

ERIC LINARES COLOMBO

**ESTIMAÇÃO DE POSIÇÃO E
VELOCIDADE DE UM ALVO MÓVEL
TERRESTRE UTILIZANDO CÂMERA
EMBARCADA EM *UAV***

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Escola de Engenharia de São
Carlos, da Universidade de São Paulo

Curso de Engenharia de Computação

ORIENTADOR: Valdir Grassi Jr.

São Carlos
2012

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

Colombo, Eric Linares
C718e Estimação de posição e velocidade de um alvo móvel
terrestre utilizando câmera embarcada em UAV / Eric
Linares Colombo; orientador Valdir Grassi Jr. São
Carlos, 2012.

Monografia (Graduação em Engenharia de Computação)
-- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade
de São Paulo, 2012.

1. Processamento de Imagens. 2. Filtro de Kalman.
3. Visão Computacional. 4. Cinemática Direta. 5.
Veículo Aéreo Não Tripulado. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Eric Linares Colombo

Título: “Estimação de Posição e Velocidade de um Alvo Móvel Terrestre Utilizando Câmera Embarcada em UAV”

Trabalho de Conclusão de Curso defendido em 30 / 11 / 2012

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado Marco Henrique Terra
SEL/EESC/USP

aprovado

Prof. Dr. Adriano Almeida Gonçalves Siqueira
SEM/EESC/USP

APROVADO

Orientador:

Prof. Dr. Valdir Grassi Júnior - SEL/EESC/USP

Coordenador pela EESC/USP do Curso de Engenharia de Computação:

Prof. Associado Evandro Luís Linhari Rodrigues

Agradecimentos

Agradeço ao Prof. Valdir Grassi Jr pela orientação e por ter me confiado esse trabalho que considero de extrema importância para minha formação e para o desenvolvimento de projetos futuros.

A minha família, meus pais Magda e Benedito, e meu irmão Wendy, pela confiança e incentivo durante toda minha vida.

Aos meus colegas de Engenharia de Computação da turma de 2008, por todas as dificuldades que passamos juntos e por todas as conquistas que conseguimos.

Sumário

Lista de Figuras	6
Resumo	7
Abstract.....	8
1) Introdução.....	9
2) Modelo do sistema	11
2.1) Cinemática Direta.....	11
2.2) Notação de Denavit-Hartenberg.....	12
2.3) Coordenadas do modelo helicóptero-câmera	16
2.4) Coordenadas do modelo helicóptero-mundo.....	18
2.5) Matriz de interação.....	19
3) Filtro de Kalman	21
3.1) Conceitos de probabilidade	22
3.2) Filtro de Kalman Discreto	23
3.3) Aplicação do Filtro de Kalman no modelo	27
4) Implementação e Resultados.....	27
4.1) Descrição do modelo de simulação	28
4.2) Resultados para o teste 1	29
4.3) Resultados para o teste 2	32
4.4) Resultados para o teste 3	36
5) Conclusões	40
6) Referências Bibliográficas	41

Lista de Figuras

Figura 1 - Helicóptero do LASI.....	10
Figura 2 - Modelo do helicóptero e câmera.....	10
Figura 3 - Modelo de manipulador para aplicação da cinemática direta	11
Figura 4 - Parâmetros da notação de Denavit-Hartenberg.....	12
Figura 5 - Parâmetros de Denavit-Hartenberg aplicado à Cinemática Direta.....	13
Figura 6 - Modelo helicóptero-câmera com as relações entre as juntas e eixos	16
Figura 7 - Sistemas de coordenadas do modelo.....	17
Figura 8 - Transformação de coordenadas do mundo para coordenadas da imagem	20
Figura 9 - Ciclo de desenvolvimento do Filtro de Kalman Discreto	26
Figura 10 - Modelo de simulação.....	28
Figura 11 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 1.....	29
Figura 12 – Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 1	29
Figura 13 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 1	30
Figura 14 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 1	30
Figura 15 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 1	31
Figura 16 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 1	31
Figura 17 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 1	32
Figura 18 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 2	32
Figura 19 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 2	33
Figura 20 - Representação da trajetória do veículo na imagem obtida da câmera para o caso 2	33
Figura 21 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 2	34
Figura 22 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 2	34
Figura 23 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 2	35
Figura 24 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 2	35
Figura 25 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 3	36
Figura 26 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 3	36
Figura 27 - Representação da trajetória do veículo na imagem obtida da câmera para o caso 3	37
Figura 28 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 3	37
Figura 29 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 3.....	38
Figura 30 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 3	38
Figura 31 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 3	39

Resumo

Processamento de imagens é uma forma de manipulação dos dados de uma imagem que utiliza algoritmos de computadores afim de extrair informações úteis, de acordo com o desejado para cada aplicação. Sua utilização está sendo cada vez mais difundida na área de visão computacional, principalmente devido ao avanço do poder de processamento dos computadores modernos. É uma ferramenta muito poderosa mas que demanda um alto custo computacional, principalmente para aplicações de tempo real, como é o caso de *UAVs*. Um veículo aéreo não tripulado (*UAV - Unmanned Aerial Vehicle*) é um sistema robótico que possui navegação autônoma controlada a partir dos dados obtidos de seus sensores. Sua área principal de aplicação é a indústria militar, mas ultimamente tem ganhado destaque sua aplicação na agricultura, principalmente na agricultura de precisão. Porém, os valores obtidos pelos sensores podem muitas vezes serem contaminados com erros e imprecisões que causam uma variância grande das medidas obtidas. Para isso, utiliza-se o filtro de Kalman, que é um estimador utilizado para gerar resultados que tendam a se aproximar dos valores reais das grandezas medidas pelos sensores. O objetivo desse trabalho é criar um sistema de localização de um alvo terrestre a partir das informações de uma câmera embarcada em um *UAV*, baseado em visão computacional, para que seja possível determinar a posição e a velocidade do alvo utilizando apenas a imagem proveniente da câmera embarcada.

Palavras-chave: Processamento de Imagens, Filtro de Kalman, Visão Computacional, Cinemática Direta, Veículo aéreo não tripulado.

Abstract

Image processing is a data processing that uses computer algorithm to extract relevant informations about the image. Image processing is a powerful tool, although it demands a lot of computer processing. It has been more and more disseminated nowadays, and one the reasons is the increase of computer power processing. An Unmaned Aerial Vehicle is a robotic system that has autonomous navegation using the data from its own sensors. The Armed Force industry has many development in this area, but nowadays there are some investment from agriculture, primarily in precision agriculture. The Kalman Filter is a Bayesian estimator to resolve Gaussian linear problems. The objective of this project is to estimate the position and velocity of a target about the informations from the camera that is in the UAV.

Keywords: Image Processing, Kalman Filter, Vision Computing, Direct Kinematics, Unmaned Aerial Vehicle.

1) Introdução

Imagem (do latim: imago) é considerada uma representação visual de um objeto real. Atualmente a utilização de imagens em projetos de pesquisa vem crescendo substancialmente devido ao avanço de técnicas de visão computacional. A partir da análise de imagens é possível obter diversas informações sobre o mundo real, permitindo assim, tirar conclusões sobre o ambiente.

Uma das áreas mais importantes de visão computacional consiste na utilização de câmeras como sensores de posição em sistemas robóticos. A principal vantagem do uso de imagens em sistemas robóticos é a possibilidade de realizar medidas sem a necessidade de contato com o ambiente, através da análise de sua projeção na imagem. Outra vantagem, é que a câmera possui maior visão do espaço, permitindo uma maior capacidade de adaptação do robô ao ambiente, comparado aos sensores de posição mais utilizados [4], como por exemplo sonares ou sensores infravermelho.

Porém, a principal desvantagem da utilização de câmeras é o alto custo computacional para aplicações de tempo real, embora isso está cada vez mais sendo minimizado com o desenvolvimento da informática e de novas tecnologias de processadores e computadores.

Filtro de Kalman é essencialmente um conjunto de equações matemáticas que implementam um estimador do tipo preditor-corretor ótimo, no sentido de minimizar o erro das estimativas obtidas – dado que algumas condições são conhecidas [5]. Desde sua introdução, o Filtro de Kalman tem sido alvo intenso de pesquisas e aplicações, particularmente na área de navegação autônoma e assistida.

A motivação para esse trabalho teve como base o helicóptero presente no Laboratório de Sistemas Inteligentes (LASI) do Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos na Universidade de São Paulo, em São Carlos, que pode ser visto na Figura 1.



Figura 1 - Helicóptero do LASI

A Figura 2 representa o modelo proposto para o trabalho, com base no helicóptero mostrado na Figura 1.

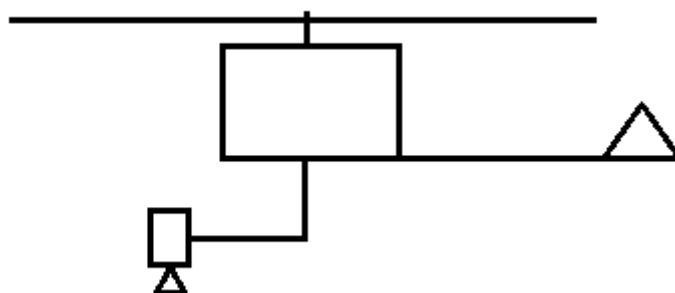


Figura 2 - Modelo do helicóptero e câmera

O objetivo do trabalho proposto foi determinar a posição e velocidade de um veículo em um terreno, com características conhecidas, a partir da imagem proveniente de uma câmera acoplada no helicóptero. Todo o sistema helicóptero-câmera-mundo foi desenvolvido para que a partir das coordenadas na imagem, fosse possível determinar a posição e velocidade do veículo a partir da imagem. Posteriormente, foi aplicado o Filtro de Kalman para reduzir os ruídos e imprecisões provenientes das medições da câmera.

2) Modelo do sistema

A partir do modelo descrito na Figura 2, buscou-se determinar as relações entre os eixos e elos do sistema helicóptero-câmera, afim de poder prever as posições de cada parte do modelo. Para isso foi possível aproximar o modelo do helicóptero-câmera para um modelo de um robô manipulador, dessa forma pode-se aplicar conceitos de cinemática direta para determinar as matrizes de transformação necessárias para o conhecimento do sistema.

2.1) Cinemática Direta

A cinemática de um robô manipulador é o estudo da posição e velocidade do seu efetuador e das suas juntas e elos. Efetuador é o elemento de ligação entre o robô e o meio que o cerca. Pode ser do tipo garra, ou ferramenta [3]. No trabalho em questão, a câmera faz o papel de um efetuador do tipo ferramenta. Entenda-se por posição, tanto a posição no espaço, propriamente dita, como a orientação. E quando se fala em velocidade, considera-se tanto a velocidade linear quanto angular.

Existem duas formas de calcular a cinemática de um manipulador, a cinemática direta e a inversa. Na cinemática direta, deseja-se obter a posição e velocidade do efetuador para uma dada posição das juntas. A cinemática inversa é o oposto da cinemática direta, ou seja, são fornecidas a posição e a velocidade do efetuador e deseja-se obter as posições e velocidades correspondentes das articulações. Um manipulador consiste basicamente de uma série de corpos rígidos, conhecidos como elos, e unidos entre si por articulações, também chamados de juntas. A Figura 3 mostra um esquema de um manipulador genérico.

