

Filtragem adaptativa de Kalman aplicada a altitudes elipsoidais obtidas por receptores GPS visando o monitoramento de massas de água

RESUMO

As coordenadas estimadas por GPS (*Global Positioning System*) são afetadas por fatores sistemáticos, resultando em ruídos que comprometem a sua qualidade. É importante que tais ruídos sejam minimizados até que informação possa ser verificada com precisão adequada. Devido a tal fato, o Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia (LAGEH/UFPR) investiu no desenvolvimento de um filtro que estime com melhor precisão o valor da altitude elipsoidal do nível de massas de água, suavizando os dados de plataformas Eulerianas. Foi escolhida a Filtragem Discreta de Kalman (FDK) a ser aplicada nos dados de rastreios GPS por meio de boias sob lâminas de água em movimento. Foram realizadas simulações computacionais e testes com dados coletados em campo, possibilitando a interpretação da filtragem. As médias calculadas com os dados pós-filtrados das simulações se mostraram mais acuradas que as originais, enquanto que o seu comportamento permitiu uma interpretação visual mais agradável. Os testes com os dados de campo permitiram uma verificação da minimização dos dados de amplitudes de 3,29 cm para altitudes constantes até 5,63 m para lâminas de água em movimento, melhorando a exatidão da média.

PALAVRAS-CHAVE: Filtro de Kalman. Monitoramento Hídrico. Bóia Euleriana. Sinais de Satélites.

Kelvin Souza Siqueira

kelvin.siqueira@ufpr.br
orcid.org/0000-0002-1929-4091
Universidade Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba, Paraná, Brasil.

Claudia Pereira Krueger

ckrueger@ufpr.br
orcid.org/0000-0002-4839-1317
Universidade Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba, Paraná, Brasil.

Daniel Rodrigues dos Santos

danielsantos@ufpr.br
orcid.org/0000-0001-7977-7426
Universidade Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba, Paraná, Brasil.

Anderson Renato Viski

anderviski@ufpr.br
orcid.org/0000-0003-0627-5139
Universidade Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba, Paraná, Brasil.

Clauber Rogério da Costa

clauber@indexflorestal.com.br
orcid.org/0000-0002-1515-4657
INDEX Florestal, Curitiba, Paraná, Brasil.

INTRODUÇÃO

O posicionamento por satélites tem se mostrado de grande utilidade no monitoramento e avaliação de marés, reservatórios, recursos hídricos e demais ciências afins (como pode ser visto em trabalhos como RODRIGUEZ-ALVAREZ *et. al.*, 2011 e PRIEGO *et. al.*, 2016). O governo brasileiro efetua regulares investimentos no desenvolvimento de projetos de estudo e pesquisa para o fomento da compreensão de suas áreas hidrográficas, uma vez que seu território costeiro é extenso e suas bacias hidrográficas são diversas. Um destes investimentos tem sido o programa PNBOIA (Programa Nacional de Boias), desenvolvido pelo programa HIDROSFERA da Divisão de Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (DSR/INPE) juntamente com a Diretoria de Hidrografia e Navegação (DHN) da Marinha do Brasil, criado na década de 80 com a finalidade de monitorar eventos oceanográficos e meteorológicos, a partir da implantação de boias de deriva rastreadas por satélite.

Seguindo o mesmo princípio, o Laboratório de Geodésia Espacial e Hidrografia da Universidade Federal do Paraná (LAGEH/UFPR) desenvolve, desde 2009, boias de baixo custo, visando o monitoramento de massas d'água (VISKI e WERLICH, 2010). Tais boias são acopladas com antenas GPS, obtendo coordenadas geodésicas (ϕ, λ, h) para estudo de uma determinada região geográfica. Tais dados, porém, apresentam discrepâncias de medidas, ou seja, são afetados por erros sistemáticos que influenciam as observações em geral. Como exemplo de fontes de erros atuantes tem-se o efeito do multicaminho, a troposfera, a ionosfera, a geometria satélites-receptor, perda de ciclos, o relógio do receptor, entre vários outros (KRUEGER, 1996).

Sendo a componente vertical (h) uma coordenada de caráter tridimensional, seria ideal que para a sua estimativa a distribuição espacial dos satélites observados se desse tanto acima quanto abaixo do horizonte. Dentre as três coordenadas obtidas (ϕ, λ, h) aquela que apresenta menor precisão é a altitude, com uma dispersão maior de dados e, consecutivamente, com uma maior incerteza. Essa característica é existente devido a componente vertical (h) possui caráter tridimensional, exigindo que, para uma estimativa mais precisa, a situação ideal de distribuição espacial dos satélites se desse tanto acima quanto abaixo do horizonte (LEE *et. al.*, 2002), o que não é possível na prática.

Visando obter dados de altitudes elipsoidais com melhor precisão, surgiu o objetivo de desenvolver um filtro que diminuísse a dispersão das coordenadas verticais obtidas por receptores GPS, aumentando a confiabilidade nos resultados e facilitando a interpretação dos mesmos. Ao decorrer deste artigo serão apresentados os conceitos e práticas estudados para desenvolver tal filtro e provar sua eficiência. Todo o trabalho aqui relatado foi realizado em Siqueira (2015) e adaptado para o presente artigo.

PLATAFORMA EULERIANA

Em dinâmica de fluidos, observações e coleta de dados podem ser realizadas por meio de medições Eulerianas, cuja realização é efetuada em um local de observação fixa. Um exemplo de equipamento capaz de realizar tais observações é uma boia ancorada no oceano, onde medições efetuadas desta maneira são

conhecidas como medidas de Euler. Para este caso a taxa de variação das plataformas é determinada através dos pontos fixos do espaço (OLIVEIRA, 2003).

Seguindo este princípio, flutuadores desenvolvidos para aplicações em pesquisas com relação à variação do nível de massas de água, em determinada região geográfica conhecida, são denominados como Plataformas Eulerianas (LONGUET-HIGGINS, 1986). Para obter estimativas do deslocamento vertical do nível de lamina de água podem ser utilizados métodos de posicionamento absoluto, posicionamento relativo cinemático ou DGPS. No Brasil, exemplos de trabalhos relacionados ao desenvolvimento e aplicação de tais bóias para monitoramento hídrico podem ser encontrados em Krueger *et. al.*(2012) e Viski (2012). A Figura 1 apresenta dois exemplos de plataformas eulerianas desenvolvidas pelo LAGEH.

Figura 1 – Plataformas eulerianas desenvolvidas pelo LAGEH

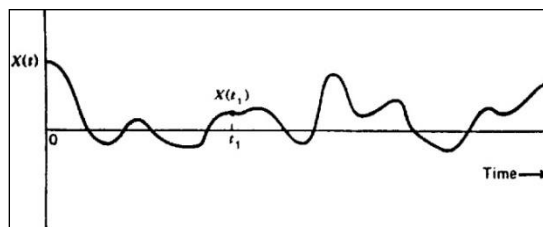


Fonte: Viski (2012).

