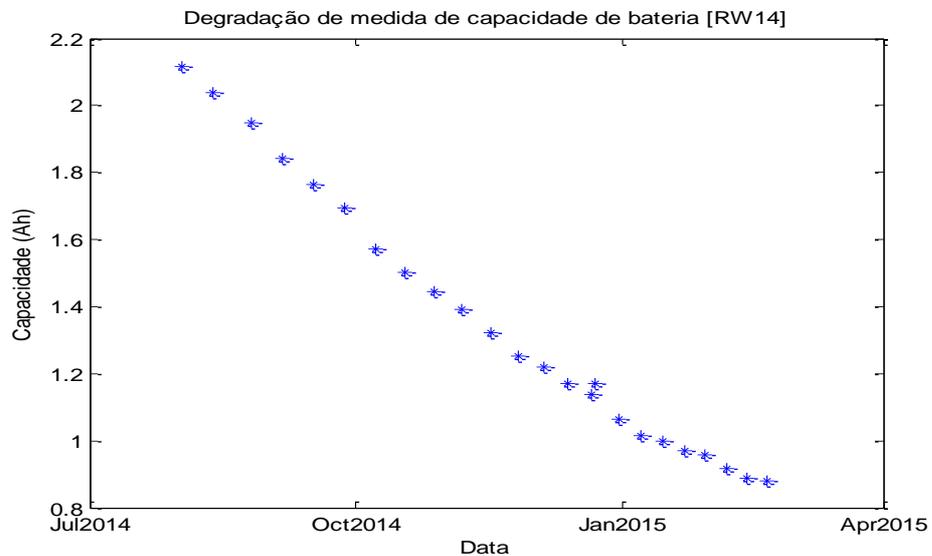
Figura 9. Curva de Descarga da Bateria Li- Ion [RW14] da NASA



Fonte: Do Autor.

A Figura 10 é apresentada a Degradação da Capacidade da Bateria identificada RW14 da NASA.

Figura 10. Degradação da Capacidade da bateria RW14



Fonte: Do Autor.

4.2. Base de Dados Gerada em uma Bancada Experimental

Neste trabalho escolheu-se o VANT fabricado pelo Gyro-200ED-X8 com 8 rotores que é uma plataforma para fins experimentais, destinados ao setor de pesquisa em universidades, escolas técnicas e outras instituições, nas Figuras 11 e 12 mostra as imagens do VANT que foram coletados os dados da bateria, durante a bancada experimental.

Figura 11. VANT Gyrofly



Fonte: Do Autor.

Figura 12. VANT Gyrofly visto por Cima



Fonte: Do Autor.

O VANT Gyrofly disponibiliza uma comunicação aberta que permite o acesso à telemetria do helicóptero, leitura de todos os sensores embarcados e um hardware com microcontrolador de alto nível para que o usuário possa embarcar seu próprio código. Este VANT é equipado com uma bateria do tipo Li-Po com 2 A/h e tensão de 14,8 V (GYRO-200ED-X8).

Optou-se por, nesse estudo realizar a predição de carga quando a corrente da bateria é constante. Este caso simula uma operação do VANT com posição e altura constante, realizando o monitoramento de uma área. Já quando a corrente tem o ruído branco simula o VANT em movimento. Para estes fins foi construída uma bancada onde a bateria é descarregada com corrente constante ou com ruído branco, porém configurável. A utilização de diferentes correntes simula diferentes níveis de carga paga no VANT.

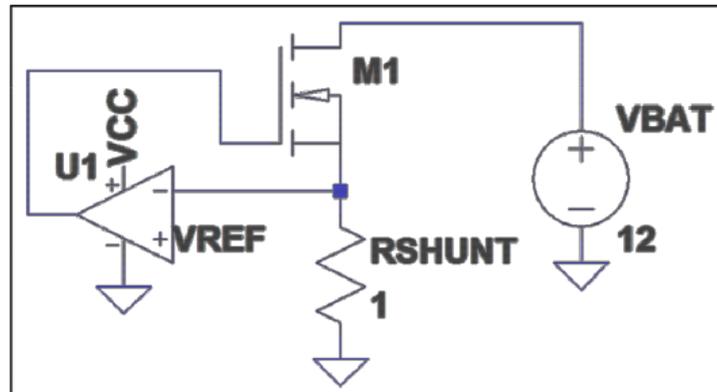
As baterias passaram por uma série de ensaios para avaliar suas características internas e sua capacidade energética. Estes testes foram realizados em ambiente de laboratório através de uma carga eletrônica controlada por computador.

A carga eletrônica é uma classe de circuitos que permite controlar de alguma forma a energia drenada de uma fonte de alimentação, esse tipo de circuito é utilizado para a realização de testes de qualidade e capacidade das fontes elétricas. Existem quatro tipos de carga eletrônica, a carga de corrente constante, a carga de tensão constante, a carga de resistência constante e a carga de potência constante.

Cada tipo de carga eletrônica possui uma aplicação, o tipo ideal de carga eletrônica para ensaios de baterias é a de corrente constante pois este tipo permite observar a curva característica da tensão de descarga.

O funcionamento de uma carga eletrônica de corrente constante pode ser compreendido pela análise de seu circuito de base. A Figura 13 mostra o circuito de base da carga eletrônica de corrente constante.

Figura 13. Circuito simplificado da carga eletrônica de corrente constante.



Fonte: Autor.

O componente U1 é um amplificador operacional ideal e portanto possui impedância entre sua entrada inversora (-) e não inversora (+) infinita, isso obriga que as tensões em ambos os terminais sejam iguais.

Se uma tensão VREF (V de referência) for aplicada a entrada não inversora (terminal +) a mesma tensão deverá existir na entrada inversora (terminal -). A tensão na entrada não inversora é igual a tensão sobre o resistor de descarga RSHUNT e seu valor pode ser calculado pela Lei de Ohm ($V = R \cdot I$), a corrente que passa pelo resistor RSHUNT vem do MOSFET M1, esse MOSFET estará operando na região ativa e portanto se comporta também como um resistor.

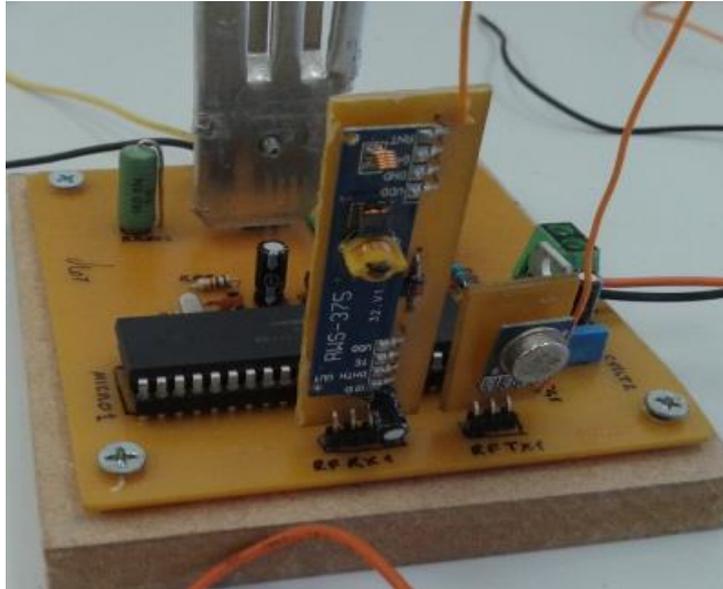
O amplificador operacional U1 produz em sua saída a tensão necessária para que a corrente que passa pelo MOSFET seja exatamente $I = VREF/RSHUNT$, desta forma o circuito permite drenar uma corrente constante da bateria que possui seu valor determinado pelo valor de tensão VREF.

A carga eletrônica permite o ajuste da corrente de descarga em até 2.5 A em intervalos de 0.15 A. Este dispositivo se conecta a um computador por meio de um link de rádio frequência que permite controlar a carga e colher os dados de tensão e corrente da bateria.

A carga eletrônica é dividida em dois estágios, um estágio analógico e outro digital. O estágio analógico é composto por uma malha fechada entre um amplificador operacional e um MOSFET que realiza a descarga da bateria.

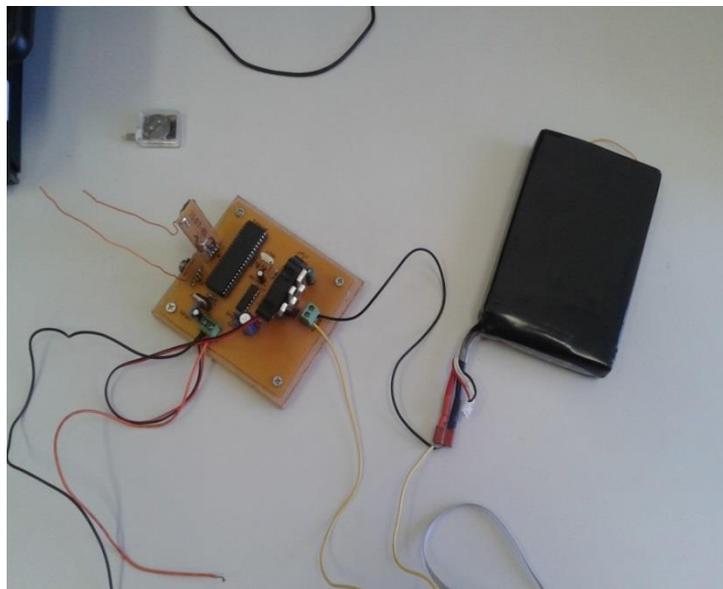
A etapa do estágio digital é composta por um microcontrolador 16F877A, que realiza o controle da corrente de descarga, realiza a captura dos valores de tensão e corrente e realiza a comunicação via rádio com o computador. A Figura 14 e 15 apresenta uma parte da bancada de testes.

Figura 14. Imagem da Carga eletrônica de frente



Fonte: Do Autor.

Figura 15. Imagem da Carga eletrônica com a bateria Li-Po.

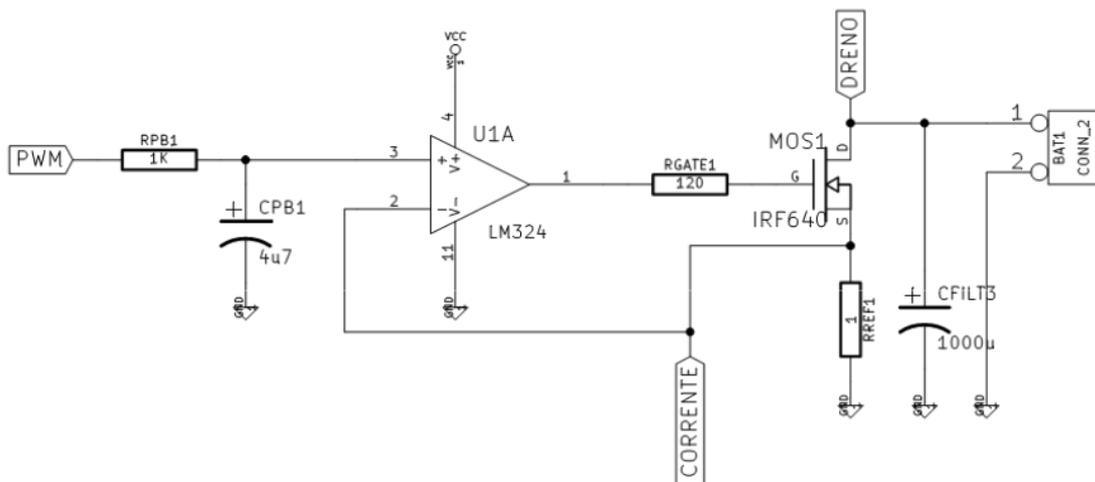


Fonte: Do Autor.

4.2.1 Etapa Analógica

O circuito que foi montado na prática é muito semelhante ao circuito da Figura 16, as diferenças existentes são devido a presença de componentes de estabilização.

Figura 16. Circuito real da carga eletrônica de corrente constante.

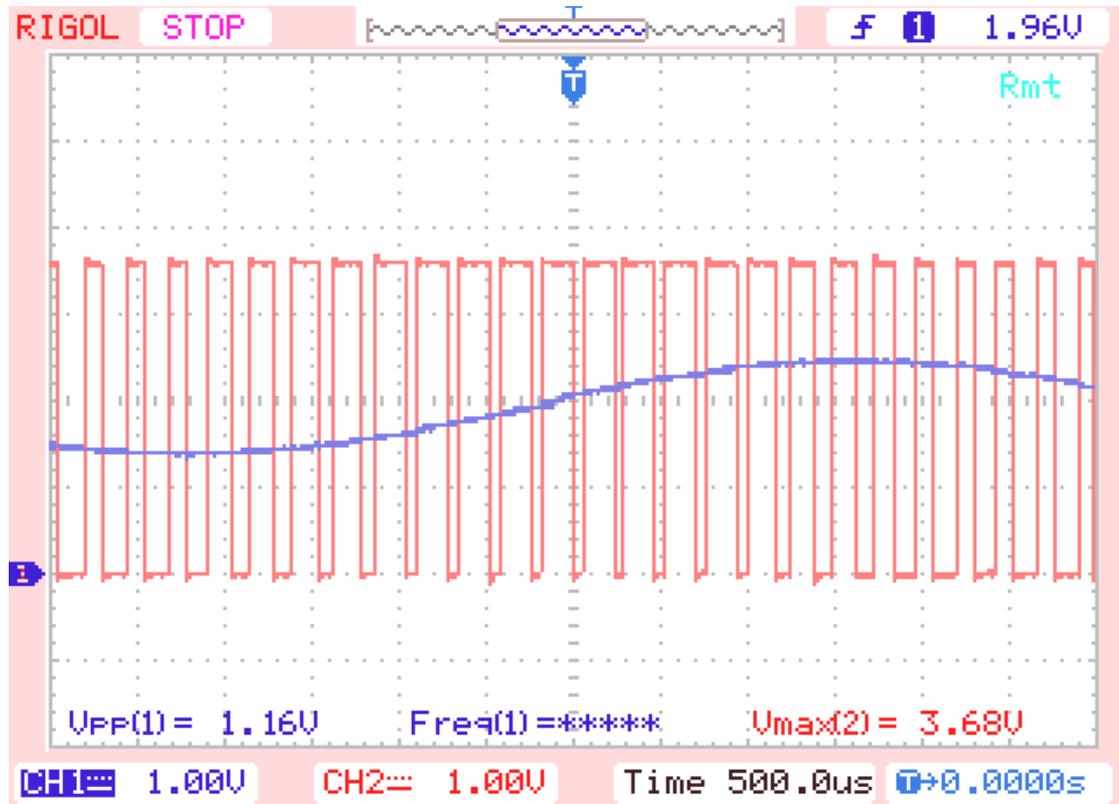


Fonte: Do Autor

O amplificador operacional utilizado é o LM324, este é um componente de uso geral, sua escolha foi por disponibilidade de mercado. O MOSFET é o modelo IRF640 esse modelo de transistor possui capacidade de condução de 18 amperes, o que permite seu funcionamento com folga, e é de fácil disponibilidade de mercado. O resistor de referência (RREF1) é de 1 ohm e 10W o que permite trabalhar com correntes até quase 4 amperes. O resistor RGATE1 (120 ohms) e CFILT3 (1000 uF) são elementos de estabilização, eles foram introduzidos no circuito para evitar oscilações devido a etapa de geração da tensão de referência que é produzida pelo conversor D/A via PWM.