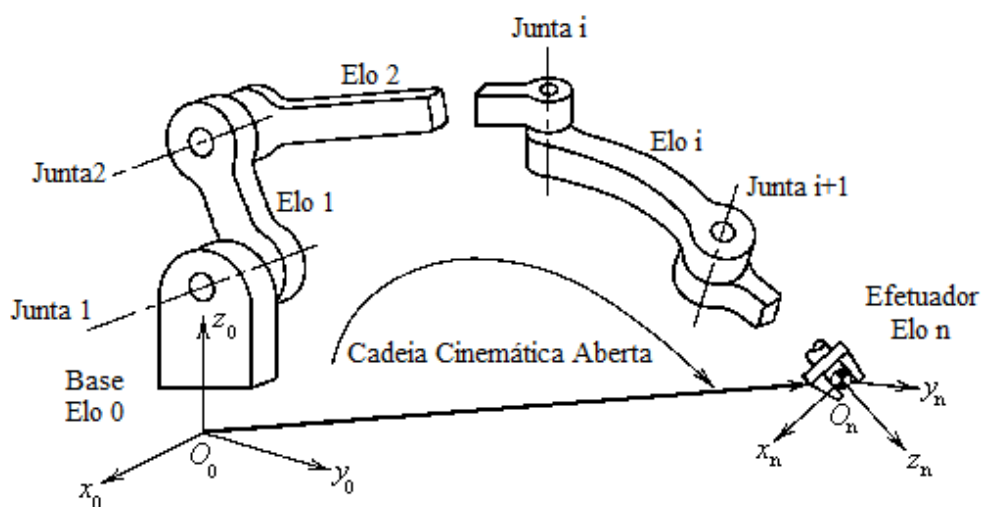


Figura 3 - Modelo de manipulador para aplicação da cinemática direta

O objetivo é analisar a posição e a orientação do efetuador em função da posição de cada uma das articulações. A posição e orientação deste sistema de coordenadas é descrito em relação ao sistema $O_0 - (x_0y_0z_0)$, fixo na base, isto é, no primeiro elo. Define-se, também, para cada um dos demais elos, um sistema de coordenadas $O_i - (x_iy_iz_i)$. É possível determinar a posição e a orientação do sistema i em relação ao sistema anterior, $i - 1$, pelo uso de matrizes homogêneas relacionando a transformação entre estes sistemas. Dessa forma, a posição e a orientação do efetuador em relação à base é obtida por uma composição de transformações homogêneas consecutivas, partindo-se do sistema da base para o último sistema, ou seja, o sistema do efetuador [3].

Para posicionar os sistemas de coordenadas nas articulações do manipulador de forma sistemática, é utilizada a notação de Denavit-Hartenberg.

2.2) Notação de Denavit-Hartenberg

A notação de Denavit-Hartenberg é um método sistemático de descrever a posição e a orientação relativa entre dois elos consecutivos, baseado na transformação homogênea. Baseia-se no fato de que para determinar a posição relativa de duas retas no espaço, são necessários somente dois parâmetros. O primeiro parâmetro é a distância medida ao longo da normal comum entre as duas retas e o segundo é o ângulo de rotação em torno da normal comum, que uma das retas deve girar, de forma que fique paralela à outra. Observa-se que a normal comum entre duas retas no espaço é definida por uma terceira reta que intercepta as duas primeiras retas, com ângulos de 90° . Além disso, a distância medida entre as duas retas, ao longo da normal comum, é a menor distância entre as mesmas. A Figura 4 apresenta duas retas no espaço e os dois parâmetros necessários para descrever sua posição relativa.

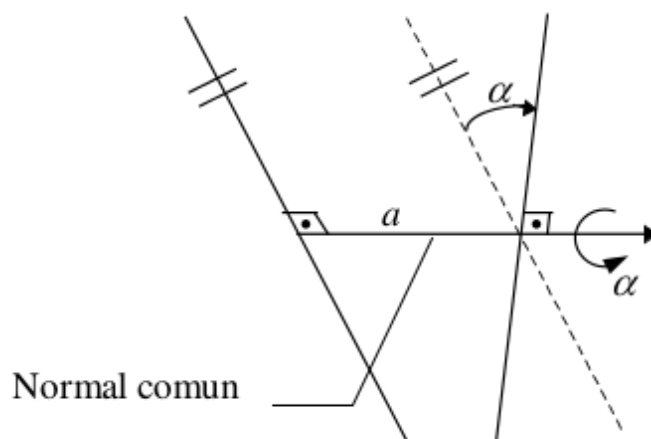


Figura 4 - Parâmetros da notação de Denavit-Hartenberg

Se para definir a posição relativa de duas retas no espaço são necessários dois parâmetros, então, para definir a posição relativa de dois sistemas de coordenadas serão necessários quatro parâmetros. Isto decorre do fato de que um sistema de coordenadas é definido por três retas (os três eixos do sistema), sendo que conhecendo-se dois eixos do sistema, o terceiro está automaticamente definido, pelas condições de ortogonalidade e pela regra da mão direita. Observa-se que, a intercessão das juntas de um sistema de coordenadas define a origem do mesmo. Portanto, a partir da definição da posição relativa entre duas juntas de dois sistemas de coordenadas, pode-se descrever a posição relativa entre os dois sistemas de coordenadas. A figura 5 representa um par de elos adjacentes de um robô manipulador (elos i e $i - 1$) e suas respectivas juntas (elos $i - 1$, i e $i + 1$). A posição e orientação relativa entre os dois elos é descrita pelas transformações de translação e de rotação entre os dois sistemas de coordenadas fixos a estes elos.

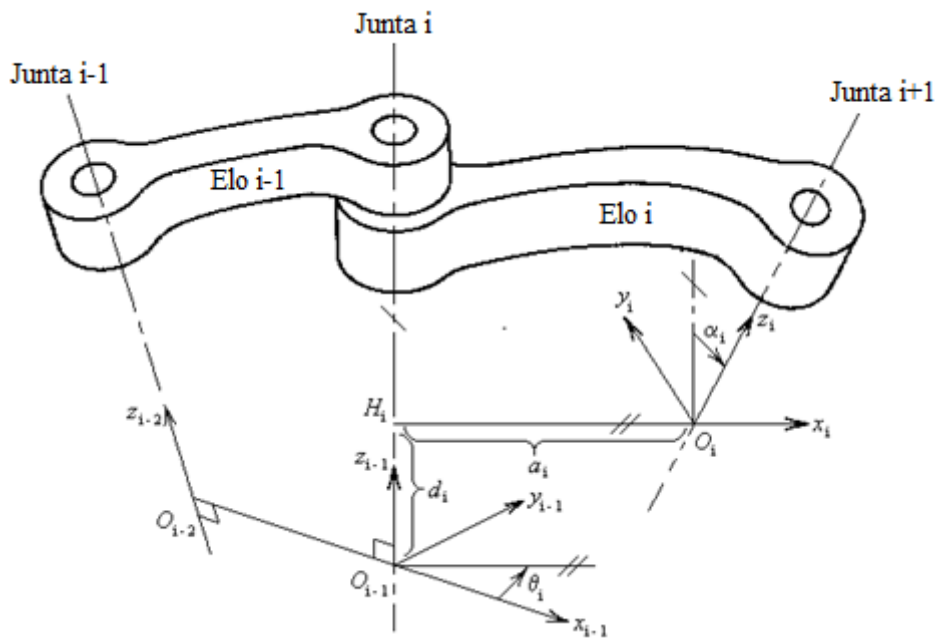


Figura 5 - Parâmetros de Denavit-Hartenberg aplicado à Cinemática Direta

O primeiro passo para definir os sistemas de coordenadas de um robô, é localizar os eixos z ao longo dos eixos das juntas, de forma que o eixo z_{i-1} é o eixo do elo i . Seja a reta $H_i O_i$ a normal comum aos eixos das juntas i e $i + 1$ (eixos z_{i-1} e z_i). A origem do sistema O_i é localizada na interseção do eixo da junta $i + 1$ (eixo z_i) e a normal comum entre os eixos z_{i-1} e z_i . O eixo x_i é direcionado ao longo da extensão desta normal comum, na direção de z_{i-1} para z_i . Finalmente, o eixo y_i é escolhido de forma que o sistema resultante $O_i - x_i y_i z_i$ seja um sistema de coordenadas que segue a regra da mão direita. A posição relativa entre dois sistemas de coordenadas consecutivas, sistemas $O_{i-1} - x_{i-1} y_{i-1} z_{i-1}$ e $O_i - x_i y_i z_i$, é completamente

determinada pelas posições relativas entre os eixos x_{i-1} e x_i , e entre os eixos z_i e z_{i-1} , que são definidas pelos quatro parâmetros seguintes:

- a_i : é a distância (em módulo) entre z_{i-1} e z_i , medida ao longo do eixo x_i , que é a normal comum entre z_{i-1} e z_i , ou seja, é a distância $H_i O_i$;
- α_i : é o ângulo (com sinal) entre o eixo z_{i-1} e o eixo z_i , medido em torno do eixo x_i , segundo a regra da mão direita, ou seja, é o ângulo de rotação em torno do eixo x_i , que o eixo z_{i-1} deve girar para que fique paralelo ao eixo z_i ;
- d_i : é a distância (com sinal) entre os eixos x_{i-1} e x_i , medida sobre o eixo z_{i-1} (que é a normal comum entre x_{i-1} e x_i), partindo-se de O_{i-1} e indo em direção à H_i . O sinal de d_i é positivo, se para ir de O_{i-1} até H_i , caminha-se no sentido positivo de z_{i-1} , e negativo, se caminha-se no sentido oposto de z_{i-1} ;
- θ_i : é o ângulo (com sinal) entre o eixo x_{i-1} e o eixo x_i , medido em torno do eixo z_{i-1} , segundo a regra da mão direita, ou seja, é o ângulo de rotação em torno do eixo z_{i-1} , que o eixo x_{i-1} deve girar para que fique paralelo ao eixo x_i .

Com estes quatro parâmetros, a posição e orientação do sistema de coordenadas i em relação ao sistema $i - 1$ pode ser definida como uma sequência de quatro transformações:

- A primeira transformação, consiste em uma rotação em torno de z_{i-1} , de um ângulo θ_i , medido segundo a regra da mão direita, de forma a alinhar x_{i-1} com x_i ;
- A segunda transformação, é uma translação ao longo do eixo z_{i-1} , de uma distância d_i , medida a partir do ponto O_{i-1} , até encontrar a intercessão da normal comum entre z_{i-1} e z_i (ponto H_i);
- A terceira transformação, consiste em uma translação ao longo do eixo x_i , de uma distância a_i , partindo-se do ponto H_i até encontrar o eixo z_i (ponto O_i); e
- A quarta transformação consiste em uma rotação em torno do eixo x_i , de um ângulo α_i , medido segundo a regra da mão direita, de forma a alinhar o eixo z_{i-1} com o eixo z_i [3].

Assim, tem-se, em resumo, as seguintes transformações:

$$A_{i-1} = Rot(z, \theta_i) . Trans(z, d_i) . Trans(x, a_i) . Rot(x, \alpha_i).$$

Onde os símbolos $Rot()$ e $Trans()$ significam respectivamente transformação de rotação e de translação. Em termos de transformações homogêneas, tem-se o seguinte:

$$A_{i-1}^i = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & 0 \\ s\theta_i & c\theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a_i \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c\theta_i & -s\theta_i & \alpha_i \\ 0 & s\theta_i & c\theta_i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$A_{i-1}^i = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i c\alpha_i & s\theta_i s\alpha_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i & c\theta_i c\alpha_i & -c\theta_i s\alpha_i & a_i s\theta_i \\ 0 & s\alpha_i & c\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Os parâmetros a_i e α_i são constantes e são determinados pela geometria do ligamento i . Um dos outros dois parâmetros, d_i ou θ_i , varia a medida que a articulação se move.

Existem dois tipos de juntas em braços robóticos: de revolução (ou de rotação) e lineares (ou prismáticas). Se a junta i for de revolução, o parâmetro θ_i é variável e representa a sua posição angular, enquanto o parâmetro d_i é constante. Se a junta i for prismática, o parâmetro d_i é a variável que representa a sua posição linear e o parâmetro θ_i é constante [1].

Existem algumas exceções à notação de Denavit-Hartenberg, sendo estas as seguintes:

- Para estabelecer o sistema de coordenadas da base, a origem do sistema pode ser escolhida em qualquer ponto do eixo z_0 . Os eixos x_0 e y_0 , podem ser escolhidos arbitrariamente, desde que satisfaçam a regra da mão direita;
- Para estabelecer o sistema de coordenadas do efetuador, a origem do sistema pode ser escolhida em qualquer ponto conveniente do efetuador. A orientação dos eixos deve ser tal que x_n seja perpendicular a z_{n-1} ;
- Se os eixos das duas juntas de um ligamento são paralelos, a normal comum entre eles não é única. Neste caso, a direção de x_{i-1} deve ser perpendicular a ambos os eixos e a origem O_i é arbitrária;
- Se os eixos das duas juntas de um elo se interceptam, ou seja, se z_{i-1} intercepta z_i , a origem O_i deve ser localizada na interseção dos dois eixos e x_i deve ser perpendicular a ambos os eixos.