SINAL ALEATÓRIO, ESTIMATIVA RECURSIVA E FILTRAGEM ADAPTATIVA - DEFINIÇÕES

Brown e Hwang (1996) esclarecem que um sinal representa uma grandeza física, significando que são variáveis reais, geralmente tendo o tempo como variável independente. Quando um sinal é exatamente previsível para o intervalo de interesse, esse é chamado “determinístico”, e é descrito por uma função matemática convencional. Contrariamente, quando um sinal possui um ou mais elementos de incerteza associados é dito “aleatório”, e sua descrição não é previsível no sentido determinístico. Estes sinais se comportam como ilustrado na Figura 2. O valor obtido de um sinal aleatório (variável aleatória) é determinado basicamente pelo acaso, e um conjunto destes, que evoluem através do tempo segundo algum experimento casual, gera um “Processo Aleatório”.

Figura 2 – Comportamento de um sinal aleatório



Fonte: Adaptado de Brown e Hwang (1996).

Diversas técnicas para estimativa de sinais aleatórios que perturbam a equação de estado (ruído) são constantemente estudadas e desenvolvidas, sendo que todas são classificadas em dois tipos distintos: estimativa recursiva e

estimativa por lotes. Uma estimativa recursiva apresenta um processo onde as observações de um determinado conjunto são utilizadas sequencialmente, permitindo com que o vetor dos parâmetros do modelo seja atualizado ao decorrer da disponibilização das observações. Já uma estimativa por lotes (“batch” ou batelada) necessita que todos os dados estejam disponíveis antes do início do processo (BITENCOURT Jr., 2003), calculando o vetor dos parâmetros em um único conjunto de observações. Em termos de filtragem de dados em tempo real, a técnica de estimação ideal é a recursiva, uma vez que não necessita do conhecimento da observação seguinte.

Segundo Ruch Jr. (2006), a filtragem adaptativa é uma ferramenta fundamental no processamento de sinais digitais, e permite a expansão das capacidades de processamento que não seriam possíveis de outra forma. O processo de um sistema adaptativo de filtragem consiste na utilização de um filtro adaptativo para processar sinais resultantes de ambientes com estatísticas estocásticas, fornecendo na saída um sinal tratado que atende aos critérios estabelecidos, como se observa na Figura 3.

Figura 3 – Sistema de filtragem adaptativa



Fonte: Adaptado de Ruch Jr. (2006).

Um sistema adaptativo possui uma estrutura dinâmica, por meio do ajuste de seus coeficientes. Tal alteração se dá de tal forma que seu comportamento melhore de acordo com algum critério de desempenho através da exposição ao ambiente no qual será inserido. O ajuste dos coeficientes ocorre por meio de um algoritmo devidamente escolhido, cujo objetivo é atender aos requisitos do sistema, e são definidos como “algoritmos adaptativos”. Deste modo, pode-se dizer que um filtro adaptativo é uma manipulação de algoritmos recursivos voltados a suavização de um conjunto de observações.

FILTRAGEM DISCRETA DE KALMAN

O Filtro de Kalman é uma ferramenta muito útil no que se refere ao controle de sistemas ruidosos. Resumidamente, é um filtro adaptativo onde, a partir de dados ruidosos de entrada, determinam-se dados muito menos ruidosos de saída. Ou seja, a partir de valores iniciais, pode-se prever e ajustar os estados (parâmetros que variam no tempo) do modelo em cada nova medição, obtendo a estimativa do erro em cada atualização. A sua habilidade para incorporar os efeitos de erros e sua estrutura computacional fez com que tal filtro tivesse um amplo campo de aplicações, como visão computacional, navegação e posicionamento, meteorologia, economia, processamento digital de imagens, entre outros (WELCH; BISHOP, 2006).

Santana (2011) apresenta o fato de que o filtro possui tanto aplicações para casos discretos (modelo de dinâmica discreta) e contínuo-discretos (modelo de dinâmica contínua e observações discretas no tempo) para um modelo linear, como também para modelos não lineares. Neste trabalho de pesquisa explicar-

se-á apenas a aplicação discreta para sistemas lineares, por ser o algoritmo empregado para a filtragem das altitudes. Exemplos e explicações dos demais modelos funcionais podem ser visto no mesmo autor citado acima.

A aplicação mais convencional deste filtro se destina ao problema geral de se estimar um vetor estado de um tempo discreto em um processo controlado governado pela Equação 1, que possui uma medição de acordo com a Equação 2. As derivadas dizem respeito aos modelos matemáticos adotados para representar o problema (CATLIN, 1989).

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

Onde:

x_k e x_{k-1} representam os vetores de estado a serem estimados, das épocas k e $k - 1$ (filtro e predição) respectivamente;

z_k é o vetor das observações equivalente ao tempo atual k ;

u_{k-1} é o vetor de variáveis controle conhecidas de entrada;

w_{k-1} e v_{k-1} representam os ruídos de estado e de medida, respectivamente, com distribuição normal de probabilidade e independentes uma da outra;

A é a matriz de descrição do estado no tempo anterior $k - 1$ para o estado atual k ;

B é a matriz de demonstração do controle da entrada ao estado atual; e

H é a matriz Jacobiana que descreve o estado para a medida z_k .

Welch e Bishop (2006) ainda explicam que o Filtro de Kalman se divide em duas fases dentro da iteração: a fase de predição e a fase de correção. A primeira fase atualiza as equações de tempo e projetam com antecedência as estimativas da covariância do erro do estado atual, para obter as estimativas a priori para a próxima etapa. A fase de correção melhora as equações de atualização da variável e incorporam uma nova medida na estimativa a priori, para obter, a posteriori, um valor melhorado. A Equação 3 e a Equação 4 compõem a fase de predição, enquanto que a Equação 5, a Equação 6 e a Equação 7 representam a fase de correção, permitindo que o algoritmo do filtro se comporte conforme explicado na Figura 4. A Figura 5 ilustra como se dá a aplicação do algoritmo.

$$x_k^- = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (3)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + BQB^T \quad (4)$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$x_k = x_k^- + K_k (z_k - Hx_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (7)$$

Onde:

o sobrescrito representa ao valor do parâmetro a priori (predito);

P_k é a matriz de estimativa da covariância do erro do estado;

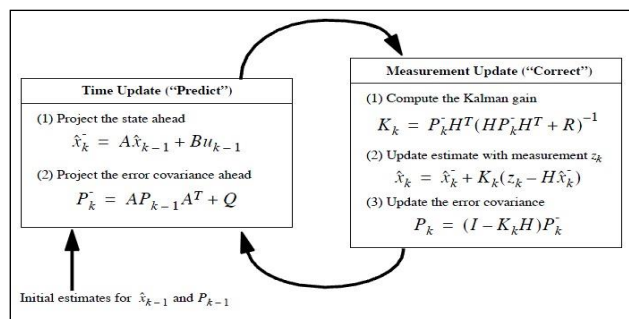
Q é a matriz de covariância do ruído do processo, responsável por subestimar ou superestimar as observações;