O resistor RPB1 e o capacitor CPB1 formam um filtro passa-baixa que faz parte do gerador de tensão de referência, para gerar a tensão de referência se dispõe de um canal de PWM (modulação por largura de pulso), esse canal possui uma saída com tensão de pico igual a 5V, a tensão média de saída depende da largura do pulso da onda, porém a tensão é pulsada e não um valor constante (Figura 17), para eliminar as oscilações do canal PWM utiliza-se o filtro RC passa-baixo.

Figura 17. Saída PWM (rosa), saída do filtro passa-baixo (azul).



Fonte: Lauchpad (2011)³.

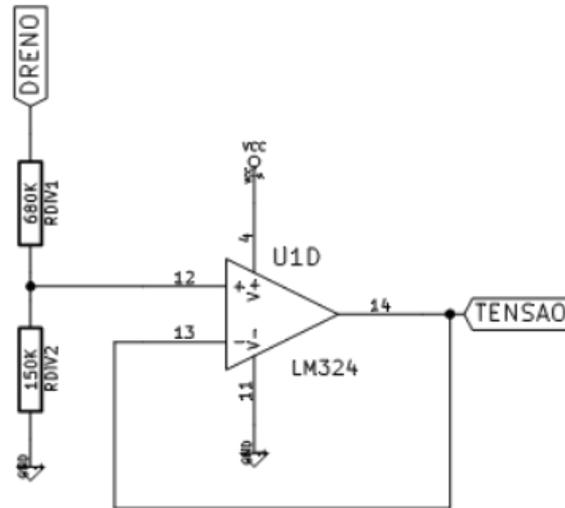
O sinal de PWM que gera a tensão de referência é produzido por um microcontrolador de 8 bits, seu funcionamento será explicado na próxima seção. A última parte da etapa analógica do circuito é a medição de tensão e corrente elétrica. Para ler essas grandezas elétricas foi utilizado o conversor A/D do microcontrolador, como será detalhado mais adiante o A/D do MCU só consegue ler tensões entre 0 e 5V.

A medição de corrente é feita a partir da leitura da tensão sobre o resistor RREF1 pois a relação entre essas duas grandezas é dada pela Lei de Ohm, como a corrente máxima de trabalho não passa de 3A e o resistor é de 1 ohm a tensão de saída pode ser lida diretamente pelo conversor A/D.

A medição de tensão da bateria é feita a partir de um divisor de tensão de alta impedância, isso serve para atenuar o valor de tensão para o intervalo de segurança entre 0 e 5V. O divisor de tensão pode ser visto na Figura 18.

³ <http://www.msp430launchpad.com/2011/06/simple-launchpad-dac.html>

Figura 18. Circuito divisor de tensão.



Fonte: Autor

O amplificador operacional na saída do divisor de tensão serve para aumentar a impedância entre a bateria e o conversor A/D, isso serve para diminuir as chances de um sobre carga entre diferentes partes do circuito.

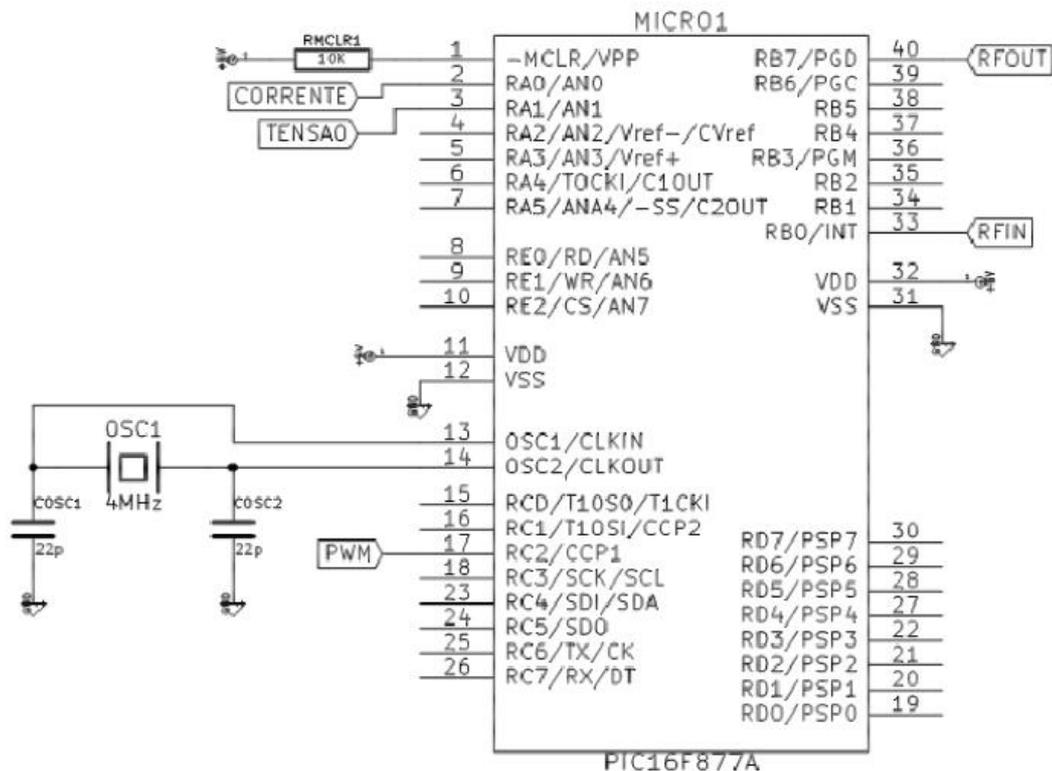
4.2.2 Etapa Digital

A etapa digital do circuito é composta dos componentes de controle e comunicação. O sistema é controlado por um software em um PC, por medidas de segurança o circuito se comunica com o computador através de um link de rádio frequência. O microcontrolador utilizado precisa ter capacidade computacional suficiente para controlar a carga eletrônica, monitorar as medidas elétricas e realizar a comunicação em tempo real com o computador.

O sistema de comunicação é composto por um transmissor e um receptor na frequência 433 MHz, essa frequência não requer autorização legal para operar, o protocolo de comunicação é do tipo serial assíncrono com checagem de erro por CRC.

O MCU utilizado foi um 16F877A, o mesmo é apresentado na Figura 19, este modelo foi escolhido por sua capacidade computacional e de memória, além de oferecer os recursos de conversão A/D e PWM que são fundamentais para o sistema.

Figura 19 - Microcontrolador



Fonte: Autor.

A configuração do microcontrolador é bastante simples, o mesmo possui um oscilador a cristal de 4 MHz, isso garante um ciclo de instrução de 1 μ S, que foi o suficiente para rodar todas as rotinas em modo pseudo escalonado, a saída de PWM é conectada ao filtro passa baixa e as leituras de tensão e corrente (ambas são sinais de tensão) entram no leitor A/D. Por fim a comunicação é feita diretamente através de pinos de entrada e saída digital.

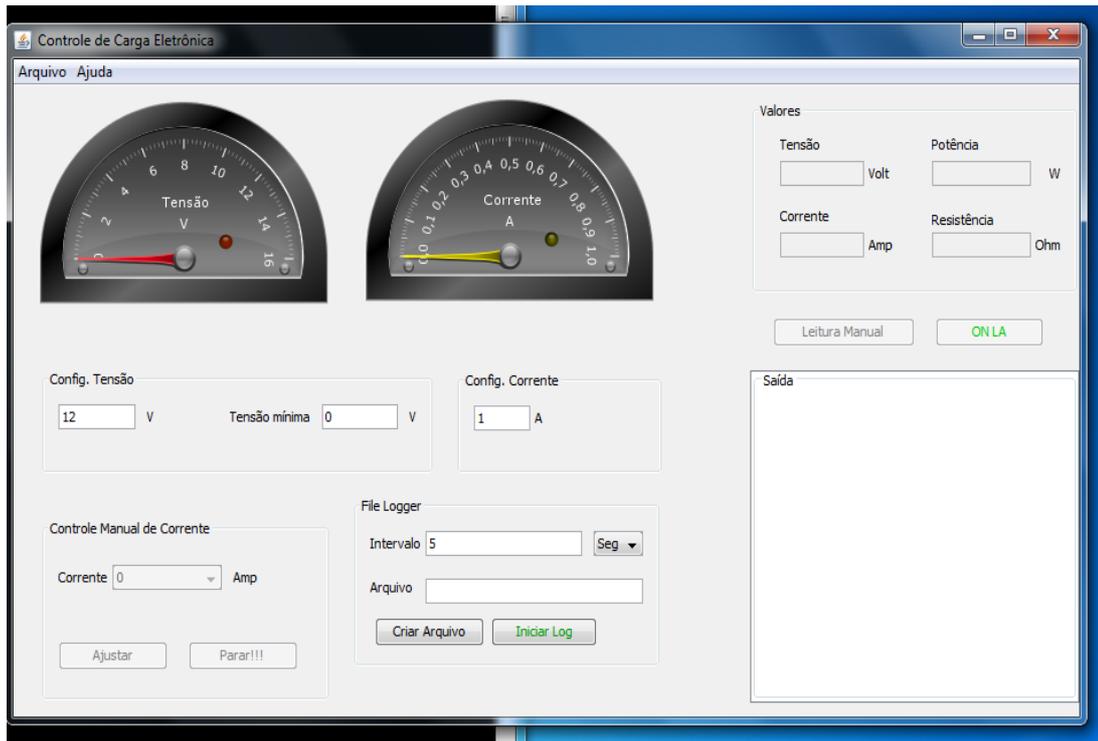
4.2.3 Ensaios para a Coleta de Dados

Um software supervisor no computador é utilizado como interface homem-máquina, este software serve para configurar a corrente de descarga, observar em tempo real os valores medidos da bateria e gerar o arquivo com os dados da descarga para análise posterior.

O circuito se conecta a um computador por meio de um link de rádio frequência que permite controlar a descarga e armazenar os dados de tensão e corrente da bateria onde um software supervisor no computador é utilizado como interface homem-máquina. Este

software serve para configurar a corrente de descarga, observar em tempo real os valores medidos da bateria e gerar o arquivo com os dados da descarga para análise posterior. Desta forma tem-se que a solução produzida permite o ajuste da corrente de descarga em até 2.5A com ajuste de intervalos de descargas de 0.15 A. A Figura 20 apresenta a interface do software.

Figura 20. Interface do Software de Carga Eletrônica

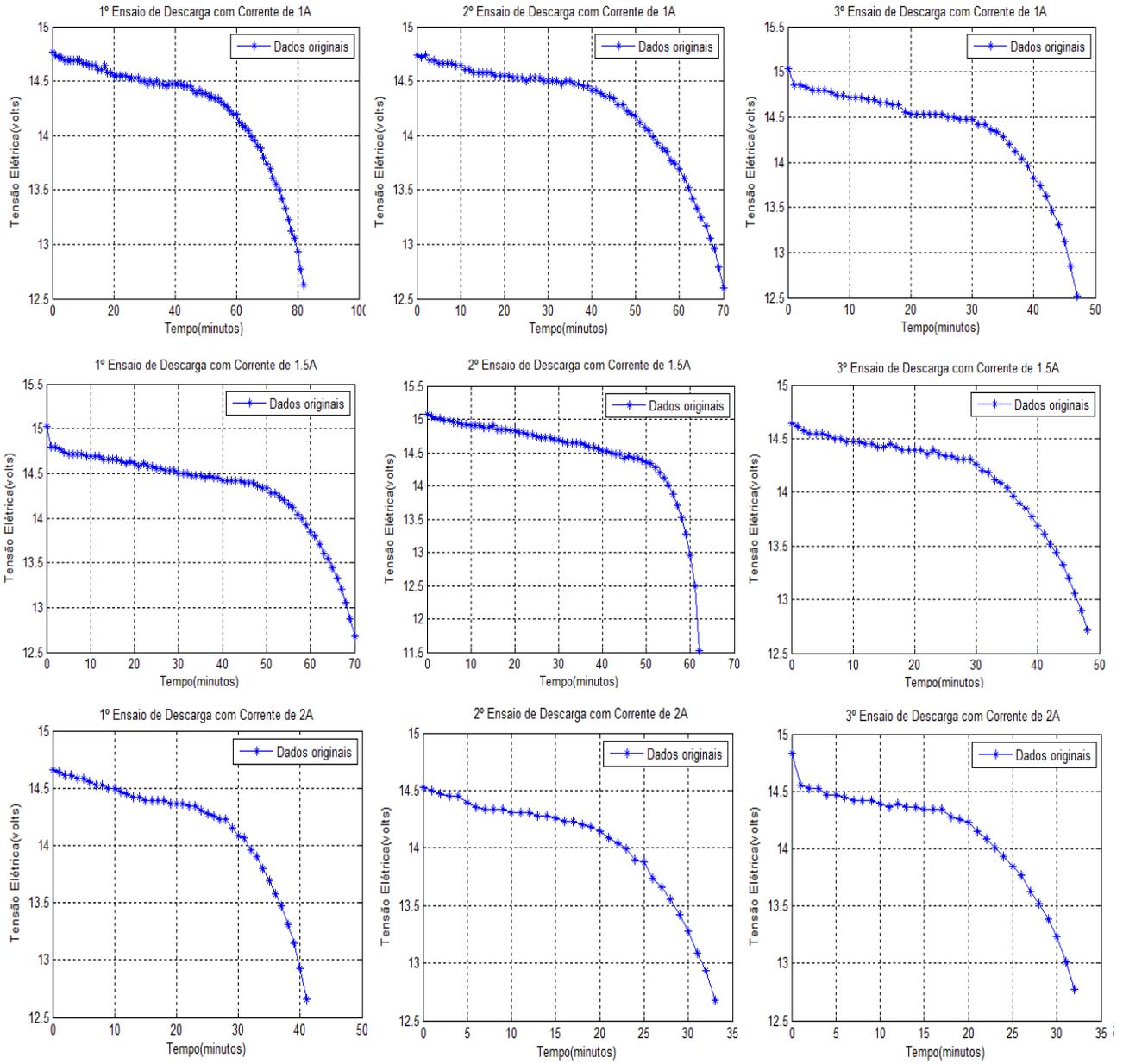


Fonte: Do Autor.