2.3) Coordenadas do modelo helicóptero-câmera

Como foi observado anteriormente, pode-se considerar o modelo como uma aproximação para um robô manipulador. Com isso, podemos determinar as relações entre as juntas e elos do sistema, e a partir da cinemática direta e os parâmetros de Denavit-Hartenber, determinar as matrizes que relacionam cada junta do modelo proposto. A Figura 6 representa o modelo do helicóptero-câmera com os parâmetros determinados juntamente com as coordenadas do sistema do mundo (O_w) da câmera (O_c) e do helicóptero (O_h). O terceiro eixo dos sistemas pode ser facilmente obtido a partir da regra da mão direita.

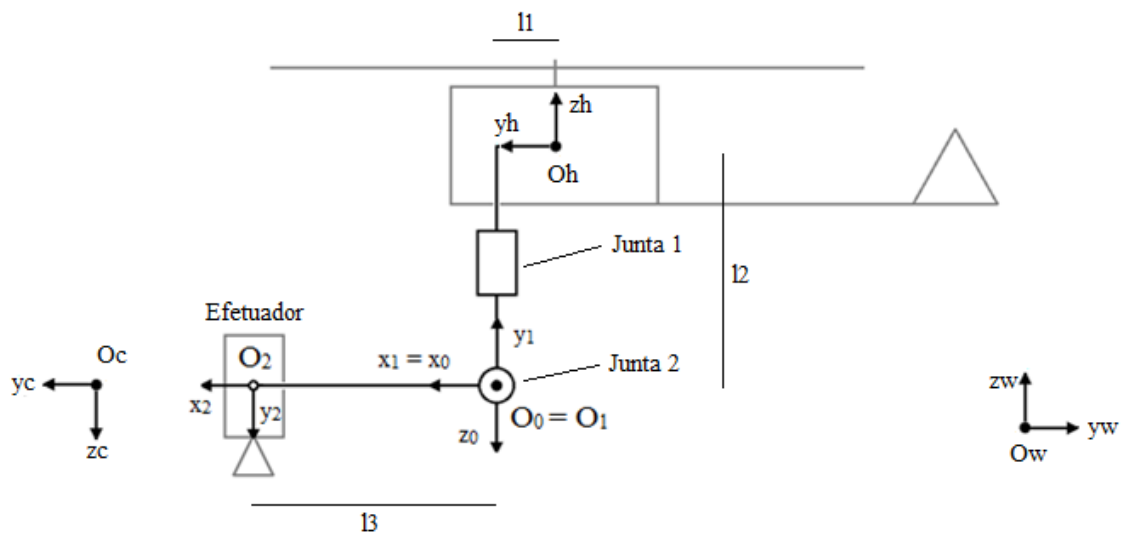


Figura 6 - Modelo helicóptero-câmera com as relações entre as juntas e eixos

Para cada junta no modelo, tem-se um ângulo inicial envolvido, que para a junta 1 é representado por θ_1 e que para a junta 2 é representado por θ_2 . Os elos do sistema são representados por l_1 , l_2 e l_3 , como pode ser visto na figura acima. Logo, foi possível extrair os parâmetros de Denavit-Hartenberg necessários. A tabela abaixo representa os parâmetros para cada sistema de juntas das coordenadas do modelo.

Tabela 1 - Parâmetros de Denavit-Hartenberg

	a_i	α_i	d_i	θ_i
1	0	$-\frac{\pi}{2}$	0	θ_1
2	l_3	$\frac{\pi}{2}$	0	θ_2

As matrizes de transformação entre os elos do modelos podem ser assim descritas como:

1_0T : matriz de transformação do sistema de origem 0 para o 1

2_1T : matriz de transformação do sistema de origem 1 para o 2

De acordo com os procedimentos para a determinação dos eixos nos sistemas de coordenadas, pode-se realizar os cálculos das matrizes de transformação. Segue abaixo as matrizes de transformação:

$${}^1_0T = \begin{bmatrix} c\theta_1 & 0 & -s\theta_1 & 0 \\ s\theta_1 & 0 & c\theta_1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$${}^2_1T = \begin{bmatrix} c\theta_2 & 0 & s\theta_2 & l_3c\theta_2 \\ s\theta_2 & 0 & -c\theta_2 & l_3s\theta_2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Essas foram as matrizes de transformação para o sistema representado pelo modelo de um robô manipulador quando aplicado a cinemática direta, mas essas não são as orientações desejadas para trabalhar com relação ao movimento da câmera (efetuador) com relação a coordenada do mundo, como pode-se observar na figura 7. Por conta disso, foi realizado mais duas transformações de modo a ajustar o sistema de coordenadas para uma forma mais conveniente para o trabalho para quando for necessário relacionar com as coordenadas do helicóptero e do mundo.

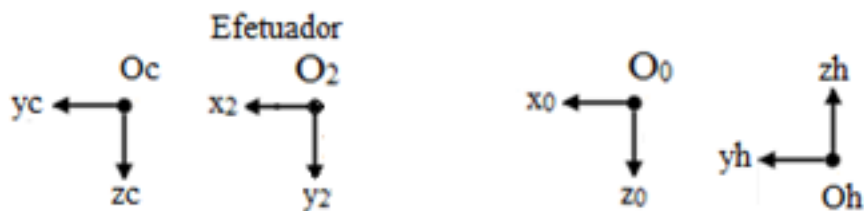


Figura 7 - Sistemas de coordenadas do modelo

Onde O_c é o sistema de coordenadas determinado para a câmera, O_h é o sistema de coordenadas determinado para o helicóptero, e O_2 e O_0 são os sistemas obtidos através da aplicação da cinemática direta no modelo. A transformação necessária no sistema de coordenadas da câmera é uma rotação em torno do eixo z de $-\frac{\pi}{2}$, com relação as coordenadas do mundo. A representação da transformação é apresentada abaixo:

$${}^c_0T = {}^1_0T \cdot {}^2_1T \cdot R_z\left(\frac{\pi}{2}\right)$$

De maneira semelhante à câmera, o sistema do helicóptero não ficou da forma desejada após as transformações, dessa forma foi necessário realizar algumas transformações adicionais para posicionar o centro e a orientação do sistema da maneira escolhida.

Para isso foram necessárias quatro transformações. Duas rotações, uma em x de $-\frac{\pi}{2}$, e outra em z de $-\frac{\pi}{2}$; e duas translações, uma em x de l_1 , e outra em z de l_2 , todas com relação as coordenadas do mundo. A representação da transformação é apresentada abaixo:

$${}^H_0T = R_x\left(-\frac{\pi}{2}\right) \cdot R_z\left(-\frac{\pi}{2}\right) \cdot T_x(l_1) \cdot T_z(l_2)$$

Com isso, tem-se as duas transformações necessárias para estabelecer a relação entre as coordenadas do helicóptero desejada e as coordenadas da câmera desejada. A matriz da transformação final das coordenadas do helicóptero para a câmera é mostrada abaixo:

$${}^H_cT = {}^0_cT \cdot {}^H_0T$$

Agora com o modelo do sistema helicóptero-mundo já descrito, devemos encontrar a relação entre os sistemas das coordenadas do helicóptero e da câmera com relação ao mundo.

2.4) Coordenadas do modelo helicóptero-mundo

Após as matrizes de transformação do modelo helicóptero-câmera terem sido definidas, foi necessário determinar a matriz de transformação do helicóptero para o mundo. Como a relação entre o helicóptero e o mundo é totalmente livre de articulações e elos limitando seus movimentos, o espaço alcançável do helicóptero com relação ao mundo é de 100%, ou seja, o helicóptero pode alcançar qualquer coordenada relativa ao mundo. Dessa forma o helicóptero

pode executar rotações nos três eixos coordenados do mundo (x, y, z) e pode transladar nos três eixos também. Assim, a matriz resultante para essa transformação é apresentada abaixo.

$${}^H_W T = R(z, \theta_1) \cdot R(y, \theta_2) \cdot R(z, \theta_3) \cdot T(x, y, z)$$

$${}^H_W T = \begin{bmatrix} c\theta_1 c\theta_2 & c\theta_1 c\theta_2 c\theta_3 - s\theta_1 s\theta_3 & c\theta_1 c\theta_2 s\theta_3 + s\theta_1 c\theta_3 + c\theta_1 s\theta_2 \\ -s\theta_1 c\theta_2 & -s\theta_1 c\theta_2 c\theta_3 - c\theta_1 s\theta_3 & -s\theta_1 c\theta_2 s\theta_3 + c\theta_1 c\theta_3 + s\theta_1 s\theta_2 \\ -s\theta_2 & -s\theta_2 c\theta_3 & -s\theta_2 s\theta_3 + c\theta_2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} c\theta_1 c\theta_2 (x + yc\theta_3 + zs\theta_3) + s\theta_1 (-ys\theta_3 + zc\theta_3) - s\theta_1 s\theta_2 z \\ -s\theta_1 c\theta_2 (x + yc\theta_3 + zs\theta_3) + c\theta_1 (-ys\theta_3 + zc\theta_3) - s\theta_1 s\theta_2 z \\ -s\theta_2 (x + yc\theta_3 + zs\theta_3) + c\theta_2 z \\ 1 \end{bmatrix}$$

2.5) Matriz de interação

Para encontrar a relação entre as coordenadas do mundo com as coordenadas na imagem foi utilizado a matriz de interação, que relaciona um vetor definido em termos das características da imagem com um vetor definido em termos das velocidades da câmera, isto é, o plano da imagem (mapa linear) com um sistema tridimensional do mundo (espaço linear) [2]. Com isso, temos a seguinte relação:

$$p^0 = R \cdot p^c + o$$

Onde p^0 é a coordenada de P relativa ao espaço do mundo, p^c é a coordenada de P relativa ao plano da imagem. R é a matriz que especifica a orientação do plano da imagem relativo ao espaço do mundo, e o é a posição de origem do plano da imagem com relação ao espaço do mundo. Uma representação desse processo é apresentado na Figura 8:

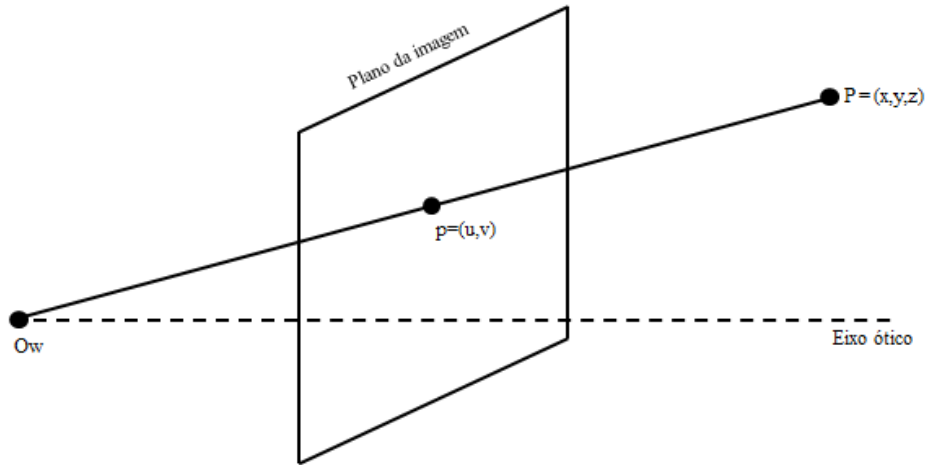


Figura 8 - Transformação de coordenadas do mundo para coordenadas da imagem

Para o caso deste trabalho, foi determinado que o eixo óptico é paralelo e oposto ao eixo z do mundo. O movimento da câmera foi restringido apenas para rotacionar no eixo óptico, ou seja, em z ; e o movimento de translação é paralelo ao plano formado pelos eixos x e y . Com isso teremos a seguinte relação:

$$p^c = R^T(p^0 - o)$$

$$p^c = \begin{bmatrix} c\theta & s\theta & 0 \\ -s\theta & c\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_0 \end{bmatrix} \right)$$

$$p^c = \begin{bmatrix} c\theta(x_p - x_c) + s\theta(y_p - y_c) \\ -s\theta(x_p - x_c) + c\theta(y_p - y_c) \\ -z_0 \end{bmatrix}$$