R é a matriz de covariância do ruído das medidas, que indica a qualidade das observações;

K_k representa a matriz do ganho de Kalman para o vetor estado; e

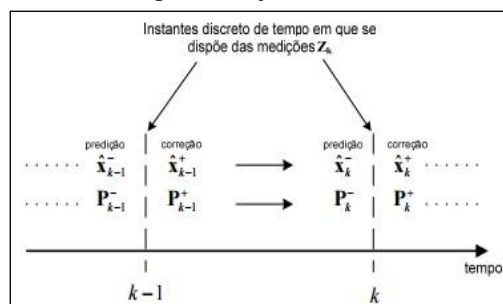
I representa uma matriz identidade de ordem igual ao número de parâmetros a estimar.

Figura 4 – Operação do filtro de Kalman



Fonte: Welch e Bishop (2006).

Figura 5– Ação do filtro



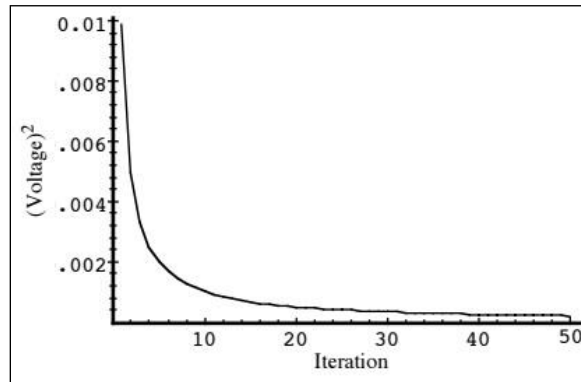
Fonte: Adaptado de Santana (2011).

É importante ressaltar o cuidado ao se tomar quando se trabalha com a matriz de covariância do ruído do processo (Q), pois quanto menor seu valor (ou

valores) em relação à matriz de covariância do ruído das medidas (R), maior a praticidade do filtro em subestimar as observações e priorizar o processo.

É essencial que ao decorrer do processo a estimativa da covariância do erro do estado (P) diminua. O comportamento ideal deve seguir conforme a Fig. 6, especificado por Welch e Bishop (2006). Caso P comporte-se de tal maneira, significa que o filtro se adaptou com aprovação aos dados de entrada, e que os valores de Q e R cooperam para o bom funcionamento do filtro.

Figura 6– Comportamento ideal de P ao longo do processo



Fonte: Welch & Bishop (2006).

METODOLOGIA

Neste trabalho, objetivou-se a filtragem das altitudes elipsoidais obtidas por receptores GPS, utilizados como recurso ao monitoramento de variação de colunas d'água, ou seja, cujos dados variassem ao decorrer do tempo. Para que o filtro se adaptasse a tais variações tidas como desconhecidas, foi necessária a aplicação de filtragem adaptativa, possibilitando o ajuste de coeficientes ao algoritmo implementado. Por este motivo, para o presente trabalho foi escolhido o método de filtragem discreta de Kalman, devido a sua dinâmica algorítmica, com base em bibliografia encontrada, onde os autores efetuam a filtragem das coordenadas por este mesmo método. Dois exemplos de tal aplicação são CHEN (1998) e SHIN (2001).

Após a coleta dos dados, os mesmos foram processados por meio do software de processamento Leica GeoOffice empregando-se o método do posicionamento relativo cinemático. Uma vez processados, as altitudes elipsoidais foram submetidas a ação do filtro, desenvolvido em ambiente Matlab exclusivamente para os objetivos em questão.

Neste tópico apresenta-se a metodologia utilizada para a realização deste trabalho de pesquisa. É descrito aqui os experimentos empregados para o estudo e compreensão do filtro, assim como da análise da qualidade dos dados filtrados.

Os dados utilizados para a aplicação do filtro foram aproveitados da aquisição da plataforma Euleriano Parque São José, em São José dos Pinhais, descrita em Siqueira (2014), e da aquisição da mesma nos levantamentos descritos em Costa (2014), empregando o receptor GPS dupla-frequência Leica 900CS. Os testes abaixo descritos, assim como seus resultados, foram desenvolvidos e executados em Siqueira (2015).

SIMULAÇÕES

Com o propósito de averiguar a qualidade do filtro desenvolvido, simulações foram realizadas. Em tais simulações foram estabelecidas randomicamente 200 observações fictícias de plataformas Eulerianas que flutuassem ao redor do valor de 900 m (considerado como dado de referência), com uma precisão amostral de aproximadamente 0,10 m - devido à tolerância de 10 cm para levantamentos cinemáticos estabelecidos por Seeber (2003). Então, tais observações foram submetidas à ação do filtro para verificar qual seria o comportamento dos dados de saída. Esta simulação foi realizada por várias vezes para obter a certeza de que o filtro se comportaria da maneira desejada.

Em todas as simulações, tanto os dados de entrada como os de saída foram submetidos a testes estatísticos “t de Student para estimativa intervalar da média, e comparados. O objetivo deste passo foi verificar se o intervalo da média dos dados filtrados ainda conteria o valor de 900 m. Esta etapa é denominada Simulação 1.

É importante ressaltar que estas observações simuladas dizem respeito a um levantamento fictício em uma lâmina d’água sem variação, para que fosse possível a comparação dos intervalos de estimação de média gerados por ambos os conjuntos de dados, uma vez que a intenção é obter apenas um valor de altitude, e não um intervalo de variação da mesma.

VERIFICAÇÃO DA CONVERGÊNCIA

Após verificar como o filtro age quando aplicado a um conjunto de observações, resta verificar a convergência dos seus dados de saída para um valor com acurácia adequada. Para isto, executou-se um teste em laboratório (Teste de Convergência) onde se efetuou um posicionamento relativo cinemático, com a antena posicionada sobre um ponto de altitude conhecida, por aproximadamente 3 h 50 min, com intervalo de gravação dos dados de 15 s. Esta atividade foi realizada na BCAL/UFPR e o ponto escolhido foi o PILAR2000 (Figura 7), cujas coordenadas são apresentadas na Tabela 1. A base utilizada no processamento dos dados foi a estação da RBMC (Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo) de Curitiba (UFPR), cujos dados são disponibilizados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística).

A partir dos dados obtidos por este rastreamento, assim que submetidos a aplicação do filtro, observou-se a aproximação da média dos valores filtrados com aquela já conhecida, de melhor precisão, obtida em levantamentos de Lenkiu (2014).

Figura 7 – Rastreo sobre o pilar2000 (a frente) e estação UFPR da RBMC (ao fundo)



Fonte: Siqueira (2015).