Foram coletados os dados de tensão e corrente da bateria de Li-Po em uma taxa de amostragem de 1 minuto. Na primeira etapa foram feitos 9 ensaios, onde a corrente era setada em 1A, 1.5A e 2A. Para cada corrente existem 3 ensaios, no qual a tensão inicia com 15 V e é finalizada com 12 V. Já na segunda etapa foram coletados mais 9 ensaios com o ruído branco na corrente.

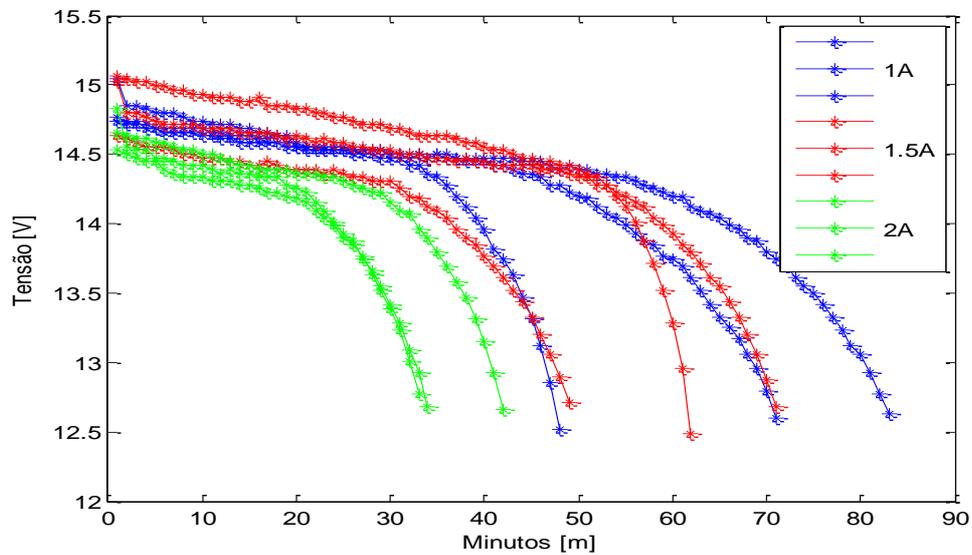
As Figuras 21 e 22 estão os ensaios com corrente constante da bateria, onde simula o VANT fazendo o monitoramento de uma área, ou seja, na posição parada durante o voo.

Figura 21. Ensaios de Descarga com Corrente Constante da Bateria de Li-Po



Fonte: Do Autor.

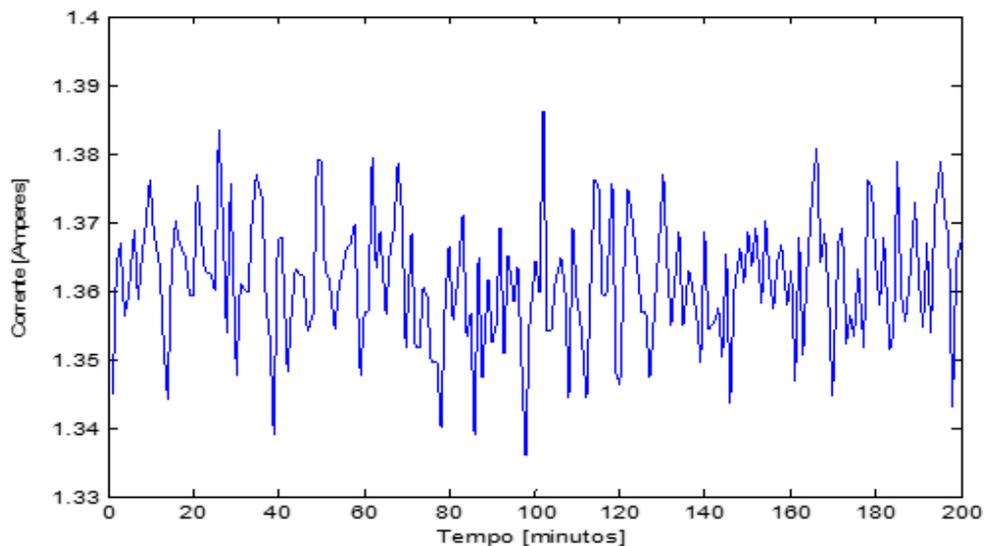
Figura 22. Ensaios com Correntes Constantes da Bateria Li-Po



Fonte: Do Autor.

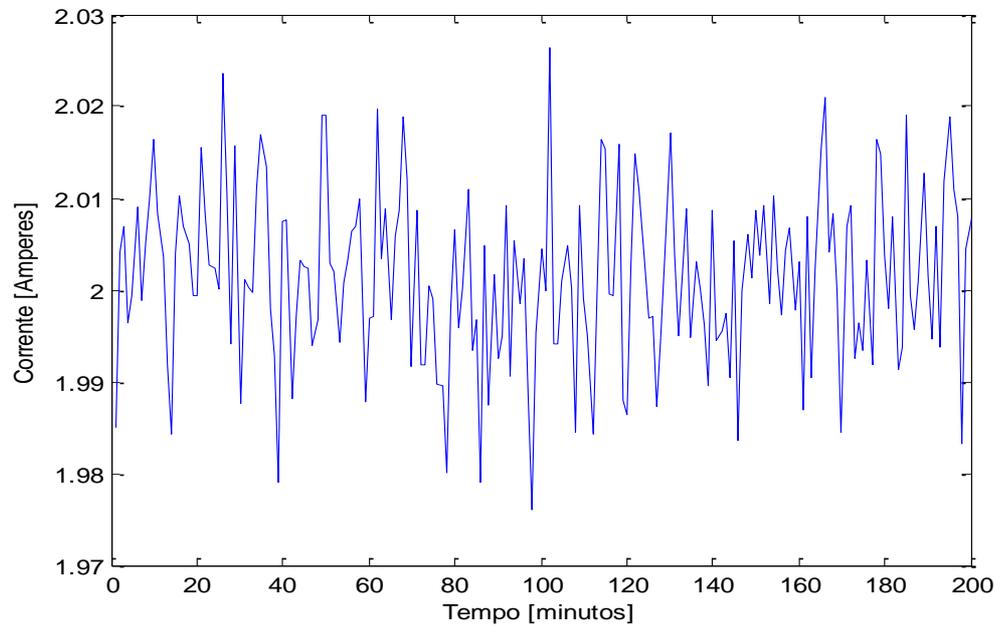
Nas Figuras 23 a 25 apresentam o comportamento das correntes com ruído branco durante alguns ensaios de 1.36 A, 2 A e 2.5 A. O ruído branco fará com que a corrente oscile em faixas diferentes, para colocar esse comportamento foi preciso usar um algoritmo Shift XOR na rotina em C, onde o comportamento tem milhares de pontos não repetidos. A inclusão do ruído branco simula quando o VANT está em seu trajeto e sendo perturbado por alguns fatores que causam incertezas como o vento, a temperatura, entre outros.

Figura 23. Corrente de 1.36A tendo a interferência do ruído branco



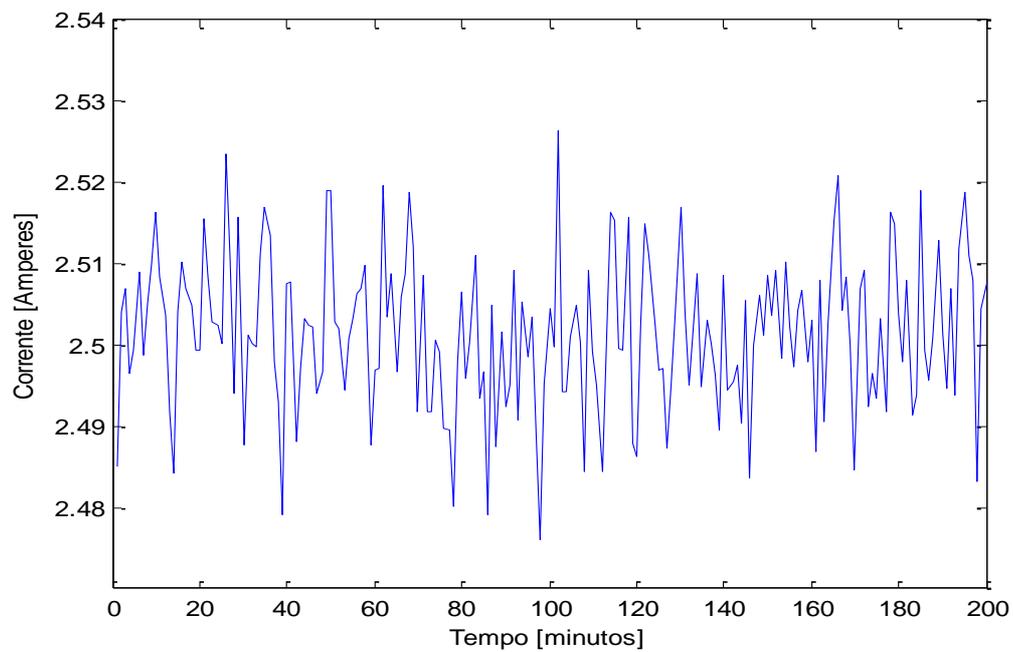
Fonte: Do Autor.

Figura 24. Corrente de 2A tendo a interferência do ruído branco



Fonte: Do Autor.

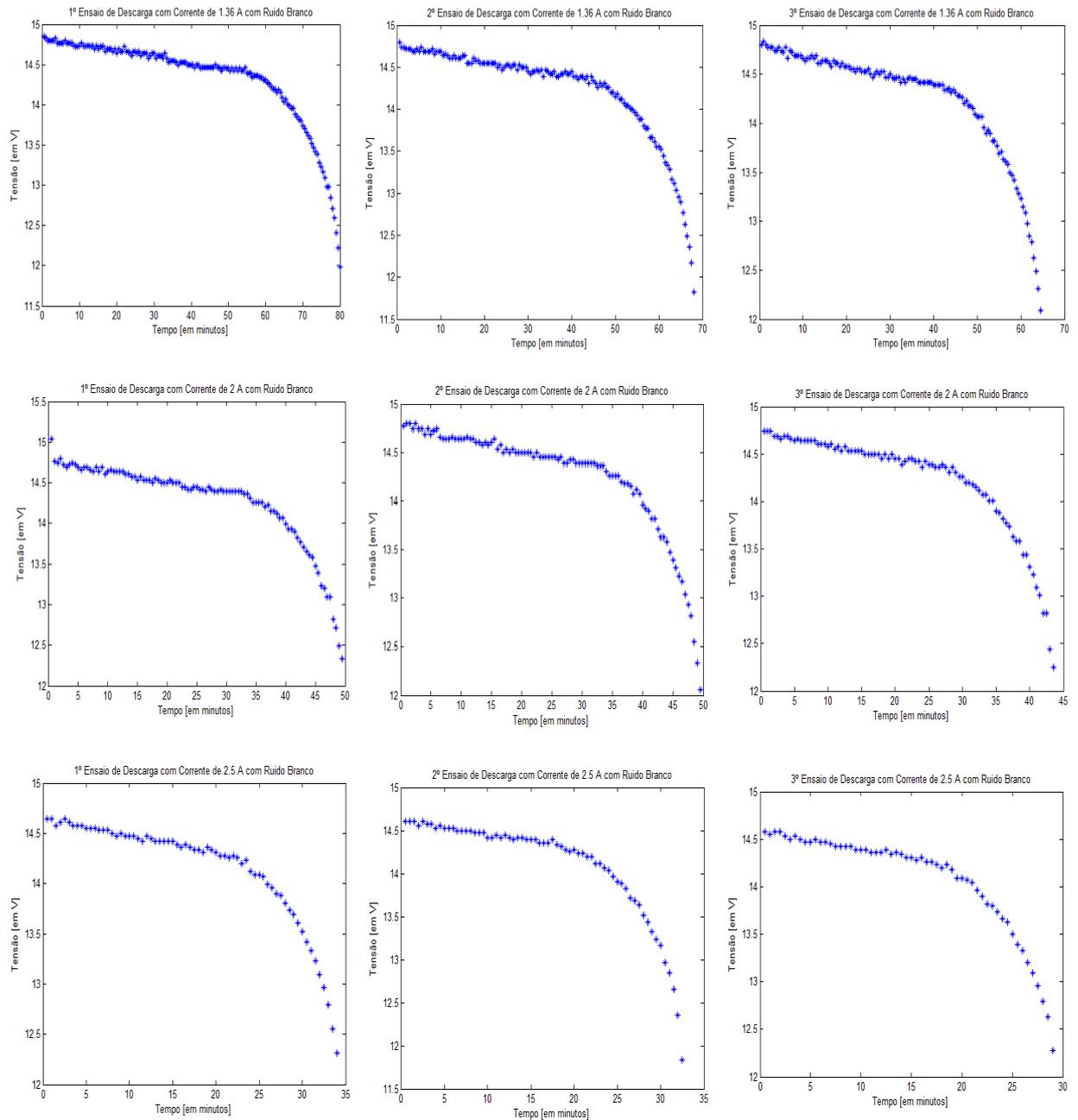
Figura 25. Corrente de 2.5A tendo a interferência do ruído branco



Fonte: Do Autor.