Logo, as coordenadas na imagem para P são:

$$u' = -\lambda \frac{c\theta(x_p - x_c) + s\theta(y_p - y_c)}{z_0}$$

$$v' = -\lambda \frac{-s\theta(x_p - x_c) + c\theta(y_p - y_c)}{z_0}.$$

Onde λ representa a distância focal da lente. Porém, embora essas já sejam as coordenadas na imagem, elas ainda estão em milímetros. É necessário transformá-las em pixels. A imagem considerada para o projeto tem uma resolução de 640x480 pixels, e a câmera tem uma lente de 15 milímetros de distância focal. O tamanho do pixel depende do tamanho do CCD, mas nesse trabalho foi considerado que o pixel possui dimensão de 0.07x0.07 mm[6]. As equações abaixo ilustram a transformação das coordenadas da imagem de milímetros para pixel:

$$u = 320 - \frac{u'}{0.07}$$

$$v = 240 - \frac{v'}{0.07}$$

Com isso, obtemos a transformação das coordenadas do mundo para as coordenadas na imagem, em pixels. Isso será útil para gerar as coordenadas da imagem a partir das trajetórias do veículo conhecidas. Porém, para alcançar o objetivo do projeto, temos que fazer o passo contrário, ou seja, a partir das coordenadas da imagem determinar as coordenadas no mundo estimadas. Para isso, partindo das equações, tem-se:

$$x' = -\frac{z_c}{\lambda}(u \cdot c\theta - v \cdot s\theta) + x_c$$

$$y' = -\frac{z_c}{\lambda}(u \cdot s\theta + v \cdot c\theta) + y_c$$

Essas são as equações que serão usadas para estimar a posição do veículo na trajetória. x' representa o valor do x estimado na imagem com relação as coordenadas no mundo, y' representa o valor de y estimado na imagem com relação as coordenadas no mundo. (x_c, y_c, z_c) são as coordenadas da câmera com relação ao mundo. u e v são as coordenadas em pixel da imagem. O próximo passo depois da simulação é aplicar o Filtro de Kalman e observar a diferença na minimização do erro gerado.

3) Filtro de Kalman

O Filtro de Kalman é uma técnica de estimação teórica que combina as informações de diferentes fontes de incerteza para obter os valores das variáveis de interesse juntamente com uma incerteza intrínseca [7].

A seguir é apresentado uma introdução às ferramentas matemáticas necessárias para a manipulação do Filtro de Kalman, assim como a adaptação das equações às necessidades do problema abordado. O objetivo com isso é minimizar os ruídos e outras incertezas, buscando aproximar os valores reais das grandezas medidas.

3.1) Conceitos de probabilidade

Toda a teoria de probabilidade que envolve Filtro de Kalman é baseada em variáveis aleatórias, ou seja, variáveis que podem assumir uma variedade de valores de acordo com as leis probabilísticas específicas.

Denota-se por X uma variável aleatória e por x um valor que essa variável pode assumir. A probabilidade de $X = x$ será denotada por $p(X = x)$; nesse caso, temos que para variáveis discretas $\sum_x p(X = x) = 1$ e no caso de variáveis contínuas tem-se que $\int p(X = x) = 1$. Para simplificar, será omitida a menção a variável aleatória e será escrito apenas $p(x)$ ao invés de $p(X = x)$.

Para variáveis aleatórias, denomina-se $p(x)$ como função densidade de probabilidade (FDP). Para o desenvolvimento desse trabalho será utilizada a distribuição normal (Gaussiana) definida por:

$$p = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right\}$$

Onde Σ é uma matriz semi positiva e simétrica chamada de matriz de covariância, μ é a média de X na distribuição e T é o operador de transposição. Vale a pena notar que x não é necessariamente uma variável unidimensional.

Tomando X e Y como duas variáveis aleatórias, a probabilidade de $X = x$ e de $Y = y$ simultaneamente é dada por $p(x, y) = p(x)p(y)$ se X e Y são variáveis independentes. Há casos em que uma variável aleatória carrega informações sobre outra variável, supondo $Y = y$ a probabilidade de $X = x$ visto que $Y = y$ é dada por $p(x|y) = p(X = x|Y = y) = \frac{p(x, y)}{p(y)}$.

O Teorema da probabilidade total, para o caso discreto e contínuo respectivamente, diz que $p(x) = \sum_y p(x|y)p(y)$ e $p(x) = \int p(x|y)p(y)$. A Lei de Bayes relaciona $p(x|y)$ com $p(y|x)$ e será de grande utilidade [8].

3.2) Filtro de Kalman Discreto

O Filtro de Kalman Discreto tem como objetivo resolver o problema geral de estimação de um estado $x \in R^n$ de um processo discreto controlado no tempo, que é governado por uma equação diferencial linear do tipo representada abaixo:

$$x_k = A_{k-1}x_{k-1} + Bu_k + w_{k-1}, \quad (3.1)$$

E com a variável que representa as medidas efetuadas pelo sistema, $z \in R^n$ que é

$$z_k = Hx_k + v_k. \quad (3.2)$$

As variáveis aleatórias w_k e v_k representam o ruído do processo e o ruído da medida, respectivamente. Na prática, a covariância do ruído do processo Q e a covariância do ruído da medida R podem mudar a cada passo do intervalo de tempo da medida, embora para este trabalho as variáveis são assumidas constantes.

A matriz A representada na equação (3.1) acima relaciona o estado do passo anterior do tempo $k - 1$ com o estado do passo atual k , desconsiderando tanto a função direção como o ruído do processo. A matriz B relaciona o controle de entrada $u \in R^n$ do estado x . A matriz H representada na equação da medida (3.2) acima relaciona o estado com as medidas efetuadas no sistema. Na prática, a matriz H pode mudar a cada passo de tempo ou a cada medida realizada, mas para esse trabalho considera-se constante.

Pode-se definir $x'_k \in R^n$ como uma combinação linear de uma estimativa *a priori* do estado k sendo conhecido o processo anterior, x'_k , do passo k , e $x_k \in R^n$ como sendo a estimativa do estado *posteriori* do passo k dado a medida z_k . Pode-se definir como estimativas dos erros *a priori* e *posteriori* as equações abaixo:

$$\begin{aligned} e_k^- &= x_k - x_k^- \\ e_k &= x_k - x'_k \end{aligned}$$

A covariância da estimativa do erro *a priori* é dada por:

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}],$$

e a covariância da estimativa do erro *posteriori* é dado por:

$$P_k = E[e_k e_k^T]. \quad (3.3)$$

Na derivação das equações do filtro de Kalman, o objetivo é encontrar uma equação que computa uma estimativa de um estado *posteriori* x' como uma combinação linear de uma estimativa *a priori* x'_k e um fator de peso entre a medida atual z_k e a medida predita Hx'_k como é mostrado na equação (3.4) abaixo:

$$x'_k = x'_k + K(z_k - Hx'_k) \quad (3.4)$$

A diferença $(z_k - Hx'_k)$ representada na equação (3.4) acima reflete a discrepância entre a medida predita Hx'_k e a atual medida z_k . Quando igual a zero, significa que as duas medidas estão de acordo completamente.

A matriz K na equação (3.4) é escolhida para ser o ganho ou fator de mistura que minimiza a equação da covariância do erro *a posteriori* (3.3). Essa minimização pode ser realizada primeiramente substituindo a equação (3.4) na definição acima para e_k , substituindo essa na equação (3.3), realizando as expectativas indicadas, tomando a derivação da trajetória com o resultado em respeito a K , igualando esse resultado igual a zero e resolvendo para K . Uma das formas do resultado K minimizar a equação é dada por:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}. \quad (3.5)$$

Olhando a Equação (3.5) pode-se ver que a covariância do ruído da medida R aproxima-se de zero, o ganho K tem um peso no residual maior. Especificamente:

$$\lim_{P_k \rightarrow 0} K_k = H^{-1}.$$

Por outro lado, como a covariância do erro estimado *a priori* P_k^- tem uma aproximação próxima de zero, o ganho K tem um peso menor no residual. Especificamente:

$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0.$$

Outra forma de pensar sobre o peso de K é que a covariância do ruído da medida R tem uma aproximação próxima de zero, a medida atual z_k é mais e mais confiável, enquanto a medida predita Hx'_k é menos e menos confiável. Por outro lado, como a covariância do erro estimado *a priori* P_k^- aproxima-se de zero, a medida atual z_k é menos e menos confiável, enquanto a medida predita Hx'_k é mais e mais confiável.

O Filtro de Kalman estima um processo utilizando uma forma de controle através do feedback: o filtro estima o estado do processo de algum tempo e então obtém o feedback na forma de medidas (ruídos). Dessa forma, as equações do Filtro de Kalman se dividem em dois grupos: equações de atualização de tempo e equações de atualização da medida. A atualização das equações de tempo são responsáveis pelo projeto posterior (no tempo) do estado atual e das estimativas da covariância do erro para obter a estimativa *a priori* do próximo passo do tempo. A atualização das equações de medida são responsáveis pelo feedback – i.e. incorporando uma nova medida na estimativa *a priori* para obter uma estimativa *a posteriori* melhorada [9].

As equações de atualização do tempo podem ser encaradas como equações preditoras, enquanto as equações de atualização da medida podem ser encaradas como corretoras. De fato, o algoritmo final de estimação mostra ser um algoritmo preditor-corretor para solucionar problemas numéricos.

A atualização do tempo projeta o estimativa do estado atual no tempo seguinte. Enquanto que a atualização da medida ajusta a estimativa projetada para a medida atual no tempo. A equação específica para a atualização do tempo e da medida são apresentadas abaixo:

$$\begin{aligned} x'_k &= Ax'_{k-1} + Bu_k \\ P_k^- &= AP_{k-1}A^T + Q \end{aligned} \tag{3.6}$$

De novo pode-se notar como as equações de atualização do tempo projetam as estimativas do estado e covariância seguintes do tempo $k - 1$ para o tempo k . A e B são os mesmos da equação (3.1), enquanto Q é proveniente da equação (3.6).

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

$$x'_k = x'_k + K_k (z_k - H x'_k) \quad (3.7)$$

$$P_k = P_k^- (I - K_k H) \quad (3.8)$$

A primeira tarefa durante a atualização das medidas é computar o ganho do Filtro de Kalman, K_k . O próximo passo é atualizar a medida do processo para obter z_k , e então gerar a estimativa do estado *a posteriori* incorporando a medição como na equação (3.7). O passo final é obter a estimativa da covariância do erro *a posteriori* estimado na equação (3.8).

Após cada par de tempo e medida serem atualizados, o processo é repetido com a estimativa *a posteriori* anterior usada para projetar ou prever a nova estimativa *a priori*. Essa natureza recursiva é uma das várias características apelativas do Filtro de Kalman – isso torna a implementação prática muito mais factível que a implementação de um filtro de Wiener, por exemplo, que é desenvolvido para trabalhar diretamente com todos os dados das medidas passadas. A figura 8 abaixo oferece uma visão completa da operação do filtro de Kalman.