Tabela 1 –Coordenadas do PILAR2000 emSIRGAS2000

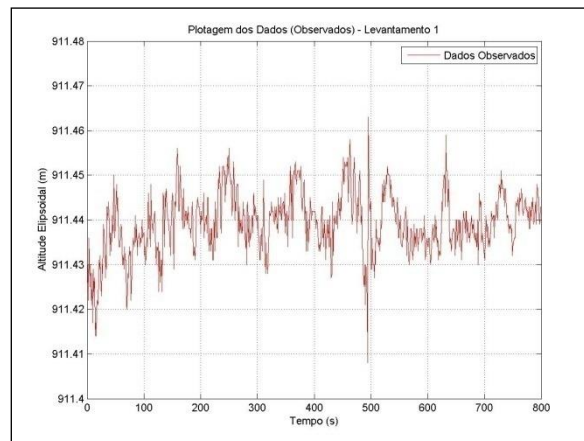
	Coordenadas Geodésicas	Desv. Pad.
Latitude	25° 26' 54,88210" S	1 mm
Longitude	49° 13' 52,22854" W	1 mm
Altitude Elipsoidal	927,2705 m	4 mm

Fonte: Lenkiu(2014).

APLICAÇÃOEMOBSERVAÇÕESREAIS

Após então a verificação da funcionalidade do filtro e comprovação de sua eficiência torna-se viável sua aplicação em observações reais obtidas pela plataforma Euleriana. Para verificar como seria seu comportamento em dados reais foram utilizadas observações obtidas sob lâmina d'água sem variação. Os dados utilizados para este fim foram aqueles obtidos no Parque São José, conforme os experimentos de Siqueira (2014), que por fins de simplicidade será referido neste trabalho como Levantamento 1. A Figura 8 apresenta o comportamento dos dados a priori da ação do filtro, com amplitudes de aproximadamente 5 cm.

Figura 8 – Comportamento dos dados originais no Levantamento 1



Fonte: Siqueira (2015).

Nota: Dados advindos dos experimentos de Siqueira (2014).

SIMULAÇÃO DE VARIAÇÃO

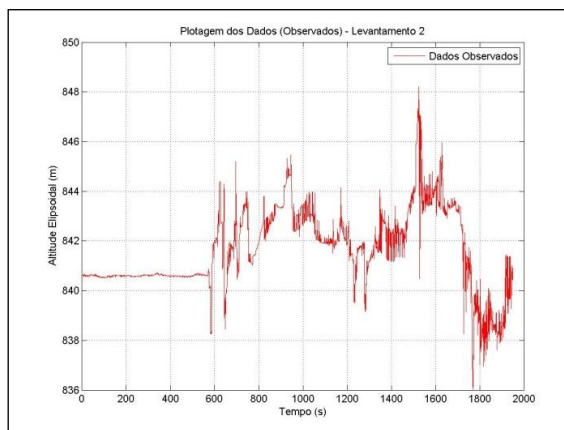
O estudo então se voltou para a utilidade do filtro no que diz respeito a dados que representem variações do nível da lâmina de água. Equivalentemente a metodologia citada anteriormente, simulou-se dados randômicos que representem o posicionamento de uma plataforma, desta vez, porém, apresentando variações. Elas foram simuladas da seguinte maneira: as 100 primeiras observações permanecem flutuando ao redor de uma altitude constante (ainda permanecendo como 900 m); a partir da 101ª observação os dados variam de maneira crescente na ordem de um centímetro por segundo (cm/s) até alcançar a altitude de 902 m; as próximas 100 observações flutuam ao redor desta; a altitude então começa a decrescer após a 400ª observação, na mesma ordem em que cresceu, ou seja, 1 cm/s; ao alcançar novamente a altitude 900 m permanece nesta até o fim do rastreo. Esta simulação será referida como Simulação 2.

Estas observações foram submetidas à ação do filtro para verificar qual seria o comportamento dos dados de saída, em relação ainda aos valores verdadeiros conhecidos. O objetivo deste passo se focou apenas na análise deste comportamento, uma vez que a eficiência estatística do filtro foi comprovada nas etapas anteriores.

APLICAÇÃO EM DADOS REAIS DE VARIAÇÃO

Como último passo para verificação da eficácia do filtro, utilizaram-se os dados de um levantamento descrito em COSTA (2014), em que o nível d'água onde a plataforma Euleriana esteve posicionada apresentou variações, elevando-se e descendendo-se. Denominar-se-á este rastreo de "Levantamento 2". Essa etapa fez-se necessária para a verificação da ação do filtro em dados obtidos em ambientes instáveis. A Figura 9 apresenta a plotagem destes dados a priori da ação do filtro. São interessantes de serem observados no gráfico os picos bruscos apresentados, por exemplo, no intervalo de 600 s a 800 s. Estes picos são explicados por perdas de sinal, uma vez que não há possibilidades de ocorrer tais variações no corpo de água estudado, por ser um rio sem turbulência.

Figura 9 – Plotagem dos dados do Levantamento 2



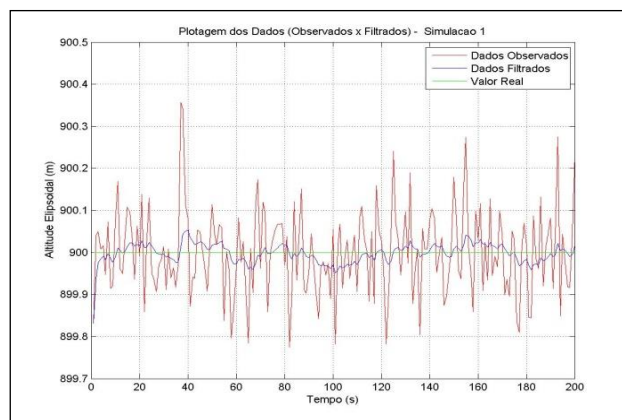
Fonte: Siqueira (2015).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

SIMULAÇÃO 1

A Figura 10 apresenta um gráfico como exemplo de uma das simulações realizadas. Ele ilustra o comportamento tanto dos dados de entrada, como dos dados de saída. Verifica-se que ambos apresentam conduta parecida, o que significa que o filtro segue a tendência do equipamento utilizado, porém diminui a dispersão das observações, melhorando a precisão dos dados.

Figura 10 – Plotagem da Simulação 1



Fonte: Siqueira (2015).

