

DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE SENSORIAMENTO E COMUNICAÇÃO PARA NAVEGAÇÃO DE VEÍCULOS AUTÔNOMOS

Rogério Solda¹; William Pereira Terra¹; Filipe de Andrade Morais¹; Wânderson de Oliveira Assis²; Alessandra Dutra Coelho²

¹ Aluno de Iniciação Científica da Escola de Engenharia Mauá (EEM-CEUN-IMT);

² Professor(a) da Escola de Engenharia Mauá (EEM-CEUN-IMT).

Resumo. *Este trabalho propõe o estudo e desenvolvimento de sistema de navegação para veículos não tripulados que transmitem e recebem informações de velocidade e posição. O grande diferencial deste conceito está na capacidade de detecção de veículos muito antes dos sensores de distância convencionais aplicando técnicas de localização de dispositivos móveis utilizando módulos com tecnologia ZigBeeTM. Adicionalmente o sistema apresenta uma aplicação com sensores acelerômetro e giroscópio com o objetivo de obter informações de posição relativa e distância percorrida com o intuito de mapear determinado percurso. Para o desenvolvimento dos algoritmos são aplicadas técnicas como o método dos mínimos quadrados, método dos mínimos quadrados ponderados e Filtro de Kalman, produzindo um controle com minimização do efeito de interferências e incertezas nas medições dos sensores.*

Introdução

No sentido de realizar um antigo sonho da humanidade, nos últimos anos diversos protótipos de carros autônomos vêm sendo desenvolvidos. Ainda que um veículo plenamente autônomo esteja distante de ser algo cotidiano, com o avanço da tecnologia e na constante busca por oferecer conforto, comodidade e segurança aos seus clientes a indústria automobilística a cada ano desenvolve e integra novos dispositivos aos seus carros tornando-os cada vez mais autônomos. É nesse sentido a principal contribuição deste trabalho: desenvolver tecnologias que possam futuramente ser empregadas em veículos autônomos. A proposta deste trabalho é de ir além do “simples” monitoramento de sensores e controle de atuadores. Neste contexto, o objetivo é apresentar um conceito de “rede” de comunicação entre veículos e entre o carro e a própria estrada, onde cada veículo transmite e recebe informações de posicionamento, direção e velocidade reduzindo a probabilidade de colisões entre veículos. Além disso, o veículo também poderá se comunicar com a pista para controle de velocidade e de fluxo de veículos em semáforos. Apesar de ser idealizado de modo a ser aplicado em veículos autônomos, o conceito pode ser aplicado em veículos não autônomos ou semiautônomos (veículo com controle automático de velocidade) ou mesmo em aplicações de robótica autônoma, como sistema anticolisão ou até mesmo como sistema de rastreamento de veículos, sendo esta uma alternativa mais barata que a utilizada atualmente pelas seguradoras, o que torna o projeto ainda mais aplicável.

O conceito proposto para evitar a colisão de veículos envolve a comunicação entre os mesmos, a partir da qual os veículos trocam informações de velocidade, posição relativa na pista e sentido do deslocamento. Essas informações serão processadas via software de modo que o veículo responda de acordo com a situação de modo a evitar a colisão. Segue abaixo um exemplo ilustrativo:

O veículo “A” trafegando na rua “Y” troca informação com um veículo “B” trafegando na rua “X” que faz intersecção com a rua “Y”. A partir destas informações processadas pelos veículos, os riscos são calculados e o sistema anticolisão de cada carro toma ações para evitar o acidente.

Material e Métodos

Com o objetivo de monitorar os sinais dos sensores, processar essas informações, obter as variáveis de posição, velocidade e distância entre veículos próximos, bem como transmitir essas informações, serão utilizados os seguintes dispositivos no projeto:

- **Arduino 2009** - Arduino é uma plataforma de hardware livre, projetada com um microcontrolador Atmel AVR (Wikipédia, 2011). É o dispositivo no qual será realizada toda a programação embarcada.

- **Módulos XBee** - Os módulos Xbee são dispositivos com tecnologia ZigBee™. Nesse trabalho foram utilizados módulos XBee-Pro™ Série 2 para fazer a comunicação entre os dispositivos.

- **Shield XBee para Arduino** - Kit didático para Arduino que permite a comunicação direta entre o módulo ZigBee™ e um microcontrolador.