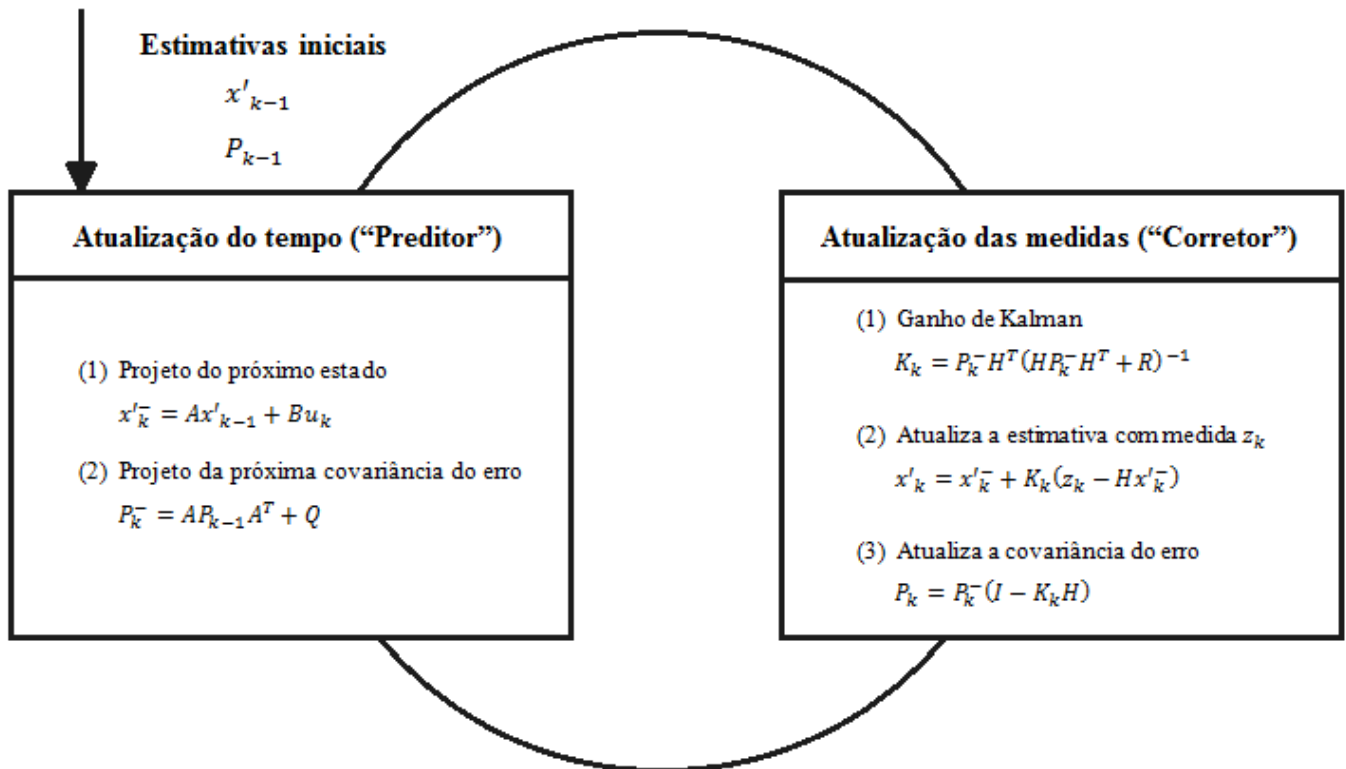


Figura 9 - Ciclo de desenvolvimento do Filtro de Kalman Discreto

3.3) Aplicação do Filtro de Kalman no modelo

Devido ao fato do trabalho em questão ser considerado uma aplicação de tempo real, o atraso gerado pelos cálculos se torna um fator primordial para o bom desempenho do sistema estudado. Por essa questão, e pelas inúmeras vantagens do Filtro de Kalman Discreto apresentadas anteriormente, foi considerado a implementação desse filtro para minimizar possíveis erros e ruídos causados nas medidas geradas da câmera.

A implementação apresentada nesse trabalho buscou tratar diretamente os erros das estimativas geradas pelos valores provenientes da medição da câmera, afim de transformar a informação ruidosa da imagem em posição e velocidade do alvo em relação ao mundo. Dessa forma apenas as medidas do veículo com relação às coordenadas do mundo foram tratadas. As equações utilizadas para a implementação do filtro de Kalman podem ser vistas na figura 9.

4) Implementação e Resultados

Para as simulações do trabalho realizadas abaixo, considera-se que o centro do sistema de coordenadas da câmera está sobre o eixo z das coordenadas do mundo, e que o sistema de coordenadas do mundo coincide com o sistema de coordenadas do carro, para a situação inicial. Dessa forma, o veículo se localiza no centro da imagem da câmera quando do início da simulação. Nas simulações apresentadas a câmera não possui movimentação em relação as coordenadas do mundo, apenas o veículo se movimenta pelo ambiente. Todas as simulações foram feitas no programa MathWorks MATLAB R2011b.

4.1) Descrição do modelo de simulação

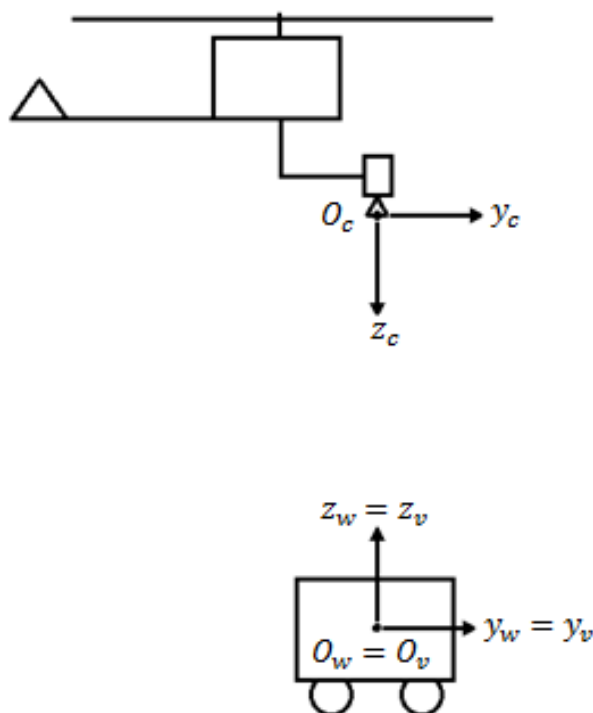


Figura 10 - Modelo de simulação

Primeiramente, em cada teste é gerado uma trajetória conhecida para o veículo com relação as coordenadas do mundo. A partir dessa trajetória conhecida, é determinada a posição do veículo na imagem da câmera. Depois, com a imagem da câmera, é feito o processo contrário e determinada a trajetória e as velocidades em x e y do veículo juntamente com a adição de erros junto as medidas. Após o cálculo da trajetória e das velocidades estimadas, utiliza-se o Filtro de Kalman para tratar os erros gerados. Os resultados das trajetórias e das velocidades em x e y são apresentados num gráfico onde é possível comparar cada trajetória de acordo com a simulação.

Para os resultados das simulações abaixo, foi considerado uma câmera de 15mm de distância focal e localizada a 30m de altura, embarcada no helicóptero. A câmera está apontada no sentido do eixo z assim como pode ser observado no modelo do sistema apresentado na Figura 9. A frequência de captura da câmera é de 15Hz. Para obter resultados sobre o sistema, teremos as seguintes simulações para diferentes testes:

4.2) Resultados para o teste 1

Para o primeiro teste, o veículo se movimenta no sentido positivo do eixo y das coordenadas do mundo, e a câmera fica parada na sua posição inicial. A figura 11 representa a trajetória conhecida, em milímetros, do veículo em relação as coordenadas do mundo, essa trajetória é linear no sentido positivo do eixo y do mundo com velocidade constante de 20km/h, com um intervalo de medição de 8s e frequência de 15Hz.

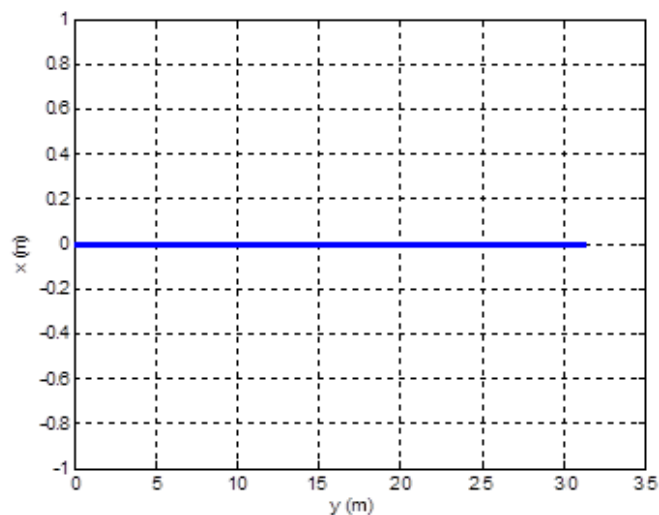


Figura 11 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 1

A figura 12 abaixo representa a trajetória, em milímetros, da câmera em relação as coordenadas do mundo. Como a câmera se encontra parada para essa simulação, foi esperado que a imagem não representasse nenhum movimento para a câmera, o que aconteceu e pode ser observado na Figura 12.

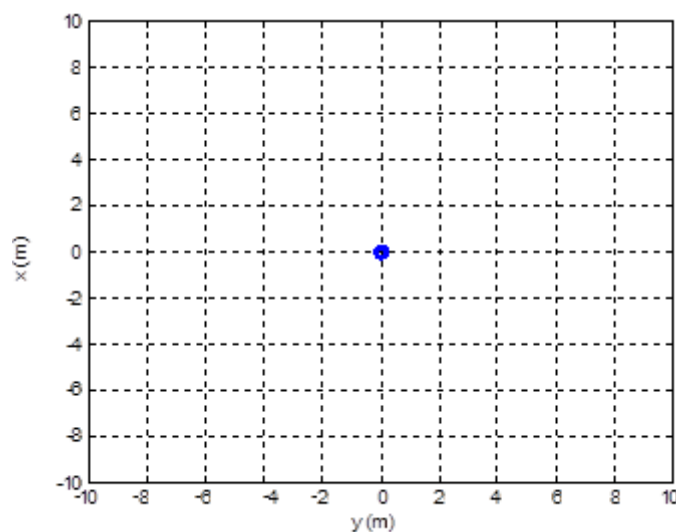


Figura 12 – Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 1

A Figura 13 abaixo representa a trajetória, em pixels, do veículo na imagem proveniente da câmera. Lembrando que a origem do sistema da câmera é (320, 240).

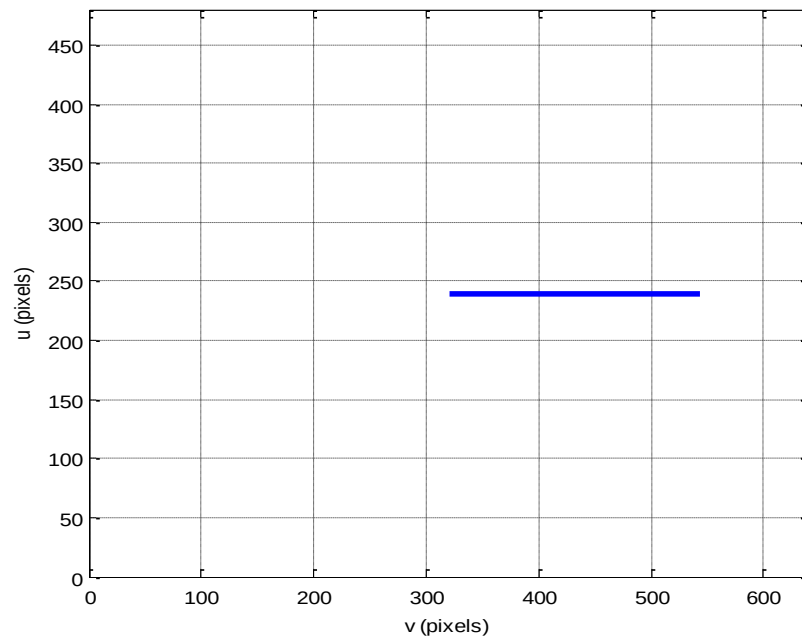


Figura 13 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 1

A figura 14 representa a trajetória estimada na imagem com a adição de um ruído branco.