A Tabela 2 apresenta os valores obtidos no passo seguinte, ou seja, na realização do teste estatístico, com uma confiabilidade de 95%. Como esta mesma tabela apresenta, a média dos dados de entrada da primeira simulação é igual a 899,9952 m com uma precisão de 14,2 mm, contendo então o valor verdadeiro de 900 m. Nesta mesma simulação, os dados de saída apresentaram média igual a 899,9982 m com uma precisão de 3,5 mm, contendo ainda o valor de 900 m em seu intervalo estatístico. Pode-se então verificar que a variância amostral dos dados foi reduzida, mas ainda apresenta informações confiáveis. Verifica-se também como a média dos dados filtrados se aproxima mais do valor real de 900 m, em comparação com aquela obtida pelos dados originais. A mesma tabela apresenta ainda informações comparativas entre os conjuntos de dados (entrada e saída) na Simulação 1. Percebe-se como após a filtragem a amplitude máxima observada no conjunto diminuiu 51,16 cm para este caso. Um ótimo benefício desta simulação é poder calcular o quanto os valores se deslocaram do valor real, sendo que o máximo verificado foi de 35,78 cm nos dados de entrada, e após a filtragem este valor diminuiu para 11,88 cm.

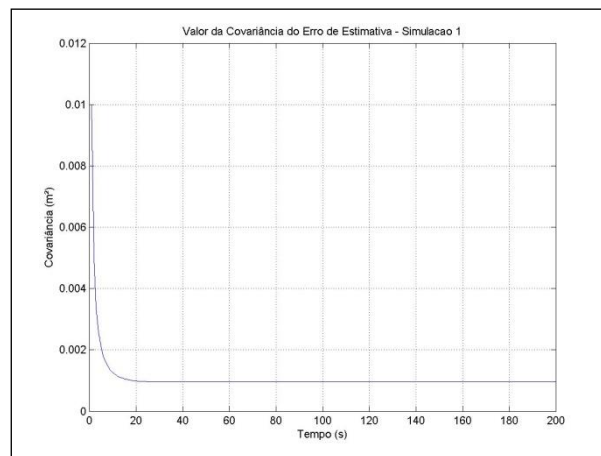
Tabela 2 – Informações estatísticas da Simulação 1

		Dados Originais	Dados Filtrados
Simulação 1	Número de Observações	200	200
	Média	899,9952 m	899,9982 m
	Desvio Padrão Amostral	10,28 cm	2,52 cm
	Maior discrepância observada	35,78 cm	11,88 cm
	Amplitude máxima	51,16 cm	9,24 cm
	Limite Inferior	899,9810 m	899,9947 m
	Limite Superior	900,0094 m	900,0017 m
	Intervalo	899,9952 ± 0,0142 m	899,9982 ± 0,0035 m

Fonte: Autoria própria (2016).

Verificando o comportamento de P (Figura 11), conclui-se que o trabalho do filtro sobre esse conjunto de dados se mostra aceitável, uma vez que o erro de estimativa se comporta segundo o recomendado pela literatura (apresentada na seção 1.3).

Figura 11 – Comportamento de P para a Simulação 1

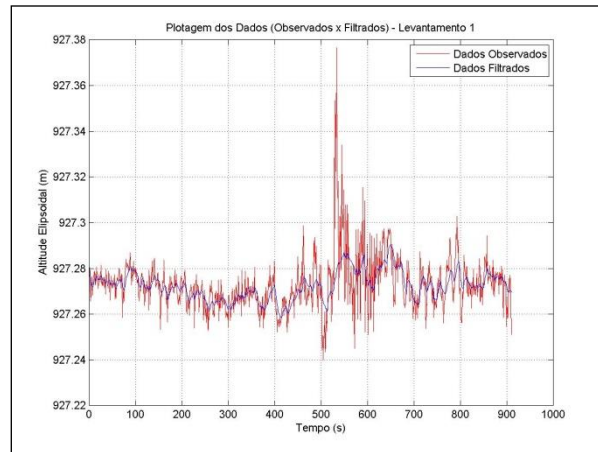


Fonte: Siqueira (2015).

ANÁLISE DA CONVERGÊNCIA

A coleta de dados foi com taxa de 15 s, com duração de 3h 50 min, gerou um conjunto de 910 observações. A Figura 12 apresenta a plotagem dos dados obtidos pela antena e aqueles obtidos após a filtragem.

Figura 12 – Plotagem dos dados do teste de convergência



Fonte: Siqueira (2015).

Tomando-se a altitude apresentada na Tabela 1 (927,2705 m) como verdadeira, é possível comparar a convergência dos valores originais e filtrados e compará-los. A Tabela 3 apresenta as informações mais relevantes de ambos os conjuntos de dados. Observando as duas médias apresentadas, pôde-se verificar como a filtragem, ao diminuir a discrepância do conjunto, permite um resultado 0,6 mm mais próximo do valor de referência (927,2705 m) que os dados originais.

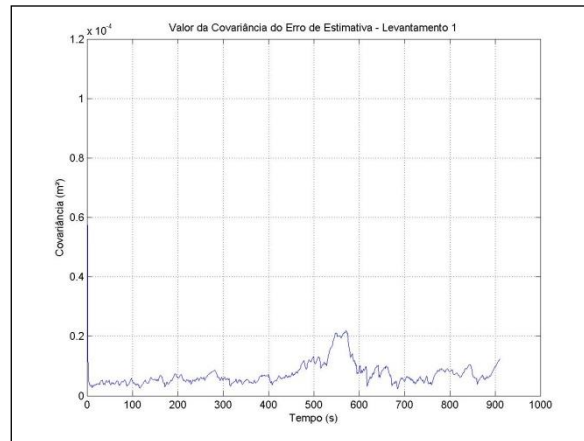
Tabela3 – Informações relevantes do teste de convergência

		Dados Originais	Dados Filtrados
Teste de Convergência	Número de Observações	910	910
	Média	927,2731 m	927,2725 m
	Deslocamento da Média	2,6 mm	2 mm
	Desvio Padrão Amostral	3,7 cm	1,6 cm
	Amplitude Máxima	13,68 cm	2,23 cm

Fonte: Adaptado de Siqueira (2015).

Pela análise do comportamento da matriz P, pode-se ter a noção de como se dá o erro de estimativa para os valores da filtragem. A Figura 13 ilustra esse comportamento. Verifica-se que seu comportamento se dá aproximadamente igual ao recomendado pela literatura (seção 1.3). Como a estimativa está diretamente ligada ao desvio padrão da observação, a flutuação deste explica a variação dos valores da covariância do erro de estimativa. Ou seja, os picos existentes no gráfico representam o efeito dos desvios padrão na filtragem por Kalman, devido à sua característica em incorporar a precisão dos dados de entrada.

Figura 13 – Comportamento de P no teste de convergência

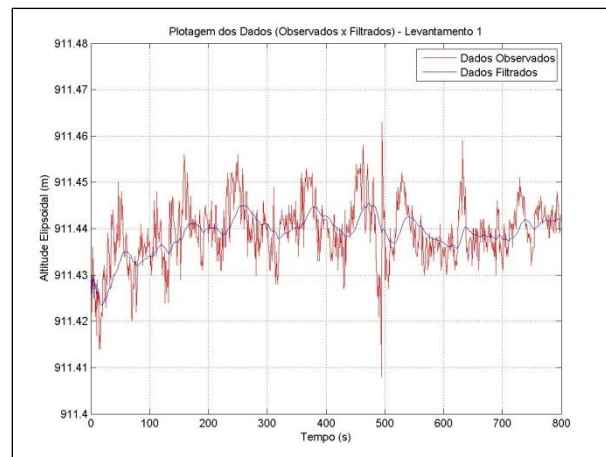


Fonte: Siqueira (2015).