- **6DOF Razor- Ultra-Thin IMU Sparkfun** - O 6DOF Razor é o sensor de velocidade e posição angular. Utiliza os giroscópios LPR530AL e LY530ALH, assim como o acelerômetro de 3 eixos ADX335. Isso permite obter 6 graus de medição em uma placa única.

- **Micromotor Faulhaber de 42 W com tacogerador** - Trata-se de um servomotor que trabalha com tensão nominal de 12 V e velocidade máxima recomendada de 5000 rpm. Apresenta no eixo um tacogerador com tensão induzida de 4,3 mV/rpm. Utilizado no trabalho durante a realização de testes para levantar experimentalmente os parâmetros dos sensores.

- **Kit ELVIS™ (Educational Laboratory Virtual Instrumentation Suite) – NI Elvis II + Series Prototyping Board** - Sistema de aquisição de dados com placa NI PCI-6251 da National Instruments. Utilizada na aquisição de dados dos sensores para levantamento da curva característica.

- **Circuito Amplificador** - Utilizado na amplificação da corrente para servomotor.

Os seguintes softwares foram utilizados durante o projeto:

- **MATLAB™ da MathWorks™ Versão R2013a** - Utilizado como ferramenta de projeto, simulação e tratamento dos dados capturados dos sensores.

- **LabVIEW da National Instruments Versão 2012** - Necessário para realizar a comunicação com o sistema de aquisição de dados.

- **Software XCTU** - Programa utilizado na configuração dos módulos ZigBee™.

- **DE Arduino** - Aplicativo em Java que consiste no ambiente de programação, compilação e gravação do Arduino.

Para realizar o projeto foram realizadas várias etapas que incluem:

- ensaios com os sensores acelerômetro, do giroscópio e do módulo XBee™ como sensor de distância;

- aplicação do método dos mínimos quadrados e do método dos mínimos quadrados ponderados para minimizar o efeito das interferências e incertezas e estimar as curvas características do acelerômetro, do giroscópio e do módulo XBee™ como sensor de distância;

- aplicação do Filtro de Kalman para o tratamento dos sinais dos sensores de forma a estimar a velocidade e posição angular, minimizando as interferências e incertezas;

- aplicação do método de integração bilinear para estimar a velocidade e distância relativas percorridas por um veículo.

Todas essas etapas serão descritas a seguir onde também são demonstrados os resultados experimentais obtidos.

Resultados e Discussão

A aplicação prática do conceito de controle de navegação para veículos autônomos apresentado neste artigo é altamente dependente da confiabilidade do sistema. Por isso é necessário que os dados dos sensores sejam o mais preciso possível. Sabemos porém que, por melhor que seja o instrumento de medição, sempre teremos certo nível de incerteza e

imprecisão. Portanto é imprescindível o uso de algum método de minimização das incertezas e interferências. Baseado nesta premissa aplicou-se uma metodologia para realizar a modelagem matemática do sistema de sensoriamento com giroscópio e acelerômetro conforme o experimento que será descrito a seguir.

Ensaio com os sensores acelerômetro e giroscópio

Nesta etapa do desenvolvimento foram realizados ensaios utilizando o acelerômetro e giroscópio, o servomotor, circuito de amplificação, kit ELVISTM e o software LabVIEWTM para determinar experimentalmente os parâmetros, modelar o sistema e obter a curva característica do acelerômetro e giroscópio aplicados no projeto. Para isso foram coletados os sinais dos sensores juntamente com os valores reais de velocidade e aceleração angular utilizando o experimento cujo diagrama de blocos é apresentado na Figura 1. Para obter boa precisão no ensaio o sensor foi diretamente acoplado ao disco do servomotor e este último foi controlado para girar em ambos sentidos. Assim, pela medição de velocidade do disco e após cálculos utilizando a constante de força contraeletromotriz e aplicando a derivada foi possível estimar, com boa aproximação, a velocidade angular (rad/s) e aceleração angular (rad/s²) do motor. Com a medição da distância entre o centro de rotação do motor e a posição de fixação do sensor (raio em metros) foi possível determinar a aceleração (m/s²). Assim, a cada amostra os valores medidos e o tempo decorrido são tabelados. Comparando os valores medidos no sensor com os valores de aceleração e velocidade angular reais foram obtidas as curvas mostradas nas Figuras 2(a) e 3(a), as quais foram plotadas com o auxílio do software MatlabTM.