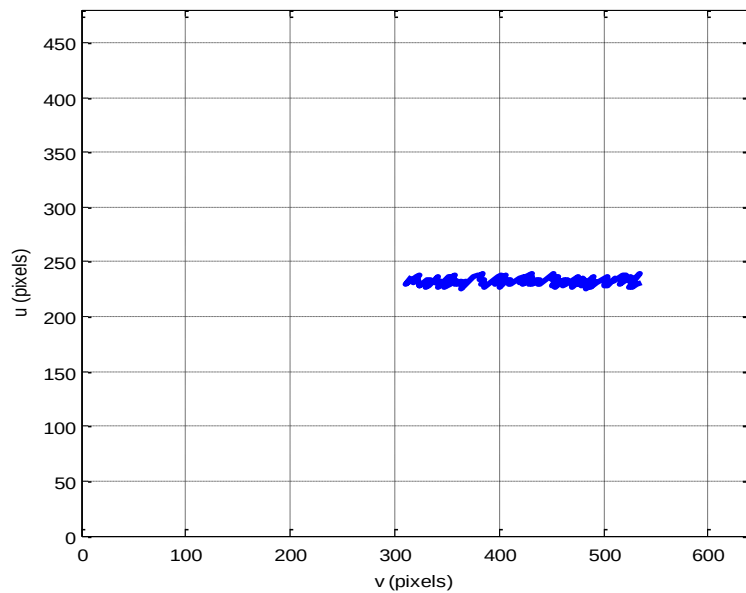


Figura 14 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 1

A Figura 15 representa um comparativo entre a trajetória conhecida, a trajetória estimada, e a trajetória estimada após a aplicação do Filtro de Kalman do veículo em relação as coordenadas do mundo.

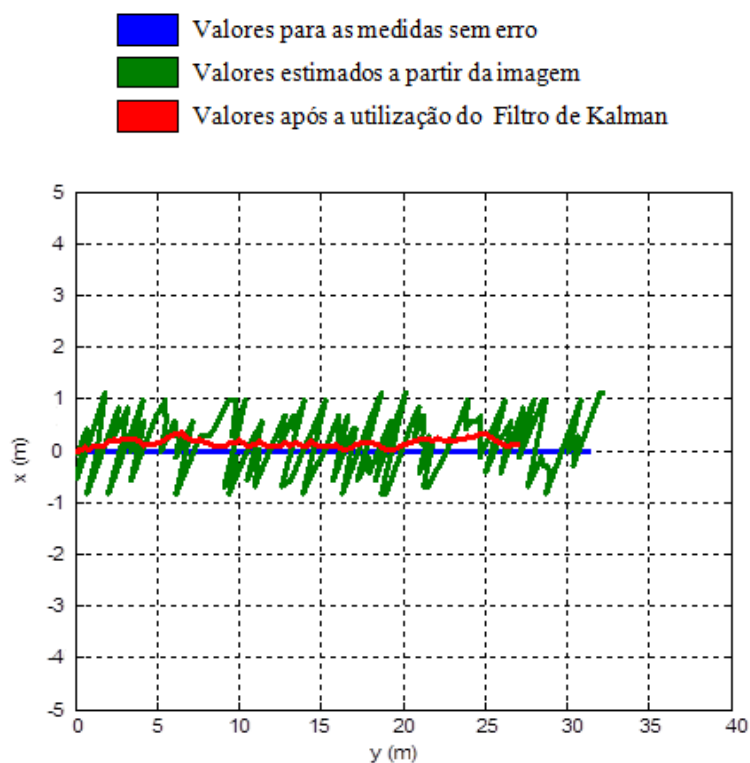


Figura 15 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 1

O comparativo entre as velocidades de x conhecido, x estimado e x estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 16.

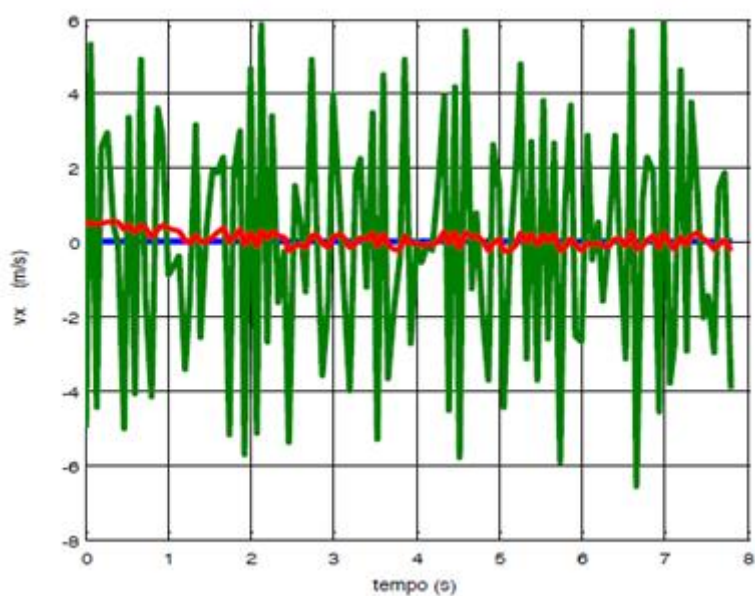


Figura 16 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 1

O comparativo entre as velocidades de y conhecido, y estimado e y estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 17 abaixo.

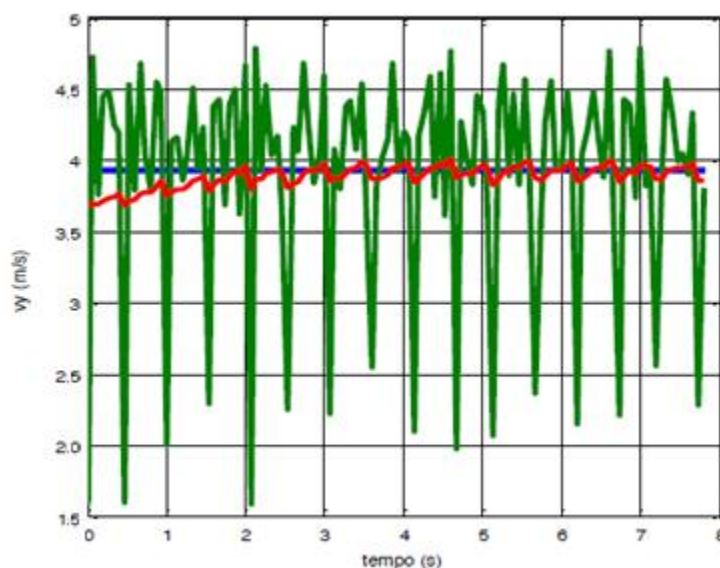


Figura 17 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 1

4.3) Resultados para o teste 2

Para o segundo, o veículo se movimenta em diagonal no plano $x - y$ do mundo, no sentido positivo do eixo y das coordenadas do mundo e no sentido positivo do eixo x das coordenadas do mundo. A figura 18 abaixo representa a trajetória conhecida, em milímetros, do veículo em relação as coordenadas do mundo, com velocidade constante de 20km/h, com um intervalo de medição de 8s e frequência de 15Hz.

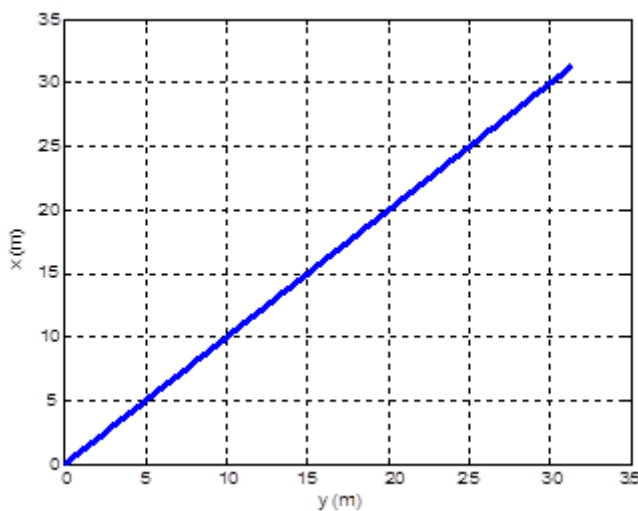


Figura 18 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 2

A Figura 19 abaixo representa a trajetória, em milímetros, da câmera em relação as coordenadas do mundo. Como a câmera se encontra parada para essa simulação, foi esperado que a imagem não representasse nenhum movimento para a câmera, o que aconteceu e pode ser observado abaixo.

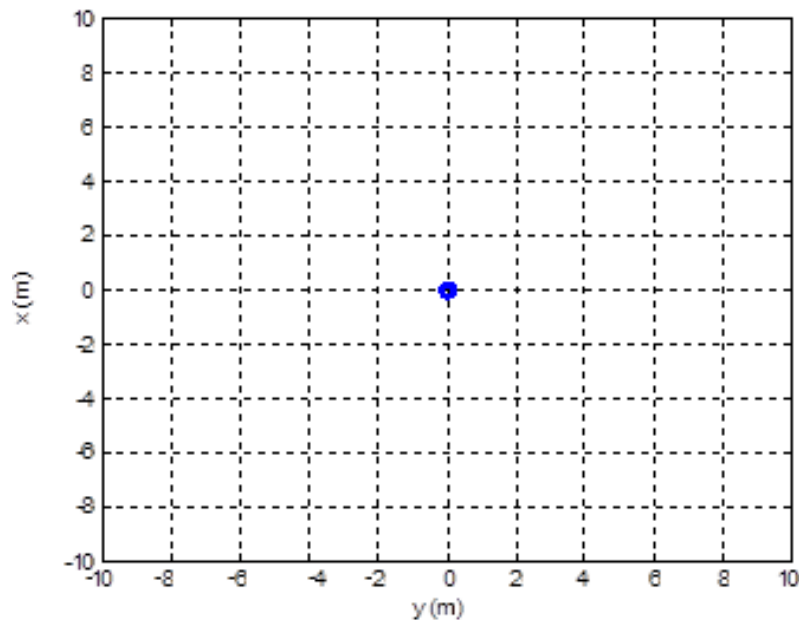


Figura 19 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 2

A Figura 20 abaixo representa a trajetória, em pixels, do veículo na imagem proveniente da câmera. Lembrando que a origem do sistema da câmera é (320, 240).

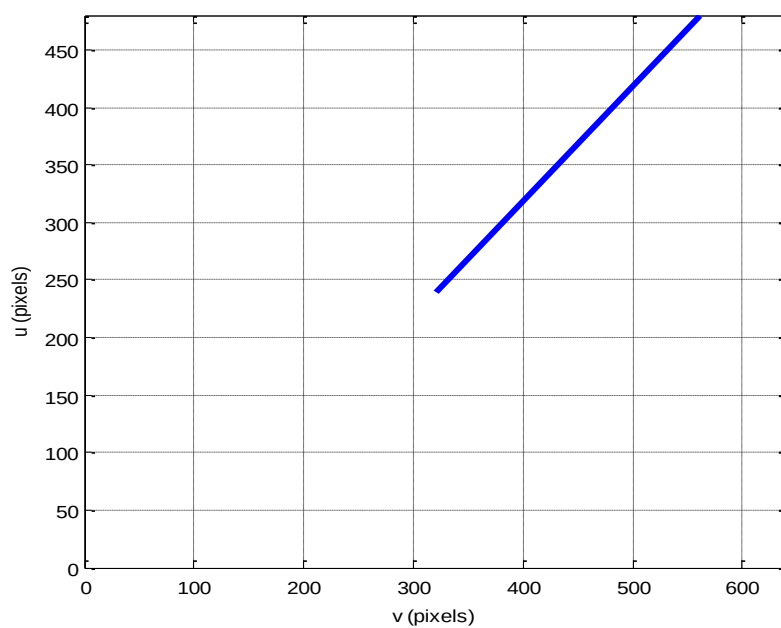


Figura 20 - Representação da trajetória do veículo na imagem obtida da câmera para o caso 2

A figura 21 representa a trajetória estimada na imagem com a adição de um ruído branco.