LEVANTAMENTO 1

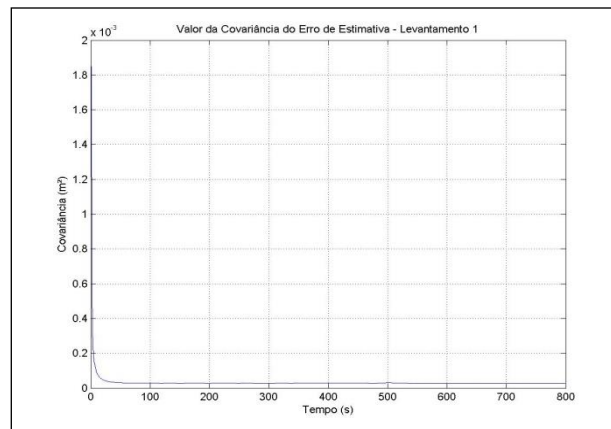
Observa-se na Figura 14 como se deu a filtragem para os dados do Levantamento 1. A tendência dos dados filtrados, assim como nas filtragens citadas anteriormente, acompanha fielmente aquela dos dados originais, o que significa que de fato as observações não foram subestimadas, mas sim consideradas para a estimativa. Diferentemente da etapa anterior, os desvios padrão das observações permaneceram aproximadamente equivalentes, permitindo uma filtragem mais eficaz, uma vez que o comportamento de P (Figura 15) está de acordo com o recomendado.

Figura 14 – Comportamento dos dados filtrados do Levantamento 1



Fonte: Siqueira (2015).

Figura 15 – Comportamento de P para o Levantamento 1



Fonte: Siqueira (2015).

As informações apresentadas na Tabela 4 são significativas para verificar a qualidade do filtro. Como o ambiente onde foi realizado o experimento não é controlado, não é possível verificar a proximidade dos dados com valores já conhecidos. Porém, como a eficiência estatística do filtro foi comprovada nas etapas anteriores, pode-se aceitar os resultados através do comportamento de P e informações tais como amplitude máxima, desvio padrão amostral e desvio padrão da média (tomado como valor de acurácia).

Tabela4 – Informações relevantes do Levantamento 1

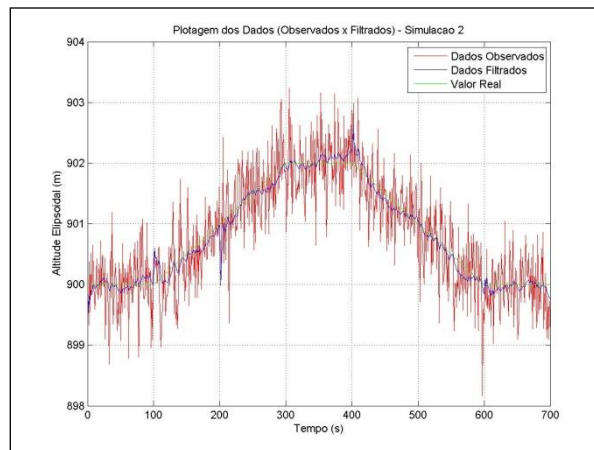
	Dados Originais	Dados Filtrados
Número de Observações	800	800
Média	911,4393 m	911,4392 m
Desvio Padrão Amostral	2,2cm	1,3cm
Amplitude máxima	5,50 cm	2,21 cm
Acurácia	0,8 mm	0,5 mm

Fonte: Adaptado de Siqueira (2015).

SIMULAÇÃO 2

Como mostra a Figura 16, a simulação gerou dados possuidores de ruídos aleatórios condizentes com a situação descrita no tópico 3.3. Os dados de saída do filtro se mostraram favoráveis a possíveis estudos de monitoramento, uma vez que acompanha de modo confiável a ação dos dados originais, de acordo com a sua tendência, com menores dispersões. Deste modo, após aplicar o filtro, pode-se obter resultados que expressem a variação ocorrida com menor ruído e consecutivamente com maior certeza.

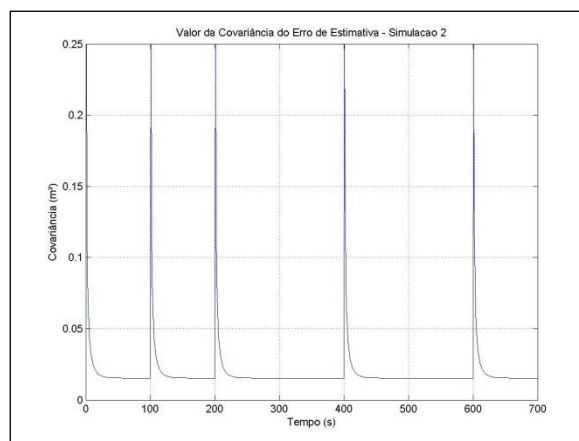
Figura 16 – Plotagem dos dados da Simulação 2



Fonte: Siqueira (2015).

Do momento em que o filtro deixa de estimar uma constante e passa a utilizar um modelo matemático que se adeque a variação observada pelos dados, a estimativa de P recomeça. Por este motivo, no caso da Simulação 2, o comportamento do erro de estimativa se dá de um modo até que se alcance a observação de nº 100. Após esta observação, quando a variação é detectada, o filtro modifica seu modelo matemático, forçando-se a recomeçar o cálculo do erro de estimativa, do contrário, o erro aumentaria, uma vez que o modelo se modifica completamente. Este fato explica o comportamento de P , ilustrado na Fig. 17, que indica o recomeço da estimativa de P por 4 vezes consecutivas, que é exatamente o número de vezes em que a variação da simulação acontece. Com sua análise, pode-se entender que ambos os modelos são aceitos na filtragem. Além disso, ainda se podem observar as informações referentes a esta simulação na Tabela 5.

Figura 17– Comportamento de p para a Simulação 2



Fonte: Siqueira (2015).