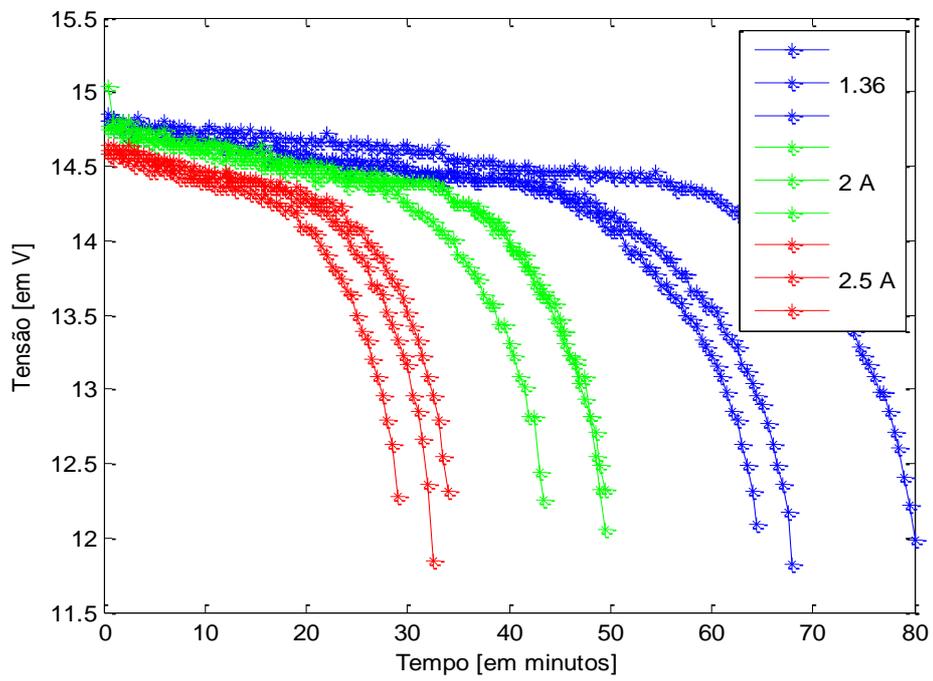
As Figuras 26 e 27 representa as curvas de descarga tendo um ruído branco na corrente, onde essa situação simula o VANT com perturbações, no qual poderá ocorrer variações de temperaturas na bateria e fortes ventos fazendo com o mesmo perca a estabilidade por uns instantes. Figura 26 apresenta todas as descargas dos ensaios com corrente de 1.36 A, 2 A e 2.5 A com o ruído branco, respectivamente.

Figura 26. Ensaios com Ruído Branco na Corrente de 1.36 A, 2 A e 2.5 A.



Fonte: Do Autor.

Figura 27. Todos os Ensaio com Ruído Branco na Corrente



Fonte: Do Autor.

5 PREDIÇÃO DA RUL

Este capítulo aborda a metodologia usada para as previsões da RUL com Filtro de Kalman Estendido e Filtro de Partículas, assim foi usado o software *matlab 2009b* para as simulações.

5.1 RUL com Filtro de Kalman Estendido (EKF)

O trabalho usará o EKF para a previsão de carga, essa técnica é um método mais avançado do KF comum, onde ambos se diferem pelos modelos não lineares que EKF trabalha, no qual o KF comum trabalha com modelos lineares (LEÃO, 2011). A utilização de técnicas de filtragem para previsão envolve duas etapas: estimação da degradação e previsão do instante de falha. Durante a etapa da estimação da degradação utiliza-se um modelo capaz de descrever a degradação do equipamento. Utilizou-se o modelo descrito pela equação (5), de acordo com (LEÃO, 2011).

$$\begin{aligned}d[k+1] &= r \cdot d[k] + w_1[k] \\ m[k] &= d[k] + v[k]\end{aligned}\tag{5}$$

Onde a degradação do sistema no instante k é dada por $d[k]$, r representa a taxa com que a degradação é modificada, m é a medida de tensão obtida nos ensaios e w_1 e v são ruídos brancos Gaussianos de processo e medida respectivamente. Em quase todas as previsões w_1 , w_2 são iguais a 0,002 e 0,003 respectivamente, já v é igual a 0,5.

O modelo escolhido assume que a degradação tem um comportamento exponencial determinado pelo parâmetro r .

É possível verificar, através da Figura 24 que as séries de dados apresentam comportamentos exponenciais porém com diferentes taxas de decaimento. Este fato é bastante visível para correntes de descarga diferentes porém também está presente em series com a mesma corrente de descarga. Desta forma, faz-se necessária a estimação de r dentro de cada série de dados. Incorporando esta estimação ao modelo temos o seguinte modelo final na equação (6).

$$\begin{aligned}
 d[k+1] &= r[k]d[k] + w_1[k] \\
 r[k+1] &= r[k] + w_2[k] \\
 m[k] &= d[k] + v[k]
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Neste modelo, r é estimado ao longo das iterações utilizando um modelo de passeio aleatório (w_1 e w_2 são os ruídos branco Gaussiano). Considerando que o valor de r estimado não deve variar ao longo de uma série de dados, optou-se por adotar a estratégia descrita em (LEÃO, 2011). Nesta estratégia, a variância de w_2 é ajustada de acordo com a variância da estimativa de r dada pelo Filtro de Kalman. Este procedimento visa iniciar a estimação com uma alta variância, o que possibilita a busca num maior espaço e reduzir este espaço de busca a medida que o filtro for convergindo.

A etapa de estimação da degradação consiste, portanto em estimar d a partir da medida m utilizando o modelo descrito em (6) e um EKF. Esta etapa é realizada até o instante onde deseja-se realizar uma previsão, a Figura 28 apresenta os passos.

Figura 28. Algoritmo que Descreve o modelo do Filtro de Kalman Estendido

1. Estima-se $d[k]$ e $r[k]$ com o filtro de Kalman que pode ser visto na **Figura 3** do capítulo 3, e os dados do indicador de degradação até o instante k .
2. Tendo a distribuição das estimativas de $d[k]$ e $r[k]$ sorteiam-se valores de acordo com essas distribuições.
3. Propaga-se a variável d utilizando o modelo até que esta atinja um limiar sorteado de acordo com a distribuição da zona de falha.
4. Armazena-se o instante de cruzamento e repetem-se os passos 2 e 3 tendo como objetivo a geração de novas previsões.

Fonte: Do Autor.

Durante a etapa de previsão as estimativas de d e r são utilizadas juntamente com o modelo em (6) para simular a evolução da degradação ao longo de iterações futuras.

Sorteiam-se pontos pertencentes às distribuições estimadas de d e r e verifica-se a evolução de cada ponto usando as duas primeiras equações de (6). Uma predição do instante de falha é determinada pela violação do limiar de falha pela medida de degradação. A distribuição predita do instante de falha é construída a partir das previsões de múltiplos pontos sorteados das

distribuições de d e r . Para o presente trabalho, o limiar de falha foi estabelecido como 12.5 V nas baterias de Li-Po, já nas baterias de Li-Íon foi de 3.35 V.

5.2 RUL com Filtro de Partículas (PF)

Para fazer a predição com Filtro de Partículas também será dividida em 2 etapas semelhante ao Filtro de Kalman: estimação da degradação e previsão do instante de falha. A estimação da degradação é feita pelo PF, na qual é estimada os estados $d[k]$ e $r[k]$ das equações (5) e (6), após essa etapa usa-se o mesmo método usado com o EKF para fazer a predição no instante da falha, onde a limiar de falha também é de 12.5 V nas baterias de Li-Po, já nas baterias de Li-Íon foi de 3.35 V.

A definição da zona de falhas foi realizada através do seguinte procedimento. Foi escolhida uma zona com distribuição gaussiana de média bem próximo da falha, por exemplo nos ensaios com corrente constante foi adotado o valor de 12,5 e desvio-padrão 0,05. A concepção da zona de falhas possui um grande impacto no resultado final, porém uma melhor escolha para os parâmetros que definem essa região só pode ser realizada partir da aquisição de mais dados degradados. Na Figura 29 apresenta os passos da predição da RUL com PF.

Figura 29. Algoritmo que Descreve o modelo do Filtro de Partículas.

1. Estima-se $d[k]$ e $r[k]$ com o Filtro de Partículas que pode ser visto na **Figura 5** do capítulo 3 e os dados do indicador de degradação até o instante k .
2. Tendo a distribuição das estimativas de $d[k]$ e $r[k]$ sorteiam-se valores de acordo com essas distribuições, podem ser vistas nas equações 5 e 6.
3. Propaga-se a variável d utilizando o modelo até que esta atinja um limiar sorteado de acordo com a distribuição da zona de falha.
4. Armazena-se o instante de cruzamento e repetem-se os passos 2 e 3 tendo como objetivo a geração de novas previsões.

Fonte: Do Autor.

Para fazer as predições com os métodos foi escolhido o instante de 10 minutos antes da falha ocorrer. Todas as previsões de cada ensaio foram realizadas adotando-se o seguinte

procedimento: Obtêm-se os indicadores de degradação até um instante k ; Executam-se os passos 1 a 4 apresentados na Figura 29. Neste caso, o instante k corresponde ao instante de minutos 10 antes da falha; Calcula-se a distribuição dos tempos previstos para ocorrência da falha; Repetem-se os passos 1, 2 e 3 modificando o instante antes da falha, ou seja, faz-se uma nova previsão 10 minutos antes da falha, sendo que cada ciclo de descarga tem seu tamanho diferente, (por exemplo: 10 minutos antes da falha no primeiro ensaio pode iniciar no instante de 71 minutos, já no segundo ensaio pode iniciar no instante de 67 minutos, isso ocorre até que seja realizada a última previsão).

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

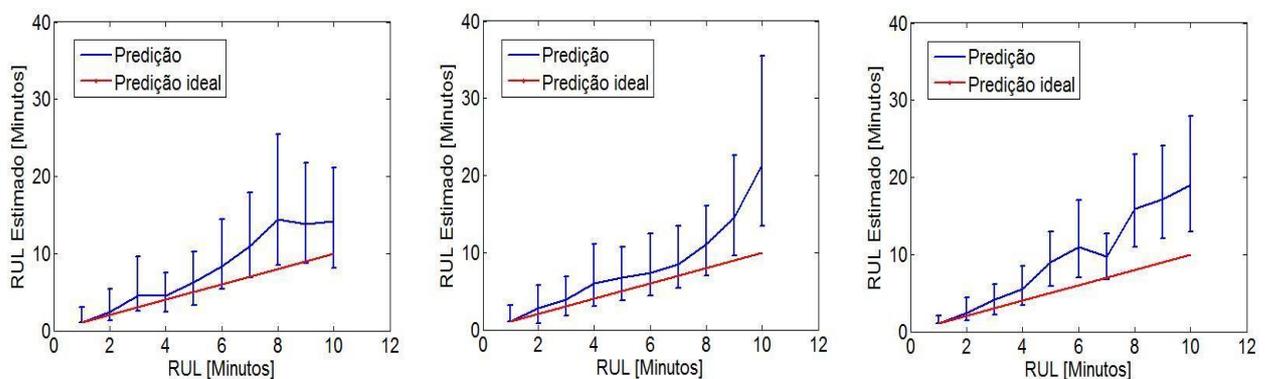
As Figuras 30 a 32 apresentam os resultados das previsões da base com corrente constante, já as Figuras 33 a 35 mostram as estimativas da base com corrente com ruído branco, e as Figuras 36 e 37 apresentam as previsões da base de dados da NASA, todas usando o Filtro de Kalman Estendido, no qual as estimativas foram efetivadas em 1 a 10 minutos antes da falha da bateria. Os intervalos de confiança incluem 99% das previsões realizadas.

Para uma melhor explanação da previsão das figuras, foi usada um limiar de falha (*threshold*) que é correspondido como a linha em vermelho, os intervalos de confiança da previsão são as linhas em vertical de cor azul. A previsão da falha do equipamento ocorre no momento em que um desses intervalos atingir o limiar, ou seja, se nenhum dos intervalos estivessem atingido o *threshold*, o equipamento falhava sem o alcance da previsão.

6.1 Resultados com Filtro de Kalman Estendido

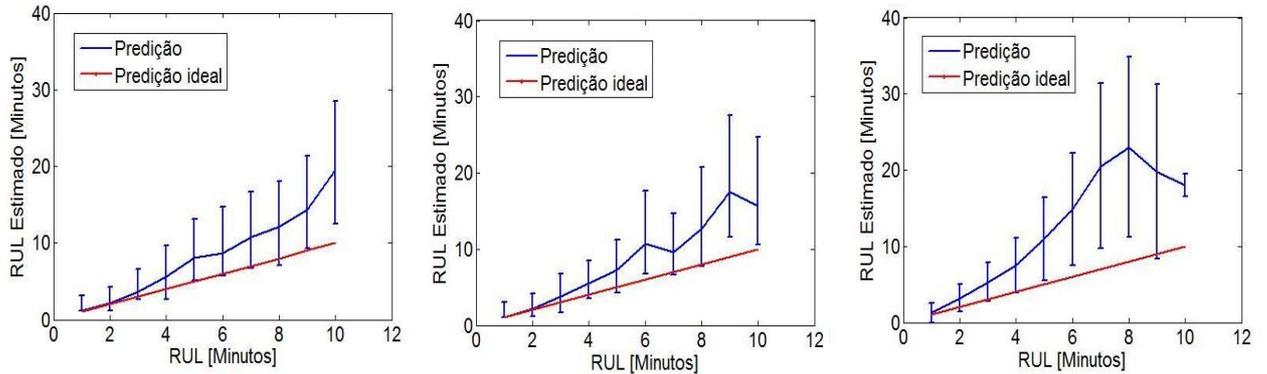
Na figura 30 apresenta as previsões do EFK dos ensaios com corrente de 1,0A, onde mostra a bateria faltando 10 minutos para falhar, o objetivo é estimar antes de ocorrer a falha. Nos ensaios com corrente 1,0A o EKF mostrou bastante eficácia nos 2 primeiros ensaios, no primeiro ensaio somente no 8ª minuto não se consegue identificar a falha. O segundo ensaio da figura 30, apenas não consegue identificar a falha no 9ª e 10ª minuto. No último ensaio apenas foram preditas as falhas nos minutos 1,2,3,4 e 7.