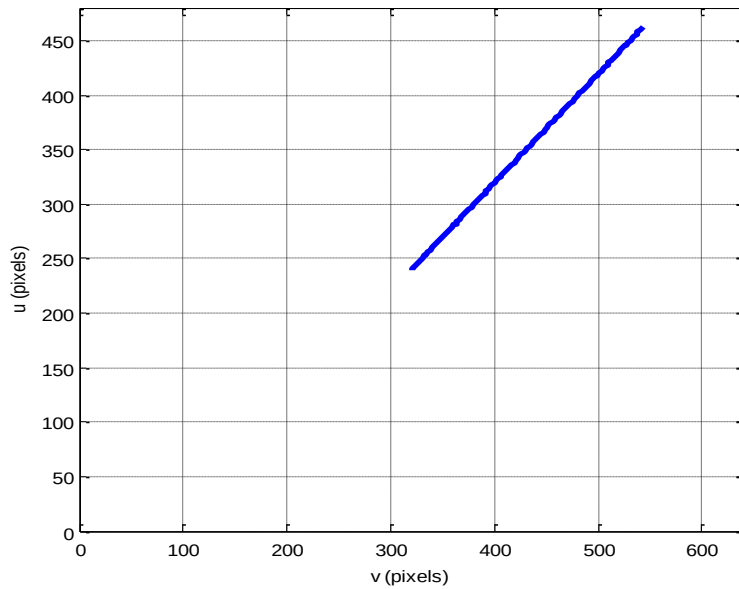


Figura 21 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 2

A Figura 22 abaixo representa um comparativo entre a trajetória conhecida, a trajetória estimada, e a trajetória estimada após a aplicação do Filtro de Kalman do veículo em relação as coordenadas do mundo.

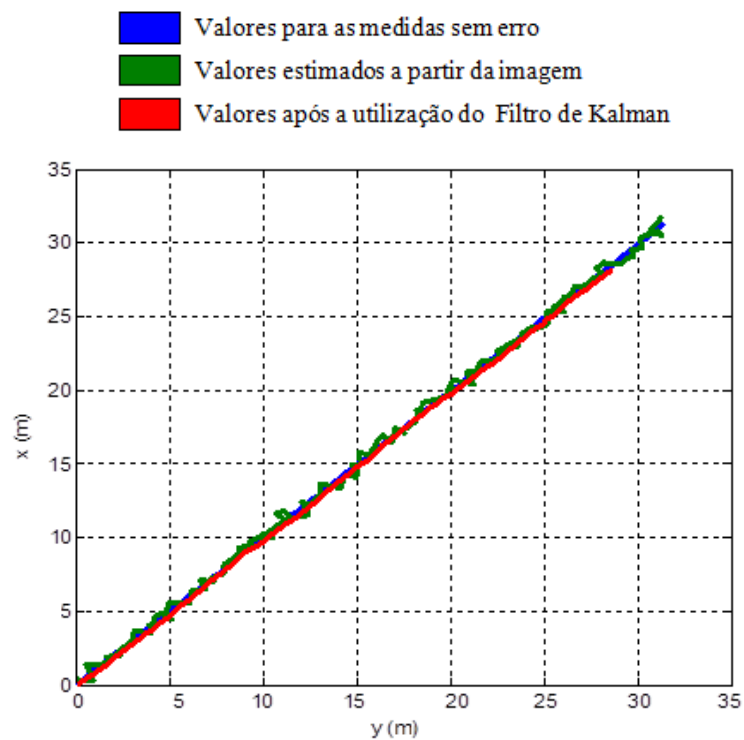


Figura 22 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 2

O comparativo entre as velocidades de x conhecido, x estimado e x estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 23 abaixo.

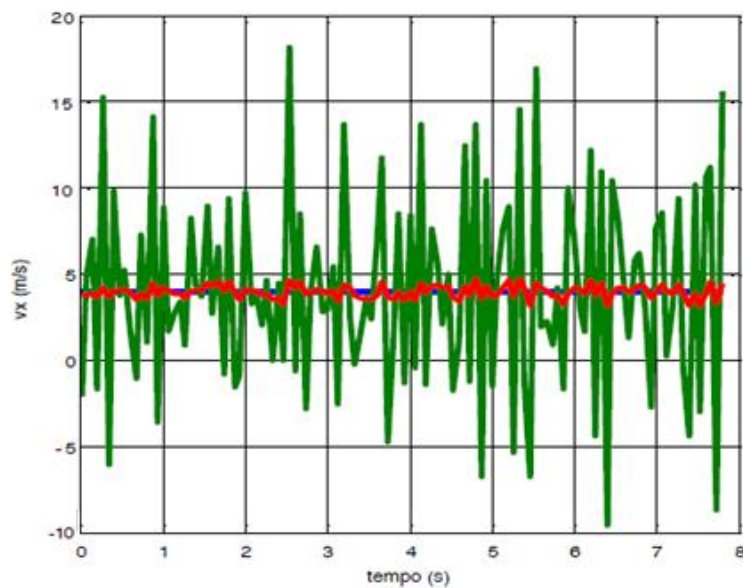


Figura 23 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 2

O comparativo entre as velocidades de y conhecido, y estimado e y estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 24 abaixo.

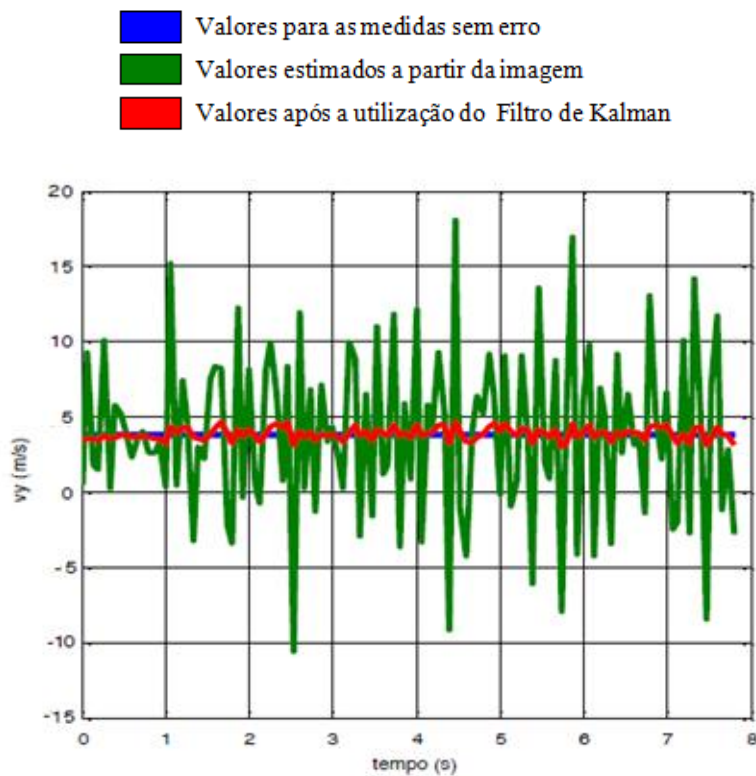


Figura 24 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 2

4.4) Resultados para o teste 3

Para o terceiro teste, o eixo y do veículo se movimenta no sentido positivo das coordenadas do mundo com velocidade de 20km/h, enquanto o eixo x do veículo realiza uma senoidal no tempo também no sentido positivo. A Figura 25 abaixo representa a trajetória conhecida, em milímetros, do veículo em relação as coordenadas do mundo, com um intervalo de medição de 8s e frequência de 15Hz.

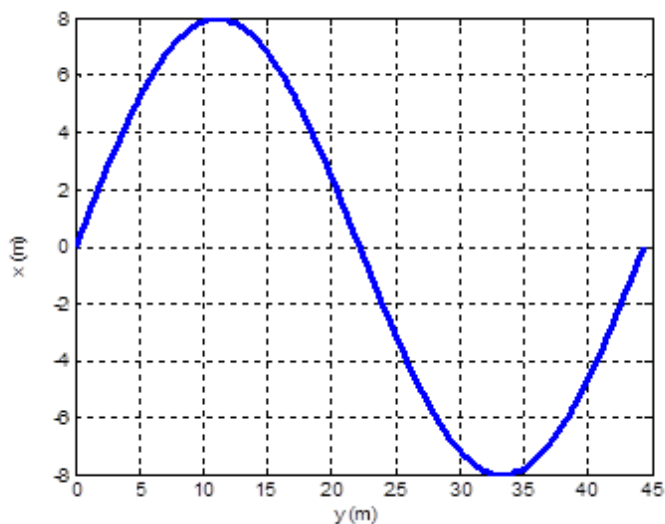


Figura 25 - Trajetória conhecida do veículo com relação as coordenadas do mundo para o caso 3

A Figura 26 abaixo representa a trajetória, em milímetros, da câmera em relação as coordenadas do mundo. Como a câmera se encontra parada para essa simulação, foi esperado que a imagem não representasse nenhum movimento para a câmera, o que aconteceu e pode ser observado.

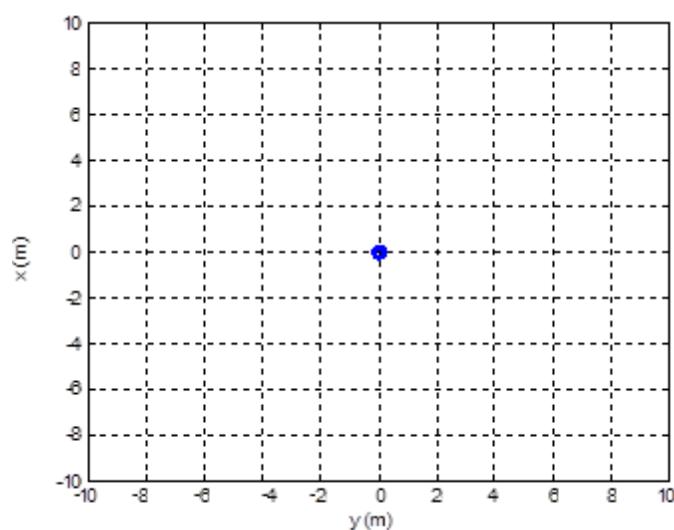


Figura 26 - Trajetória da câmera com relação as coordenadas do mundo para o caso 3

A Figura 27 abaixo representa a trajetória, em pixels, do veículo na imagem proveniente da câmera. Lembrando que a origem do sistema da câmera é (320, 240).

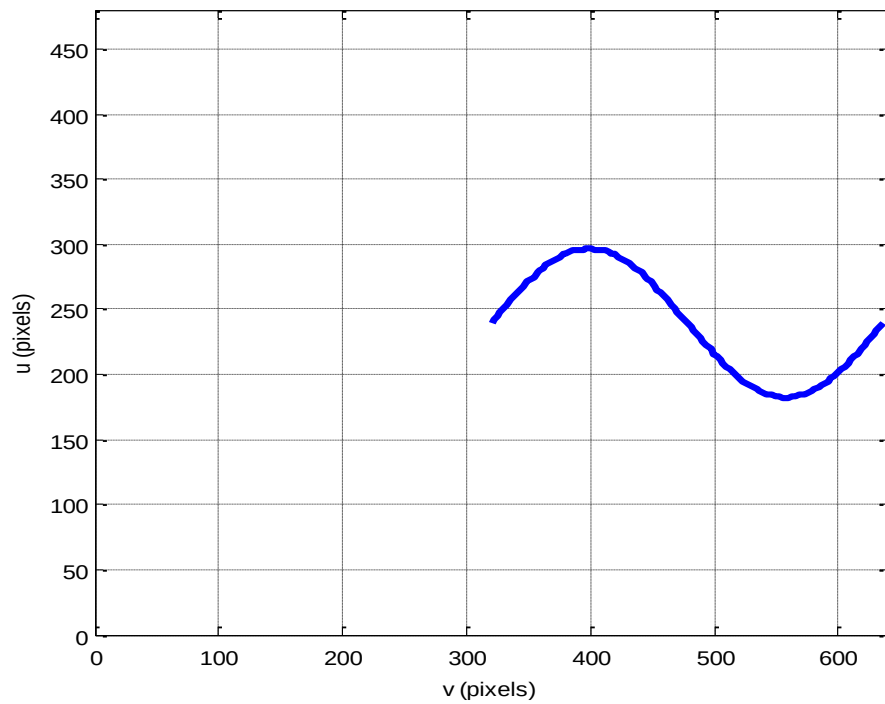


Figura 27 - Representação da trajetória do veículo na imagem obtida da câmera para o caso 3

A figura 28 representa a trajetória estimada na imagem com a adição de um ruído branco.