Tabela 5 – Informações relevantes da Simulação 2

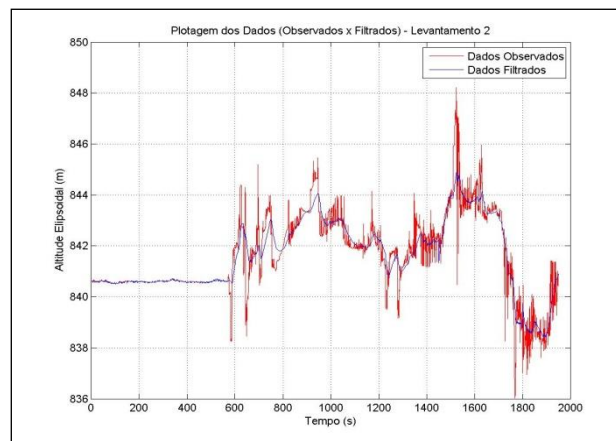
		Dados Originais	Dados Filtrados
Simulação 2	Número de Observações	700	700
	Média	900,84 m	900,85 m
	Desvio Padrão Amostral	90cm	76cm
	Maior discrepância observada	1,7892 cm	0,5918 cm
	Amplitude máxima	4,6843 cm	2,4254 cm

Fonte: Adaptado de Siqueira (2015).

LEVANTAMENTO 2

Observando a Figura 18, pode-se averiguar como a conduta do filtro se mostrou de grande utilidade, diminuindo os efeitos ocasionados pelos ruídos bruscos existentes nos dados de entrada. Percebe-se então uma melhor visualização dos dados de saída, facilitando a sua leitura e a interpretação do ocorrido em campo. É possível dizer também que após a filtragem os valores fornecem então informações mais confiáveis, uma vez que as amplitudes foram consideravelmente reduzidas (como também pode ser observado na Tabela 6).

Figura 18 – Resultado da filtragem aplicada ao Levantamento 2



Fonte: Siqueira (2015).

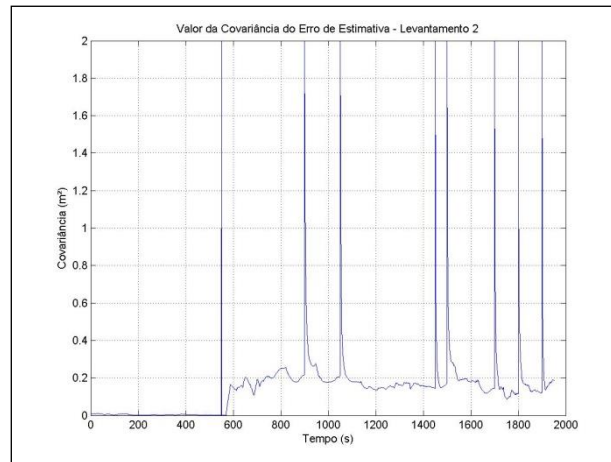
Tabela 6– Informações relevantes do Levantamento 2

		Dados Originais	Dados Filtrados
Levantamento 2	Número de Observações	1925	1925
	Média	841,6281 m	841,6137 m
	Desvio Padrão Amostral	1,614 m	1,389 m
	Amplitude máxima	12,1746 m	6,5451 m

Fonte: Adaptado de Siqueira (2015).

Quanto à covariância do erro de estimativa, tem-se que seu comportamento é uma mescla dos ocorridos no teste de convergência e na Simulação 2 (Figura 19). Mas ainda assim a conduta pode ser aceita, pois se dá de modo equivalente ao proposto pela literatura (seção 1.3).

Figura 19 – Comportamento de P para o Levantamento 2



Fonte: Siqueira (2015).

CONCLUSÃO

Tem-se então que, a partir dos testes realizados com o filtro desenvolvido, obtiveram-se resultados de acordo com aqueles que eram esperados. As análises da conduta da covariância do erro de estimativa (P) indicaram filtragens de qualidade, uma vez que, comparadas com o comportamento indicado pela literatura consultada, demonstraram eficácia.

Foi possível observar como os dados pós-filtrados se aproximavam do valor verdadeiro nos experimentos onde este era conhecido, acompanhando a tendência dos dados originais, porém com menor dispersão, permitindo uma melhor estimativa.

As amplitudes, discrepâncias e deslocamentos dos valores diminuíram de modo bastante considerável em todos os experimentos realizados, indicando como o filtro auxilia em uma melhor análise, tanto estatística como visual. Deste modo, a interpretação dos gráficos se dá de maneira mais fiel ao ocorrido na lâmina de água e a variância do conjunto permite estimativas mais precisas.

As médias após a filtragem, obtidas nos testes de estimativas de constante, se aproximaram dos valores reais, indicando que os conjuntos de dados pós-filtrados apresentam uma melhor acurácia em relação aos conjuntos não filtrados.

Por fim, conclui-se que o filtro de altitudes adaptado pelo LAGEH-UFPR proporciona resultados confiáveis e pode ser aplicado em casos de monitoramento de massas de água, assim como também na determinação de altitudes em outros casos recorrentes, como no monitoramento de desastres naturais e outros.

As propostas visadas para aperfeiçoamento do atual filtro seriam sua adaptação para levantamentos DGPS (*Differential GPS*) em tempo real, como RTK

(*Real Time Kinematic*) ou NTRIP (*NetworkedTransportof RTCM via Internet Protocol*).

Adaptive Kalman filtering applied to ellipsoidal height obtained from GNSS receptor for monitoring of water masses

ABSTRACT

The coordinates estimated by GPS (Global Positioning System) is affected by random and systematic factors, resulting in noise that compromise their quality. It is important that such noise be minimized until information can be verified with adequate precision. Due to this fact the Hydrography and Space Geodesy Laboratory (LAGEH/UFPR) proposed the development of a filter estimating with better accuracy the value of the ellipsoidal height of the level of water bodies, smoothing the Eulerian platforms data. It has been chosen the Discrete Kalman Filtering (FDK) to be applied to the GNSS trace data through buoys under moving water slides. Computer simulations and tests with data collected in the field were performed, enabling the interpretation of the filtering. The averages calculated with post-filtered data from the simulations were more accurate than the original, while their behavior allowed a more pleasant visual interpretation. The tests with field data allowed a check of data minimization ranges from 3.29 cm to constant altitudes up 5.63 m to moving water slides, improving average accuracy.

KEYWORDS: Kalman Filtering. Water Monitoring. Eulerian Buoy. Satellite Signals.

REFERÊNCIAS

OLIVEIRA, E. N. **Estimativas de correntes oceânicas superficiais pelo método da máxima correlação cruzada**. 2003. 242 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2003. Disponível em: <<http://www.obt.inpe.br/pgsere/Oliveira-E-N-2001/publicacao.pdf>>. Acesso em: 25 ago. 2016.

BITENCOURT JR., H. **Métodos de estimação recursiva baseados no Filtro de Kalman aplicados a sistemas não-lineares**. 2003. 146 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2003. Disponível em: <<http://www.ppgee.ufmg.br/defesas/504M.PDF>>. Acesso em: 15 ago. 2016.

BROWN, R. G.; HWANG, P. Y. C. **Introduction to random signal analysis and applied Kalman Filtering**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons Inc, 1996.