Figura 30. Resultados da previsão para corrente de 1,0A



Fonte: Do Autor

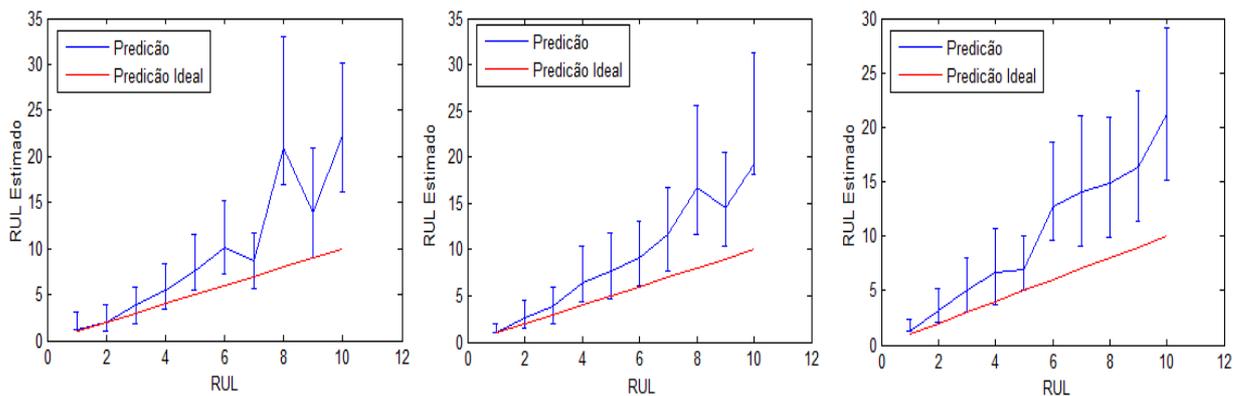
Figura 31. Resultados da previsão para corrente de 1,5A



Fonte: Do Autor

De acordo com a Figura 31, as previsões nos ensaios com corrente 1,5A o EKF mostrou-se bastante eficaz, onde na primeira predição apresenta apenas um ponto de falha não identificado, que foi durante os 10 minutos. O segundo ensaio apresenta 3 pontos de falhas não preditos, que foram 6, 9 e 10 minutos, respectivamente. O último ensaio com corrente 1,5A foi o que apresentou mais pontos de falhas não preditos, resultando em menos desempenho nas previsões, os pontos não preditos foram em 5, 6, 7, 8 e 10 minutos, respectivamente.

Figura 32. Resultados da previsão para corrente de 2,0A



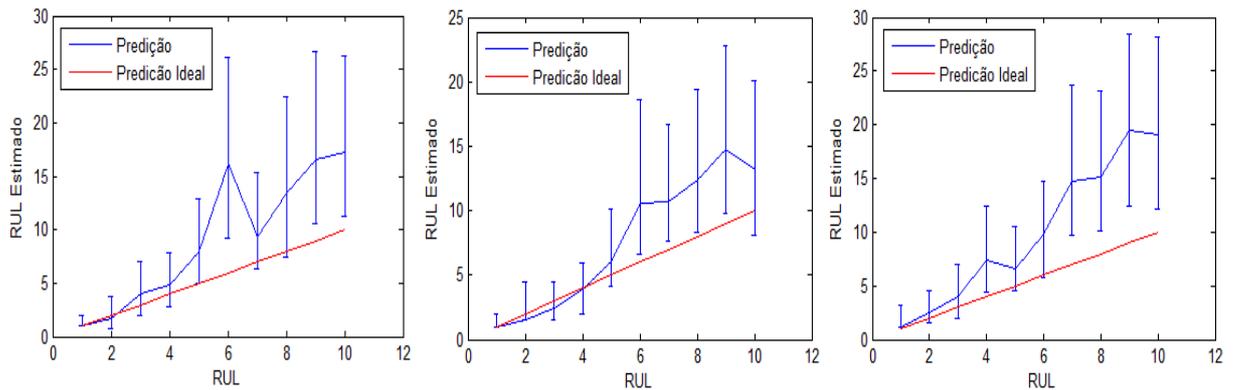
Fonte: Do Autor

Na Figura 32 apresenta os resultados das previsões com o EKF com correntes constantes de 2,0A, a primeira predição mostra que a falha não foi identificada em 4 pontos, referente aos minutos 5, 6, 8 e 10. As previsões do segundo ensaio as falhas dos minutos 4, 7, 8, 9 e 10 não encontradas. Já as previsões do terceiro ensaio mostram que 5 pontos não foram

identificados a falha, que são os minutos 6, 7, 8, 9 e 10. As estimativas com EKF nos ensaios com corrente constante de 2,0A, apresentam os resultados mais baixos comparados com o dos anteriores.

As Figuras 33 a 35 apresentam os resultados com ruído branco, onde a corrente é perturbada.

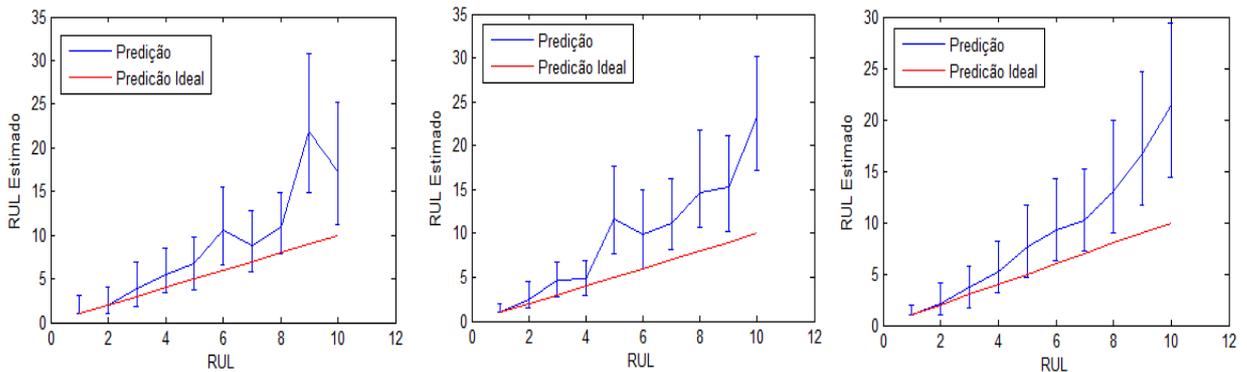
Figura 33. Resultados da previsão com RB de 1.36 A



Fonte: Do Autor

A Figura 33 evidencia as previsões de falhas com o EFK usando os ensaios com ruído branco na corrente 1.36A tiveram bons resultados. As previsões do primeiro ensaio mostram 3 pontos de falhas que não foram detectados, que são em 6, 9 e 10 minutos. No segundo ensaio não foram detectados 4 pontos de falhas em 6, 7, 8 e 9 minutos, já no último ensaio com corrente de 1,36A não foram identificados 5 pontos com as previsões que foram nos 4, 7, 8, 9 e 10 minutos.

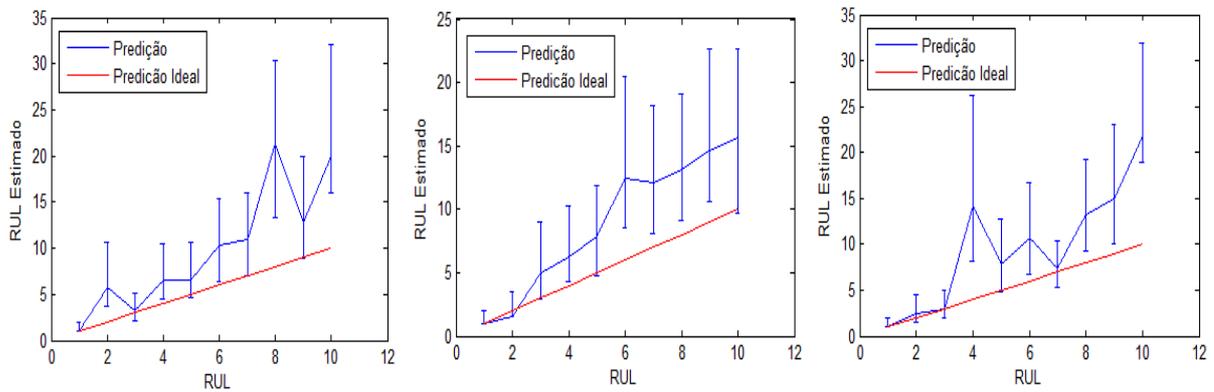
Figura 34. Resultados da previsão com RB de 2.0 A



Fonte: Do Autor.

A Figura 34 demonstra as previsões de falhas com o EFK do primeiro ensaio com corrente de 2,0A usando ruído branco, tiveram 3 pontos de falhas não identificados podendo ser visto na Figura 34, em que foram em 6, 9 e 10 minutos. No segundo ensaio foi obtido mais pontos de falhas não preditos comparando com a estimativa anterior, resultado em 5, que foram em 5, 7, 8, 9 e 10 minutos. O 3º ensaio apresenta também 5 pontos de falhas não encontrados durante a previsão, que são em 6, 7, 8, 9 e 10 minutos.

Figura 35. Resultados da previsão com RB de 2.5 A

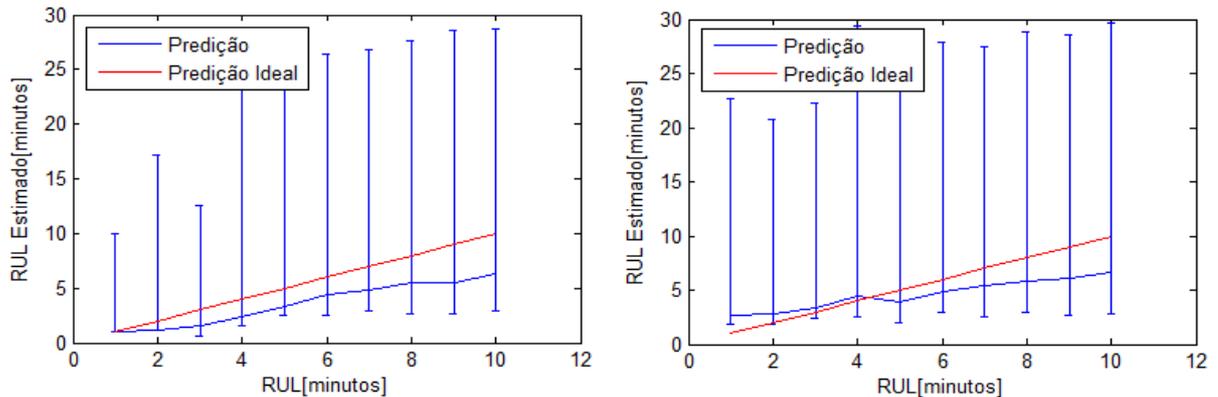


Fonte: Do Autor.

A Figura 35 exibe as estimativas com os ensaios de corrente de 2.5A com ruído branco foram menos precisas que as anteriores onde todos não predizeram 5 pontos de falhas em cada ensaio.

As Figuras 36 e 37 apresentam as previsões do primeiro e último ciclo das baterias RW13 e RW14 da NASA respectivamente.

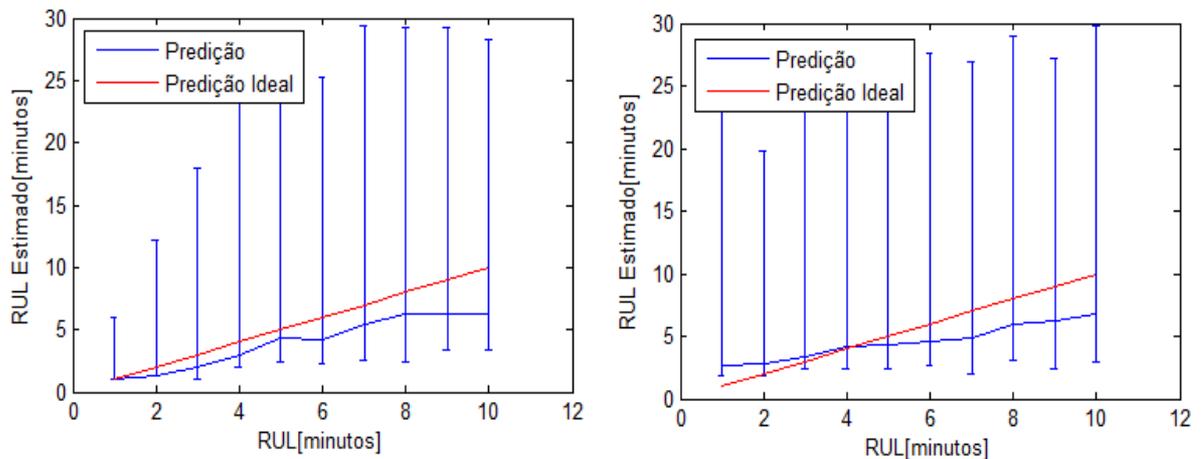
Figura 36. Resultados da previsão do primeiro e último Ciclo da Bateria RW13 da NASA



Fonte: Do Autor.

As previsões com EFK na base de dados da NASA conseguiram obter resultados satisfatórios devido à quantidade de dados comparando com as bases mostradas anteriormente. Os 2 gráficos na Figura 36 apresentam as previsões com o primeiro e o último ensaio da bateria identificada como RW13. A previsão do primeiro ensaio todos os pontos de falhas são preditos, já o último ensaio apenas 1 ponto de falha não é predito.