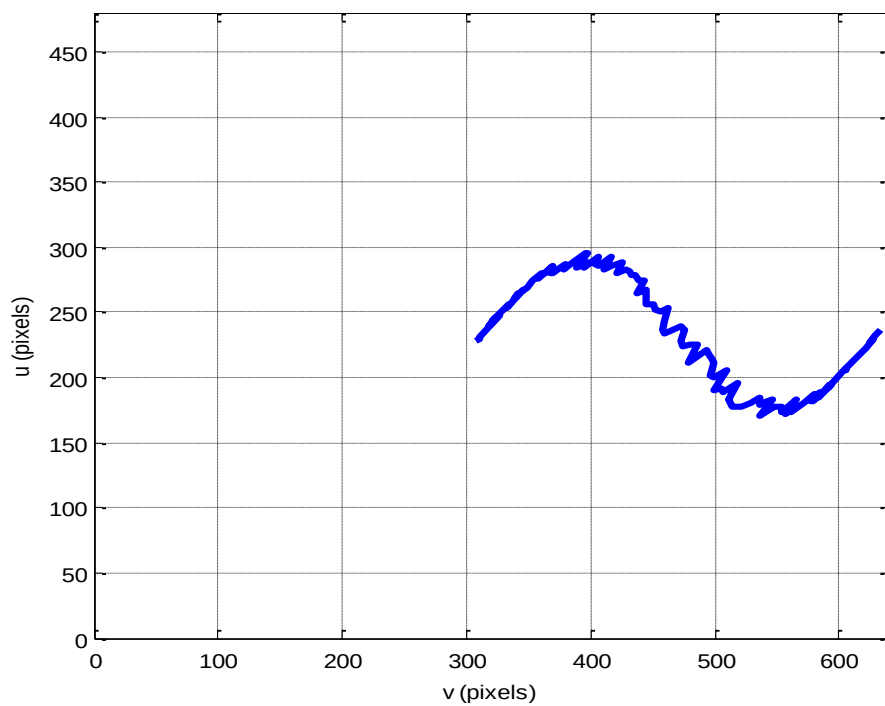


Figura 28 - Trajetória estimada a partir da imagem da câmera com ruído para o caso 3

A Figura 29 abaixo representa um comparativo entre a trajetória conhecida, a trajetória estimada, e a trajetória estimada após a aplicação do Filtro de Kalman do veículo em relação as coordenadas do mundo.

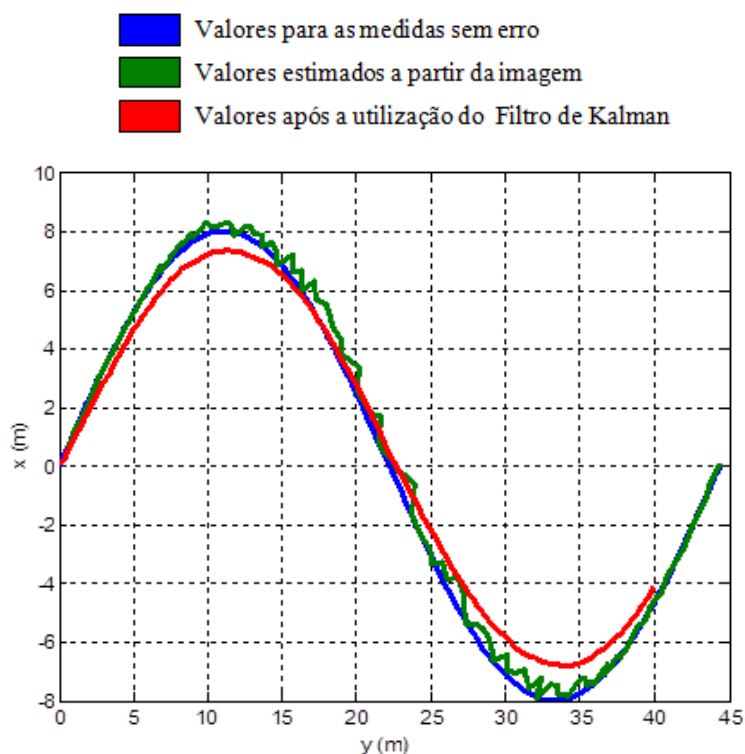


Figura 29 - Comparação entre as trajetórias com relação as coordenadas do mundo para o caso 3

O comparativo entre as velocidades de x conhecido, x estimado e x estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 30 abaixo.

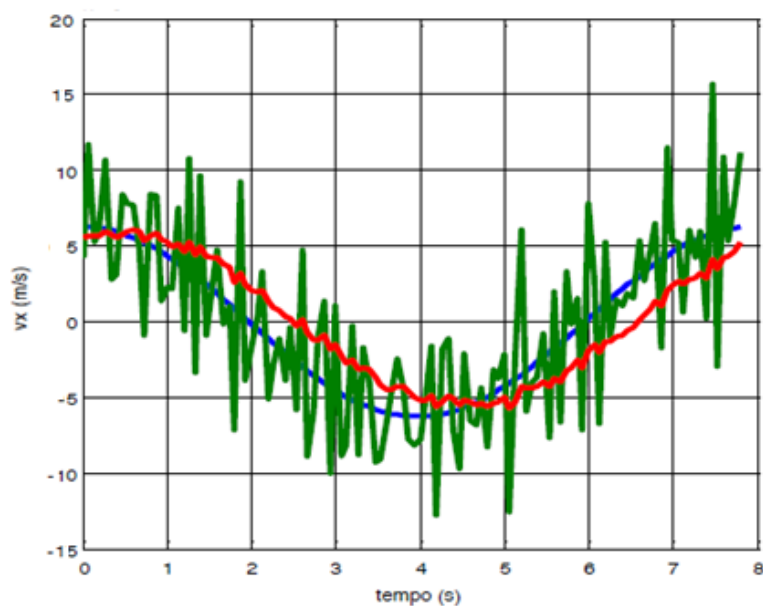


Figura 30 - Comparação entre as velocidades da coordenada x para o caso 3

O comparativo entre as velocidades de y conhecido, y estimado e y estimado com filtro de Kalman aplicado, está representado na Figura 31 abaixo.

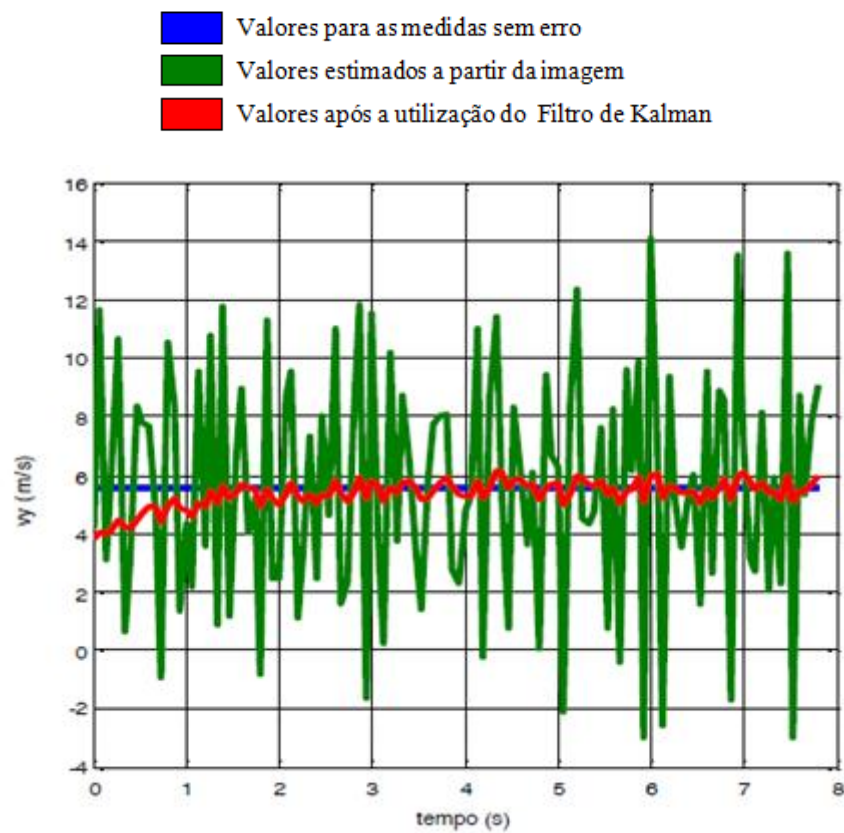


Figura 31 - Comparação entre as velocidades da coordenada y para o caso 3

5) Conclusões

Este trabalho, abordou a utilização de processamento de imagens para estimar a posição e a velocidade de um veículo a partir da imagem proveniente de um UAV equipado com uma câmera. Os resultados obtidos foram apresentados na forma de gráficos comparativos apresentados no capítulo 4.

Para as estimativas da trajetória e velocidade do veículo obtidas a partir da imagem, pode-se perceber pelos testes realizados que na média, a curva se aproxima da curva ideal para os três testes, mas a variância dos pontos amostrados é muito grande, o que torna o sistema pouco confiável. Alta variância dos dados não é desejado numa aplicação devido a dificuldade do sistema se adaptar à situação descrita pelo modelo, com mudanças muito bruscas de valores numa pequena faixa de tempo. Essas mudanças bruscas de valores ocorrem devido aos erros inseridos nas medidas.

Porém, com a aplicação do Filtro de Kalman, pode-se perceber uma considerável suavização da curva estimada, o que torna o sistema muito mais robusto. O filtro de Kalman aplicado neste trabalho não tem o papel de diminuir os erros nas medidas. O objetivo do Filtro de Kalman é suavizar as medidas estimadas pelos modelos, buscando assim que o sistema tenha um comportamento razoavelmente estável, com valores dentro de uma faixa pequena de variância. Essas faixas de variância são considerados no modelos de desenvolvimento do Filtro de Kalman.

Outro fato que também pode ser notado é que conforme o movimento do veículo se torna mais complexo, o erro estimado para a trajetória e velocidade se torna maior, isso devido ao fato das medidas das curvas da trajetória e velocidade variarem no tempo. O que pode ser notado, é que quando a simulação converge para um ponto, o erro estimado nessa situação era menor se comparado com os casos onde as medidas ficavam alterando conforme o tempo. Isso acontece pois não há nesse trabalho nenhum tipo de controle das posições estimadas, o que não garante a precisão do modelo. Este trabalho pode servir como motivação para o desenvolvimento de uma forma de controle para a posição e velocidade do veículo, ou até para uma aplicação real no robô.

6) Referências Bibliográficas

- [1] V. F. Romano. Robótica Industrial - Aplicação na Indústria de Manufatura e de Processos. Editora Edgard Blucher Ltda, 2002.
- [2] M. W. Spong, S. Hutchinson, M. Vidyasagar. Robot Modeling and Control. John Wiley and Sons, Inc., 2005.
- [3] E. L. L. Cabral. Cinemática Direta. Disponível em <<<http://sites.poli.usp.br/p/eduardo.cabral/Cinem%C3%A1tica%20Direta.pdf>>>. Acesso em Outubro de 2012.
- [4] D. Y. Kikuchi. Sistema de controle servo visual de uma câmera pan-tilt com rastreamento de uma região de referência. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Universidade de São Paulo, 2007.
- [5] G. Welch, G. Bishop. An Introduction to the Kalman Filter. In: SIGGRAPH 2001, Course 8, 2001.
- [6] Mundo Fotográfico. Distância focal, zoom e crop: entendendo os mm da lente. Disponível em << <http://forum.mundofotografico.com.br/index.php?topic=2999.0> >>. Acessado em Outubro de 2012.
- [7] R. Negenborn. Robot Localization and Kalman Filter, on finding your position in a noisy world. Dissertação (Mestrado) - Institute of Information and Computing Sciences, Utrecht University, 2003.
- [8] J. Stewart. Cálculo, v. 2, edição 6. Editora Cengage Learning, 2010.
- [9] F. A. L. Aiube. Modelagem dos preços futuros de commodities: abordagem pelo filtro de partículas. Disponível em <<http://www.maxwell.lambda.ele.pucrio.br/7604/7604_5.PDF>>. Acessado em Novembro de 2012.