COSTA, C. R. Análise do comportamento da plataforma Euleriana, equipada com dois receptores GPS, frente a variação da coluna de água de um canal de drenagem. In: **EVENTO DE INOVAÇÃO TECNOLÓGICA**, 7., 2014, Curitiba. *Resumos...* Curitiba: UFPR, 2014.

CHEN, G. **GPS Kinematic positioning for the airborne laser altimetry at long valley, California**. 1998. 173 f. Tese (Doutorado em Geofísica) – Instituto de Tecnologia de Massachusetts, Massachusetts, 1998. Disponível em: <<https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/9680>>. Acesso em: 25 ago. 2016.

CATLIN, D. E. **Estimation, control, and the discrete Kalman Filter**. New York: Springer-Verlag Inc, 1989.

KRUEGER, C. P. **Investigações sobre aplicações de alta precisão do GPS no âmbito marinho**. 1996. 267 f. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1996. Disponível em: <<http://revistas.ufpr.br/bcg/article/view/1522>>. Acesso em: 09 ago. 2016.

KRUEGER, C. P.; HUINCA, S. C. M.; LEANDRO, D.; VISKI, A. R. Inovações tecnológicas do laboratório de geodésia espacial e hidrografia. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO**, 4., 2012, Recife. *Anais...* Recife: UFPB, 2012.

LENKIU, A. Análise do posicionamento em tempo real via NTRIP. In: **EVENTO DE INOVAÇÃO TECNOLÓGICA**, 7., 2014, Curitiba. *Resumos...* Curitiba: UFPR, 2014.

LEE, H. K.; WANG, J.; RIZOS, C.; SOON, B. K. H. Analysis of pseudolite augmentation for GPS airborne applications. In: **MEETING OF THE SATELLITE DIVISION OS THE U.S. INSTITUTE OF NAVIGATION**, 15, 2002, Instituto de Navegação dos Estados Unidos, 2002, Portland. *Anais...* Portland, 2002. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/250312478_Analysis_of_Pseudolite_Augmentation_for_GPS_Airborne_Applications>. Acesso em: 20 ago. 2016.

LONGUET-HIGGINS, M. S. **Eulerian and Lagrangian Aspects of Surface Waves**. Journal of Fluid Mechanics, Cambridge, v. 173, p. 683–707, 1986. Disponível em: <<http://journals.cambridge.org/action/displayAbstract?fromPage=online&aid=392767&fileId=S0022112086001325>>. Acesso em: 15 ago. 2016.

RUCH JR, C. **Implementação de Filtros Adaptativos em FPGA**. 2006. 64 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Católica de Pelotas, Pelotas, 2006. Disponível em: <<http://ppginf.ucpel.tche.br/TI-arquivos/2006/ConradoRuchJr/PPGINF-UCPel-TI-2006-2-02.pdf>>. Acesso em: 17 ago. 2016.

SANTANA, D. D. S. **Navegação Terrestre Usando Unidade de Medição Inercial de Baixo Desempenho e Fusão Sensorial com Filtro de Kalman Adaptativo**. 2011. 230 f. Tese (Doutorado em Engenharia) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3152/tde-25082011-162939/pt-br.php>>. Acesso em: 20 ago. 2016.

SHIN, E. **Accuracy Improvement of Low Cost INS/GPS for Land Applications**. 2001. 137 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade de Calgary, Calgary, 2001. Disponível em: <http://www.ucalgary.ca/engo_webdocs/NES/01.20156.EHShin.pdf>. Acesso em: 12 ago. 2016.

PRIEGO, E.; JONES, J; PORRES, M. J.; SECO, A. **Monitoring Water Vapour with GNSS during a Heavy Rainfall Event in the Spanish Mediterranean Area**. *Geomatics: Natural Hazard and Risk*, v. 7, p. 1–13, 2016. Disponível em: <<http://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/19475705.2016.1201150?needAccess=true>>. Acesso em: 25 ago. 2016.

RODRIGUEZ-ALVAREZ N., BOSCH-LLUIS X., CAMPS A., RAMOS-PEREZ I., VALENCIA E., PARK H., VALL-LLOSERA M. Water Level Monitoring Using the Interference Pattern GNSS-R Technique. In: **GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM**, 2011. Vancouver, 2011. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6049677/?arnumber=6049677>>. Acesso em 20 ago. 2016.

SEEBER, G. *Satellite Geodesy*. 3. ed. Berlin: Walter de Gruyter, 2003. 589 p.

SIQUEIRA, K. W. S. Análise do Comportamento da Plataforma Euleriana com Cabo de Amarração Equipada com Receptor GPS. In: **EVENTO DE INOVAÇÃO TECNOLÓGICA**, 7., 2014, Curitiba. *Resumos...* Curitiba: UFPR, 2014.

SIQUEIRA, K. W. S. Desenvolvimento de um Filtro para os Posicionamentos GPS Efetuados com as Plataformas Estáticas. In: **EVENTO DE INOVAÇÃO TECNOLÓGICA**, 8., 2015, Curitiba. *Resumos...* Curitiba: UFPR, 2015.

VISKI, A. R. **Análise da atenuação do efeito multicaminho no posicionamento GPS de plataformas Lagrangeanas e Eulerianas em massas de água**. 2012. 123 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2012. Disponível em: <http://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFPR_d9bbe3c58f011f98a05ccb55631df455>. Acesso em: 09 ago. 2016.

VISKI, A. R.. WERLICH, R. M. C. **Protótipos de equipamentos visando o monitoramento do nível de água e das correntes de um reservatório**. 2010. 114 f. Monografia (Graduação em Engenharia Cartográfica) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2010. Disponível em: <<http://acervodigital.ufpr.br/>>. Acesso em: 09 ago. 2016.

WELCH, G.; BISHOP, G. **An introduction to the Kalman Filter**. Relatório Técnico. TR 95-041. Departamento de Ciências da Computação. Universidade da Carolina do Norte. Chapel Hill, 2006. Disponível em: <https://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/kalman_intro.pdf>. Acesso em: 05 maio 2016.

Recebido: 08 jun. 2016

Aprovado: 09 dez. 2016

DOI: 10.3895/rbgeo.v5n1.5507

Como citar: SIQUEIRA, S. K.; KRUEGER, C. P.; SANTOS, D. R.; VISKI, A. R.; COSTA, C. R. Filtragem adaptativa de Kalman aplicada a altitudes elipsoidais obtidas por receptores GPS visando o monitoramento de massas de água. **R. bras. Geom.**, Curitiba, v. 5, n. 2, p. 149-171, jan/mar. 2017. Disponível em: <<https://periodicos.utfpr.edu.br/rbgeo>>. Acesso em: XXX.

Correspondência:

Kelvin William de Souza Siqueira

Rua Arno Feliciano de Castilho, 24, CEP 82820-010, Curitiba, Paraná, Brasil.

Direito autoral: Este artigo está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.