Figura 37. Resultados da previsão do primeiro e último Ciclo da Bateria RW14 da NASA



Fonte: Do Autor.

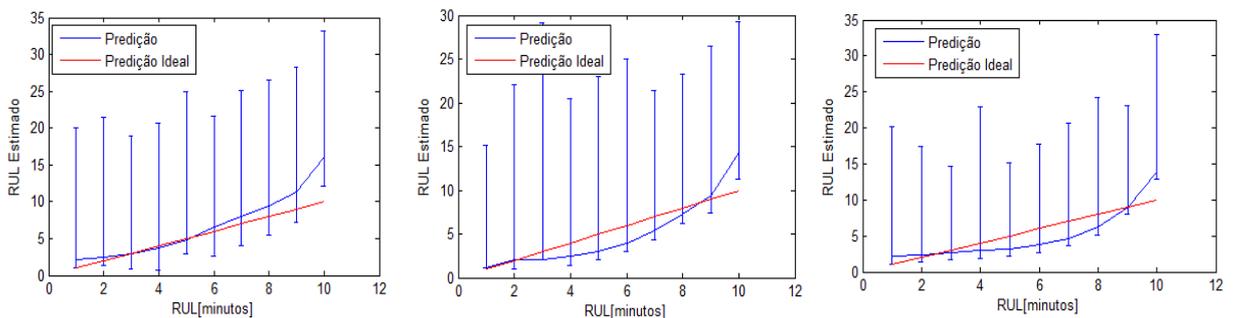
A Figura 37 demonstra as previsões de falhas com o EKF nos ensaios da bateria identificada como RW14 da NASA, onde no primeiro ensaio todos os pontos de falhas foram identificados, sendo que no último ensaio apenas 1 ponto de falha não foi identificado.

As Figuras 38 a 40 apresentam os resultados das previsões da base com corrente constante, já as Figuras 41 a 43 mostram as estimativas da base com corrente com ruído branco, e as Figuras 44 e 45 apresentam as previsões da base de dados da NASA com corrente aleatória, todas usando o Filtro de Partículas, no qual as estimativas foram realizadas do mesmo modo anterior, em 1 a 10 minutos antes da falha da bateria. Os intervalos de confiança incluem 99% das previsões realizadas.

6.2 Resultados com Filtro de Partículas

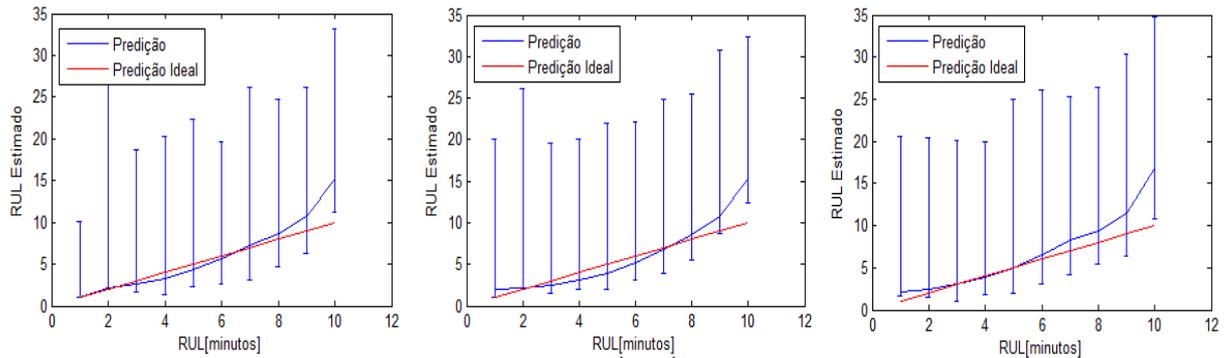
A Figura 38 evidencia as previsões de falhas com o PF foram adequadas em quase todos os ensaios de 1A com corrente constante, no primeiro ensaio, apenas 1 ponto de falha não é identificado, sendo em 10 minutos. No segundo ensaio também não é predito apenas um ponto de falha que seria em 10 minutos. No terceiro ensaio 9 pontos de falhas são identificados.

Figura 38. Resultados da previsão para corrente de 1,0 A



Fonte: Do Autor.

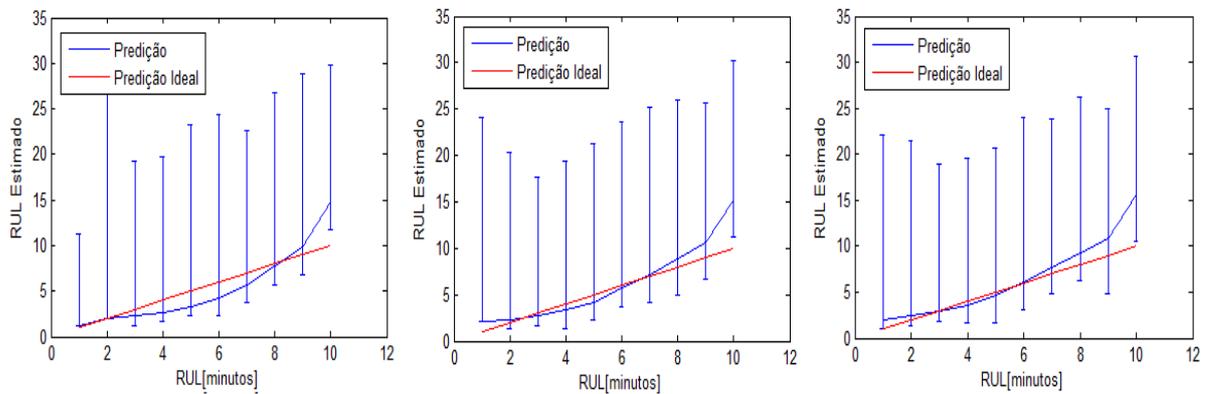
Figura 39. Resultados da previsão para corrente de 1,5A



Fonte: Do Autor.

A Figura 39 apresenta as estimativas com o PF dos ensaios com corrente constante de 1,5A, a primeira e a segunda predição não se conseguem encontrar 1 ponto de falha em cada, por coincidência os pontos foram nos 10 minutos. A predição do terceiro ensaio, 2 pontos de falhas não são encontrados, no qual foi no de 1 e 10 minutos.

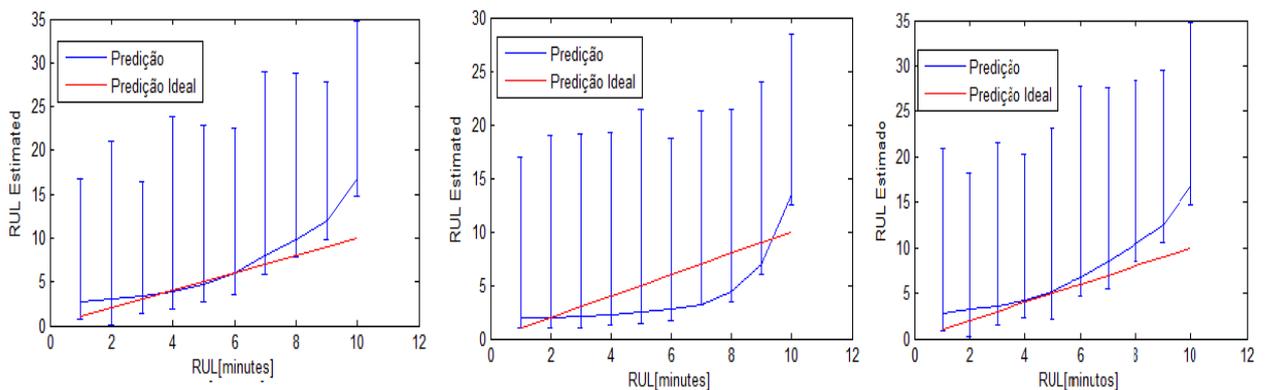
Figura 40. Resultados da previsão para corrente de 2,0A



Fonte: Do Autor.

A Figura 40 apresenta as previsões com o PF dos ensaios com corrente constante de 2,0A. A primeira estimativa tem apenas 1 ponto de falha não localizado, sendo o de 10 minutos. Já as previsões dos ensaios 2 e 3 apresentam 2 pontos de falhas não encontrados, que são em 1 e 10 minutos em ambas as previsões.

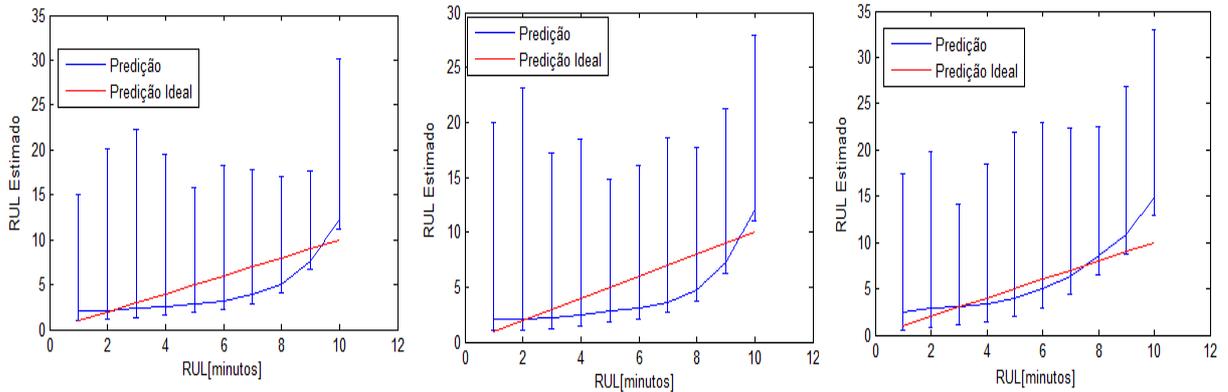
Figura 41. Resultados da previsão com RB de 1.36 A



Fonte: Do Autor.

De acordo com a Figura 41, a previsão com PF do primeiro ensaio com corrente de 1.36 com ruído branco, obteve apenas 2 pontos de falha não foram localizados, sendo de 9 e 10 minutos. No segundo ensaio 9 pontos de falha foram encontrados com as previsões. No terceiro ensaio somente 3 pontos de falha não foram encontrados, que foi o de 8, 9 e 10 minutos.

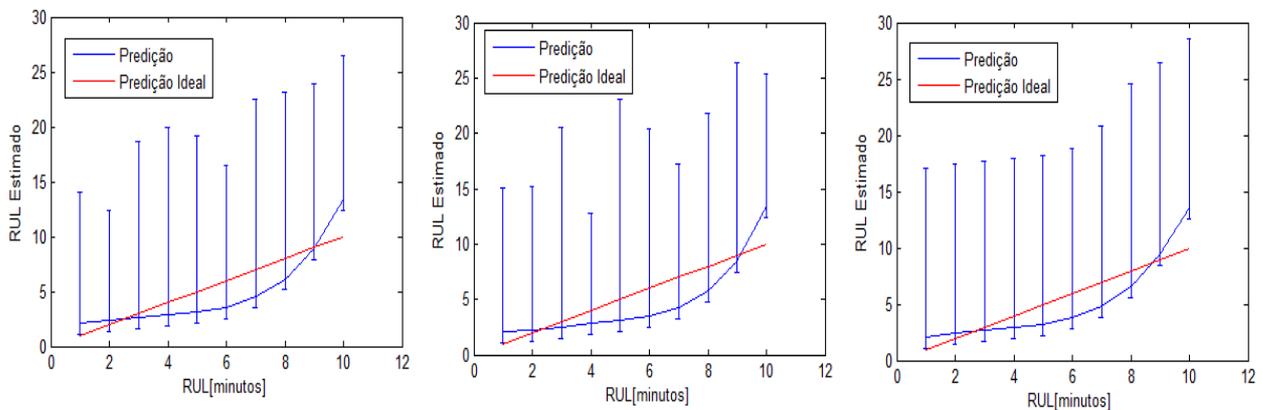
Figura 42. Resultados da previsão com RB de 2.0 A



Fonte: Do Autor.

Na Figura 42 demonstra as previsões do PF nos ensaios de 2,0A, todas tiveram 9 pontos de falhas encontrados, porém cada um obtiveram 1 falha não encontrada, que foi em 10 minutos em cada uma das previsões.

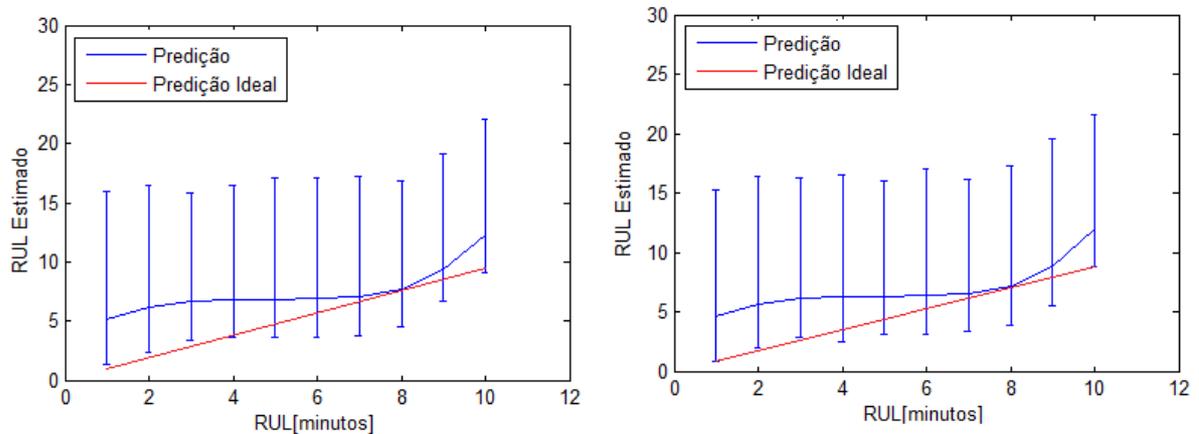
Figura 43. Resultados da previsão com RB de 2.5 A



Fonte: Do Autor.

Na Figura 43 apresenta as previsões do PF com corrente de 2.5 A com ruído branco, na qual todas tem o ponto de falha de 10 minutos não localizado, e 9 pontos de falhas preditos,

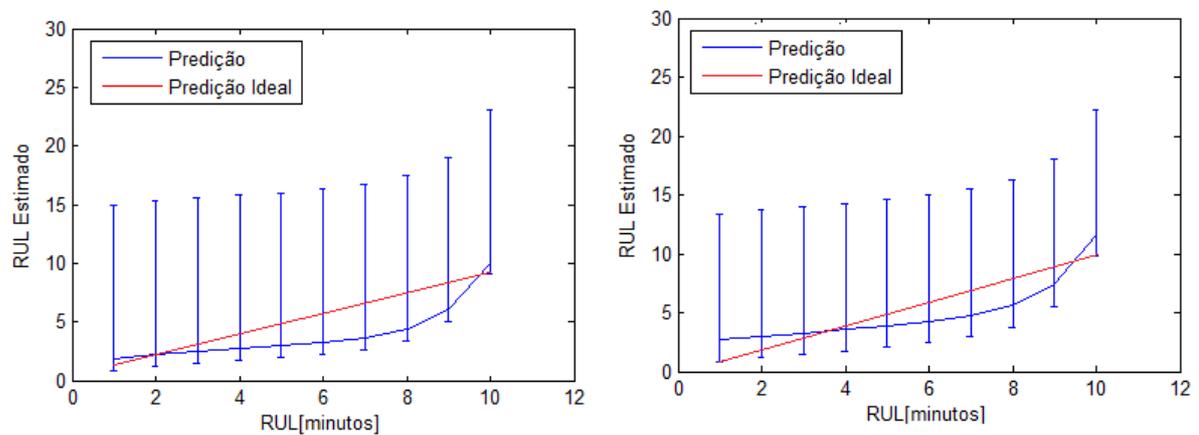
Figura 44. Resultados da previsão da Bateria RW13 da NASA



Fonte: Do Autor.

Na Figura 44 evidencia as previsões do PF nos ensaios da base de dados da NASA da bateria RW13, no primeiro ensaio não foram encontrados 3 pontos de falhas, em 1, 2 e 3 minutos. Já o último ensaio não foi localizado apenas 2 pontos de falha, sendo em 2 e 3 minutos.

Figura 45. Resultados da previsão da Bateria RW14 da NASA



Fonte: Do Autor.

Na Figura 45 mostra as previsões com o PF do primeiro e último ensaio da bateria RW14 da NASA, foram identificados todos os pontos de falhas.

Apesar da utilização de um modelo simples de progressão da degradação, foi possível observar um bom desempenho do sistema de previsão. Os instantes reais de falha encontram-se dentro dos intervalos de confiança em previsão com até 5 minutos de antecedência para a maioria das séries de dados.

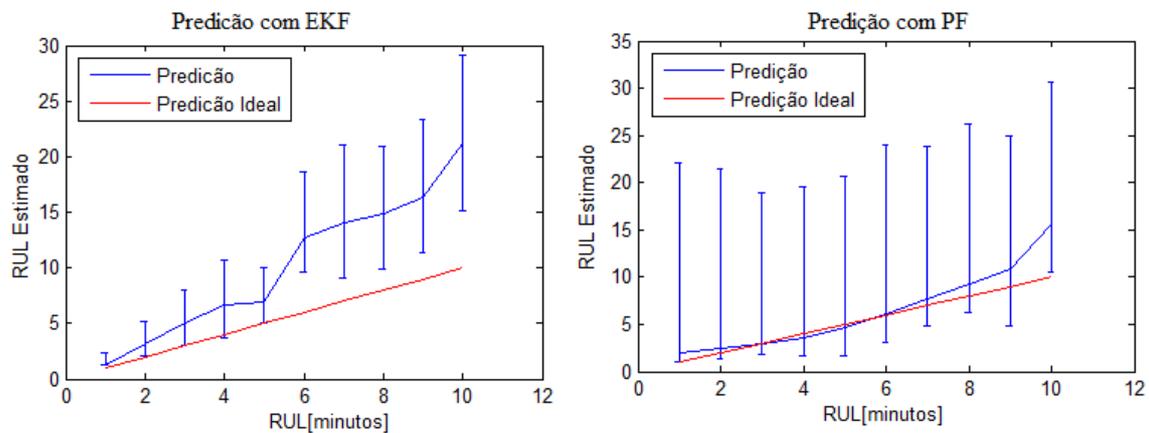
Conforme pode ser visto, a qualidade das previsões decai à medida que a corrente de descarga aumenta. Isto pode ser explicado pelo fato de que correntes mais altas implicam em decaimentos mais rápidos o que resulta em séries de dados com menos pontos. A presença de poucos pontos impacta nas estimativas do EKF, porém as bases de dados da NASA possuem muitos pontos, por isso as previsões nelas ficaram melhores.

6.3 Comparações dos Resultados do EKF e PF

Foi comprovado que ambas as técnicas satisfazem o objetivo do trabalho, que consiste em fazer a predição da RUL de baterias, apesar disso será mostrado em alguns ensaios qual método se saiu melhor.

A figura 46 apresenta as previsões no 9ª ciclo com corrente constante em ambas as técnicas.

Figura 46. Resultados dos métodos no nono ciclo de descarga com corrente constante

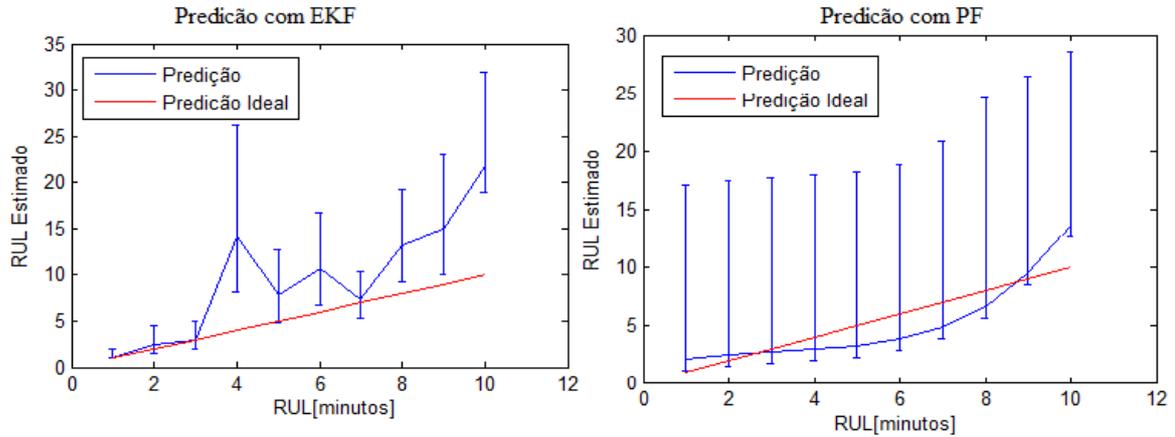


Fonte: Do Autor.

Ao fazer uma análise percebeu-se que ambas as técnicas tiveram resultados satisfatórios, porém a técnica do PF foi um pouco melhor, pois a mesma não consegue detectar apenas um ponto de falha em quase todos os 10 minutos, apenas o último não foi violado. O EKF detectou 5 pontos de falhas.

A Figura 47 mostra 2 resultados do último ciclo de descarga de bateria com ruído branco na corrente.

Figura 47. Resultados dos métodos no nono ciclo de descarga com corrente com ruído branco

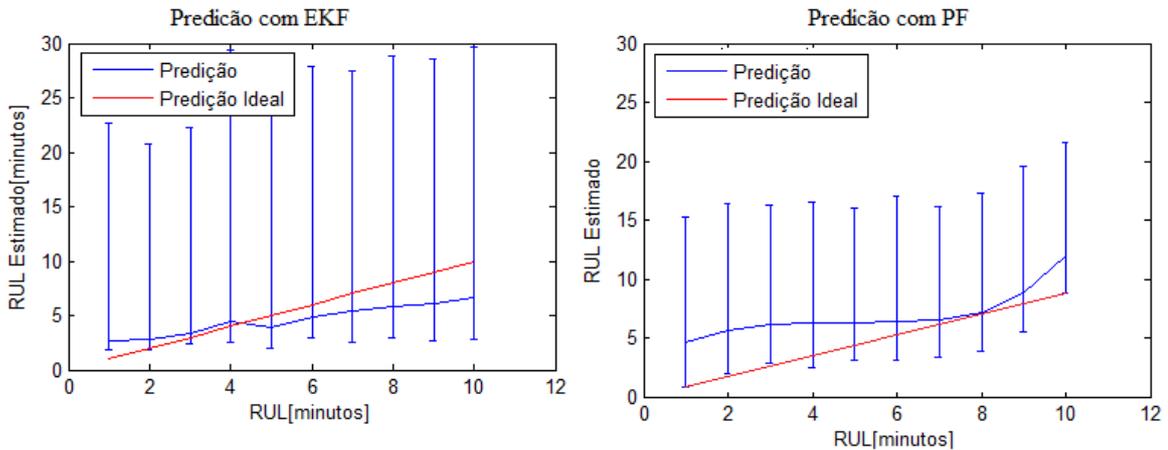


Fonte: Do Autor.

Nessa base de dados com ruído branco, os métodos tiveram um desempenho razoável, apesar de eles terem conseguido obter pontos de falhas antes do limite de tempo, o PF conseguiu cruzar 8 pontos de falhas, já o EKF conseguiu cruzar 5 pontos, 3 a menos que o PF, assim sendo este continua tendo resultados melhores.

A Figura 48 apresenta os resultados das técnicas na bateria RW13, experimentos estão sendo apenas no último ciclo de descarga, como visto anterior o limiar de falha muda, chegando bem próximo de 3V, sabendo-se também que a taxa de amostragem é muito maior que as anteriores.

Figura 48. Resultados dos métodos do último ciclo de descarga da bateria RW13 da NASA



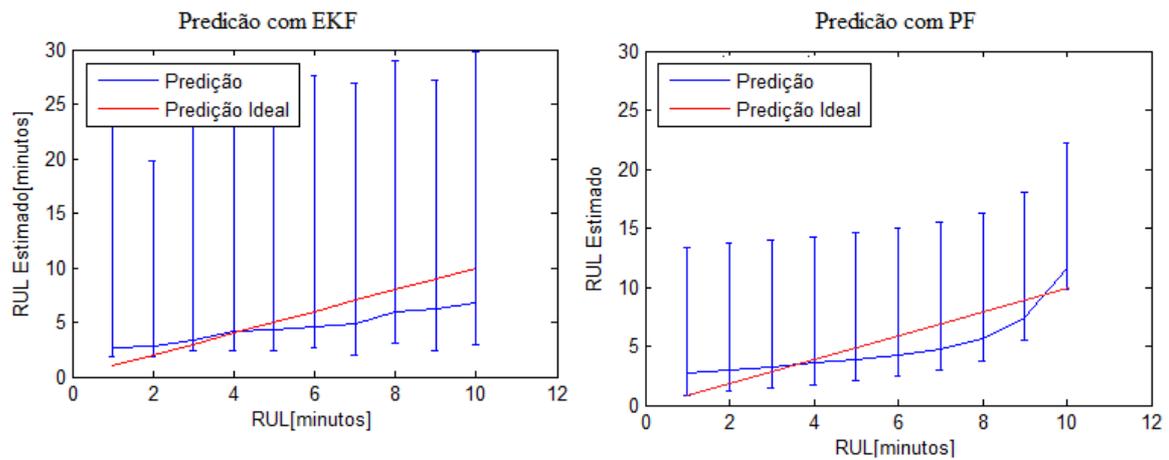
Fonte: Do Autor.

Na ilustração o PF conseguindo cruzar o limiar de falha em 8 pontos, já o EKF não consegue localizar as falhas no primeiros minuto, assim obtendo em 9 pontos de falhas, as 2

técnicas conseguiram obter previsões adequadas, porém os intervalos de confiança do PF são menores que o EFK resultando em uma melhor previsão, mesmo tendo menos pontos de falhas. Os 2 métodos estão cumprindo seu papel, mas em relação a comparação dos mesmos.

A Figura 49, apresenta os resultados do Filtro de Partículas e Filtro de Kalman Estendido durante o último ciclo de descarga da bateria RW14 da NASA

Figura 49. Resultados dos métodos do último ciclo de descarga da bateria RW14 da NASA



Fonte: Do Autor.

Na Figura 49, o Filtro de Kalman Estendido consegue detectar 9 pontos de falhas de acordo com *threshol*d, já o Filtro de Partículas consegue detectar os 10 pontos de falha em intervalos de confiança menores.

7 CONCLUSÃO

O presente trabalho proporcionou uma metodologia para a predição de carga em baterias de Li-Po, onde os dados da mesma foram gerados em uma bancada experimental, já a bateria Li-Ion os dados foram disponibilizados pelo site da NASA, ambas são baterias utilizadas em VANTs, o trabalho usou apenas o modelo para fazer as predições, não usando a bateria em junto ao VANT. Os métodos usados foram: um Filtro de Kalman Estendido (EKF) e um Filtro de Partículas (PF) juntamente com um modelo exponencial de evolução da degradação, no qual simulava o comportamento da bateria no momento de sua descarga.

Os modelos utilizados apresentaram bons resultados, mesmo sendo usados uma bases de dados de diferentes tamanhos. Grandes partes das estimativas são identificada a falha muito antes dos 10 minutos, isso valida o trabalho mostrando que os modelos satisfazem os objetivos propostos.

Em relação a todos os resultados é notório afirmar que as 2 técnicas satisfazem os objetivos propostos, porém quando se faz uma análise entre as técnicas, percebe-se que o filtro de partículas obteve-se melhores resultados em relação ao Filtro de Kalman Estendido. Uma desvantagem do PF em relação ao EKF é o custo computacional consumido, as vezes o PF requer um pouco de tempo, onde isso pode ser um ponto negativo em aplicações reais.

7.1 Trabalhos Futuros

Como trabalho futuro, pretende-se melhorar ainda mais as predições hibridizando os métodos e comparando com os resultados adquiridos, pois quanto mais rápido é identificada a falha melhor para a estimativa.

Outro trabalho futuro é testar em aplicações reais, pois as predições foram feitas com simulações com os dados gerados em bancada experimental e base disponibilizada.

Pode também propor como trabalho futuro, o monitoramento e a predição da RUL de outros equipamentos do VANT, por exemplo o motor, que também se degrada com o passar do tempo.

REFERÊNCIAS

- ALVES, M. R. J., BIZARRIA, C. DE O. e GALVÃO, R. K. H. 2009.** *Trend analysis for prognostics and health monitoring.* São José dos Campos : s.n., 2009.
- BATZEL, T. D. e SWANSON, D. C. 2009..** *Prognostic health management of aircraft power generators.* [IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems] 2009.
- BETENCURTE, WELLINGTON. 2012.** *Aplicação de filtros de partículas para a assimilação de dados em problemas.* 2012.
- BOLE, B. e DAIGLE, M AND GOROSPE, G. 2013.** *Online prediction of battery discharge and estimation of parasitic loads for an electric aircraft. Proceed- ings of the European Conference of the Prognos- tics and Health Management Societ.* 2013.
- CHANDAN, VIKAS. 2014.** *UrJar: A Lighting Solution using Discarded Laptop.* 2014.
- DEL MORAL, PIERRE. 2004.** *Feynman-Kac formulae. Genealogical and interacting particle approximations.* 2004.
- , **1998.** *Measure Valued Processes and Interacting Particle Systems. Application to Non Linear Filtering Problem.* 1998.
- , **1996.** *Non Linear Filtering: Interacting Particle Solution.* 1996.
- GOEBEL, K AND SAHA, B. 2014.** *Prognostics applied to electric propulsion UAV.* 2014.
- GYRO-200ED-X8.** *Manual do Usuario.*
- HUGGINS, R. 2008.** *Advanced Batteries: Materials.* s.l. : Springer, 2008.

INTERNACIONAL, COMISSÃO ELETROTÉCNICA. 2012. *Células secundárias e baterias que contenham alcalinas ou outros eletrólitos não ácidos - Requisitos de segurança para células secundárias selados portáteis, e para as baterias feitas a partir deles, para uso em aplicações portáteis.* 2012.

J, ORCHARD M, E. AND VACHTSEVANOS G. 2009. *A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis. Transactions of the Institute of Measurement and Control, No. 31; pp. 221- 246.* 2009.

Lall, P. e H. Zhang, L. Davis. 2015. *Prognostication of LED remaining useful life and color stability in the presence of contamination.* s.l. : IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM), 2015.

LEÃO, B.P. 2011. *Failure Prognosis Methods and Offline Performance Evaluation. Tese de doutorado - Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.* 2011. 2011.

LIU, JIE, et al. 2009. *An Adaptive Recurrent Neural Network for Remaining Useful Life Prediction of Lithium-ion Batteries.* 2009.

MILLSAPS, C. 2012. *O padrão para células secundárias e baterias que contenham substâncias alcalinas ou outras não ácido-eletrólitos está em seu ciclo de Revisão Final.* s.l. : Segunda Edição da IEC 62133, 2012.

NUHIC, A., TERZIMEHIC, T., SOCZKA-GUTH, T., BUCHHOLZ, M., DIETMAYER, K. 2013. *Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods.* 2013.

P., GOMES J.P e T., GALVÃO R.K.H AND YONEYAMA. 2012. *Prognóstico de falhas em uma válvula pneumática utilizando filtro de Kalman. Anais do Congresso Brasileiro de Automática. Campina Grande - PB : s.n., 2012.*

PENNA, J. A. M. e Nascimento Jr., C. L. and Rodrigues, L. R. 2012. *Health monitoring and re- maining useful life estimation of lithium-ion aer- onautical batteries. Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Big Sky. 2012.*

PENNA, JOSÉ AFFONSO MOREIRA. 2011. *Monitoramento da Saúde e Estimação da Vida Útil Remanescente de Baterias Lítio-Ion. 2011.*

PINTO, ANA FLÁVIA CUPERTINO. 2007. *Filtros de Partículas: O Algoritmo Resample-Move. 2007.*

SAHA, B. e GOEBEL, K. 2015. NASA Ames Prognostics Data Repository. [Online] 2015. [Citado em:] <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>.

SAHA, B., et al. 2011. *Battery health management system for electric UAVs. Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Big Sky. 2011.*

UCKUN, S., GOEBEL, K. e LUCAS, P. J. 2008. Standardizing research methods for prognostics. *International Conference on Prognostics and Health Management. 2008.*

VOELKER, THERMO FISHER SCIENTIFIC, SUNNYVALE, CALIF. 2014. *Trace Degradation Analysis of Lithium-Ion Battery Components. 2014.*

WALDMANN, THOMAS, et al. 2014. *Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries - A Post-Mortem study. 2014.*

WIDODO, A., SHIM, M., CAESARENDRA, W., YANG, B. 2011. *Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy. 2011.*

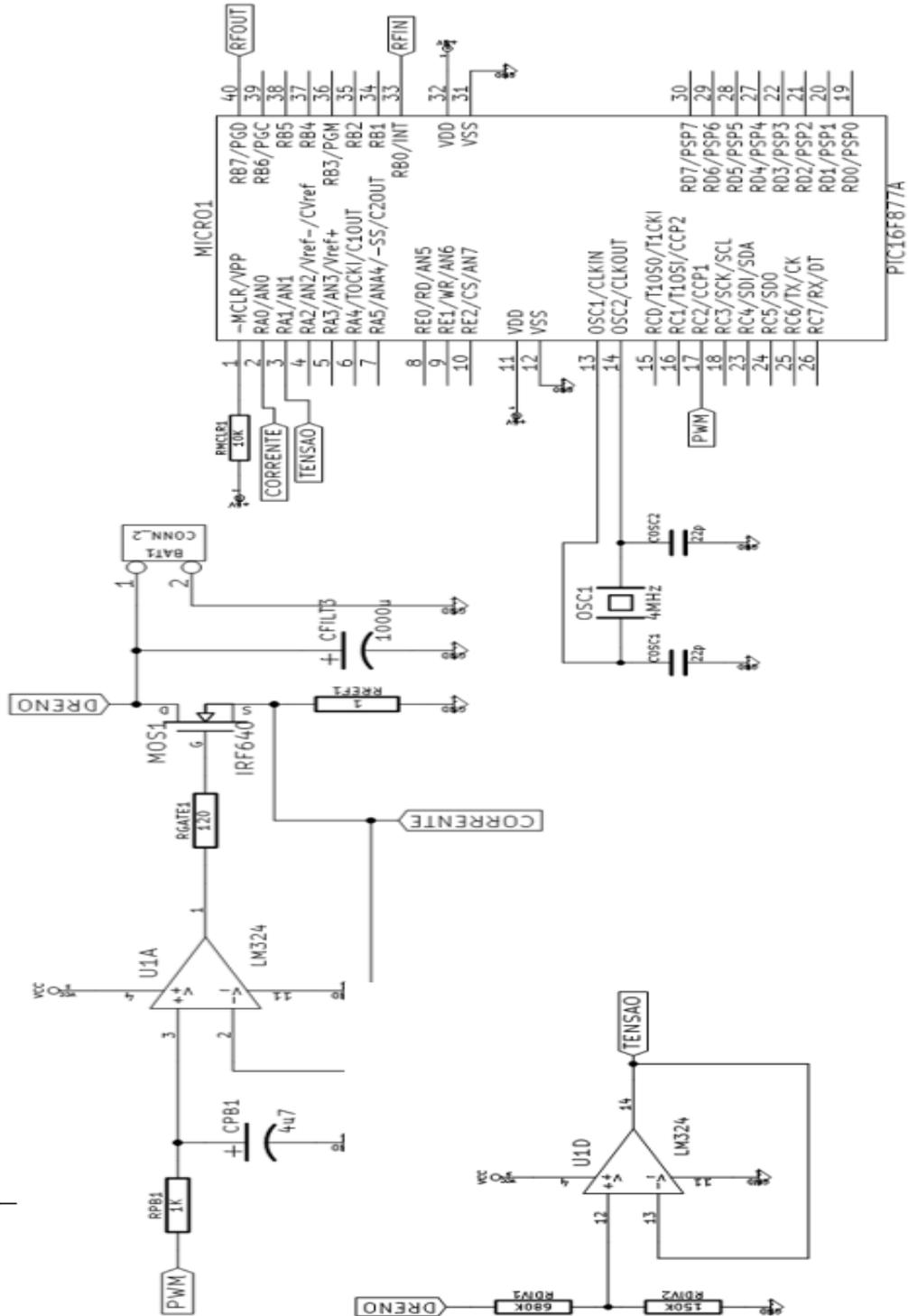
YIN, S., PANG, J e LIU, D. AND PENG, Y. 2013. *Remaining Useful Life Prognostics for Lithium-ion Battery Based on Gaussian Processing Regres- sion Combined with the Empirical Model. Pro- ceedings of the Annual Conference of the Prog- nostics and Healt. 2013.*

ZHANG, J. e LEE, J. 2011. *A review on prognostics and health monitoring of Li-ion.* 2011. 6007–6014.

ZHANG, J., LEE, J. 2011. *A review on prognostics and health monitoring of Li-ion.* 2011.

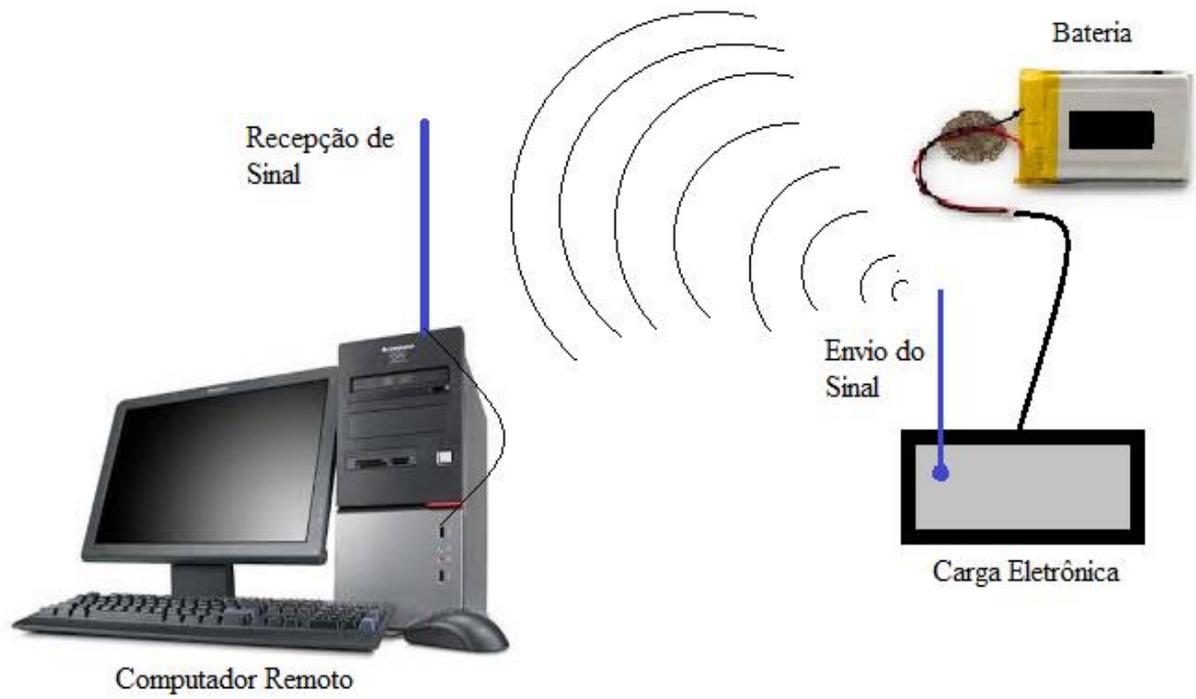
APÊNDICE

APÊNDICE A – Esquema completo da bancada Experimental



Fonte: Do Autor.

APÊNDICE B – Ambiente para Coleta dos dados da Bateria



Fonte: Do Autor.

APÊNDICE C– Comparativo de técnicas nos resultados da Base de Dados com Corrente Constante.

Base de dados de Corrente Constante		
Ensaio	PF	EKF
1º de 1 A	9	9
2º de 1 A	9	8
3º de 1 A	9	5
1º de 1,5 A	9	5
2º de 1,5 A	9	7
3º de 1,5 A	8	5
1º de 2 A	9	6
2º de 2 A	8	5
3º de 2 A	8	5
Quantidade de pontos de falhas		

Fonte: Do Autor.

APÊNDICE D – Comparativo de técnicas nos resultados da Base de Dados com Ruído Branco.

Base de dados com Ruído Branco		
Ensaio	PF	EKF
1º de 1.36 A	8	7
2º de 1.36 A	9	6
3º de 1.36 A	7	5
1º de 2 A	9	7
2º de 2 A	9	5
3º de 2 A	9	5
1º de 2,5 A	9	5
2º de 2,5 A	9	5
3º de 2,5 A	9	5
Quantidade de pontos de falhas		

Fonte: Do Autor.

APÊNDICE E – Comparativo de técnicas nos resultados das Bases de Dados das Baterias RW13 e RW14 da NASA.

Base de dados da NASA		
Ensaio	PF	EKF
1º da RW13	7	10
Último da RW13	8	9
1º da RW14	10	10
Último da RW14	10	9
Quantidade de pontos de falhas		

Fonte: Do Autor.

ANEXOS**ANEXO A – Probabilidade de cada seleção de valor de carga nominal da Base de Dados de baterias da NASA**

Probabilidade	Carga Nominal
0.5 A	7.2%
1.0 A	14.8%
1.5 A	19.3%
2.0 A	21.6%
2.5 A	14.6%
3.0 A	10.0%
3.5 A	6.5%
4.0 A	4.0%
4.5 A	1.5%
5.0 A	0.5%

Fonte: Prognostic-Datarepository⁴

⁴ <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-datarepository/>