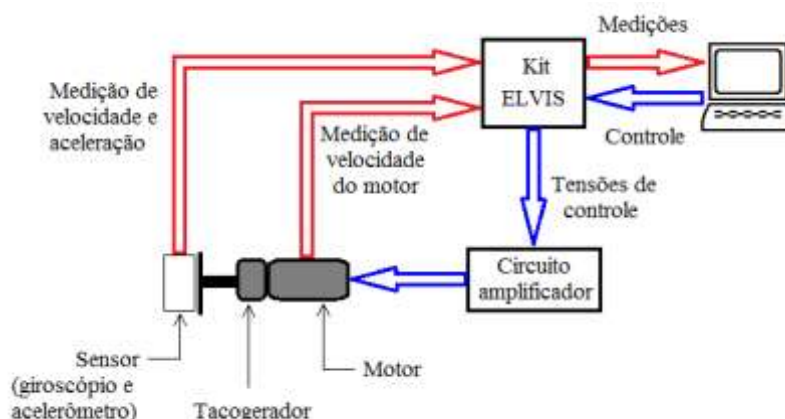


Figura 1 – Diagrama de Blocos do Ensaio para Estimação de Parâmetros

Método dos Mínimos Quadrados (MMQ)

Uma das técnicas mais empregadas no controle de processos é a do observador de estados o qual permite a estimação dos estados de valores não medidos provenientes de pontos de difícil acesso no sistema, ou ainda a minimização de interferências na medição dos sinais provenientes de sensores. Considerando-se o fato de que o comportamento de sistemas dinâmicos pode ser descritos por meio de um modelo matemático que se baseia nas medições das variáveis de saída, podemos aplicar esta metodologia para estimar os estados internos ao sistema. Contudo, para implementar o observador de estados usando a metodologia proposta em (Cruz, 1996) e (Assis et. al, 2011), (Patané, 2008) é necessário que conheçamos, a priori, e com relativa precisão, os parâmetros do modelo matemático do sistema. Essa condição justifica a aplicação do MMQ na estimação dos parâmetros dos modelos matemáticos dos sensores. Para entender a metodologia proposta no método dos mínimos quadrados, considere que os modelos matemáticos do acelerômetro ou do giroscópio podem ser dados pela seguinte representação de estados:

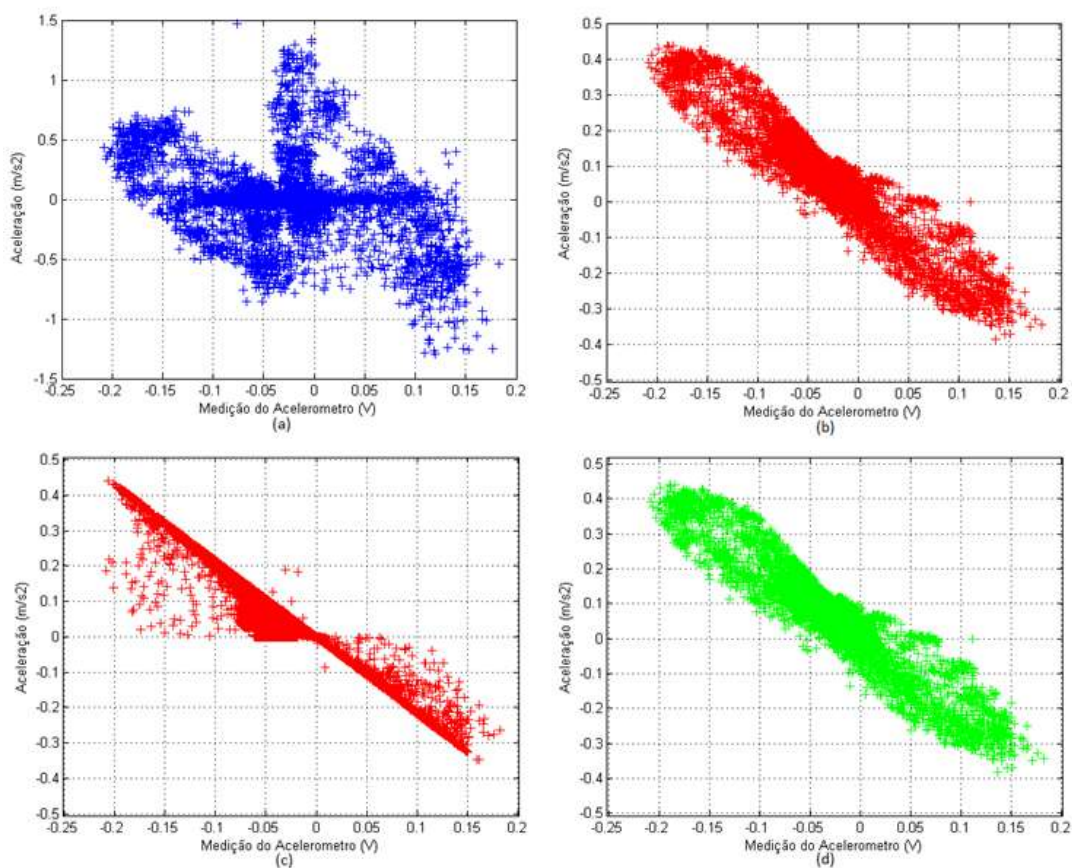


Figura 2 – Curvas Características do Acelerômetro (a) Dados Coletados (b) Método dos Mínimos Quadrados (c) Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (d) Filtro de Kalman

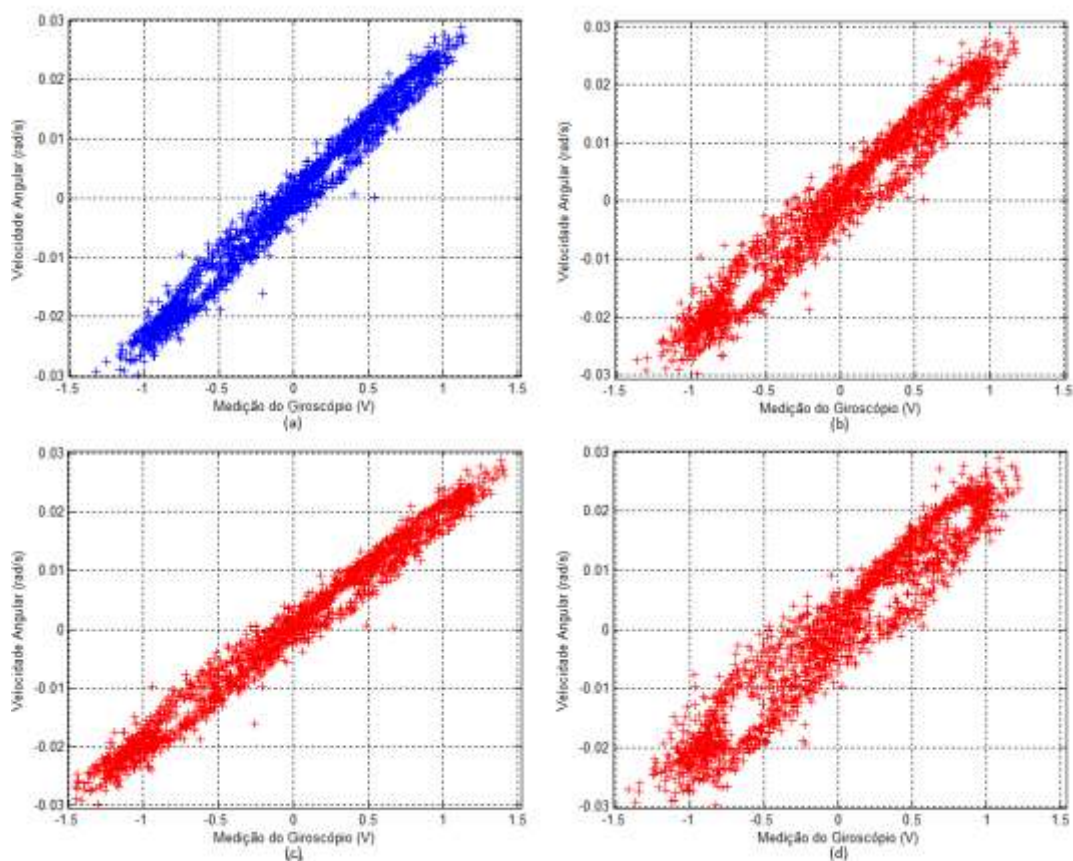


Figura 3 – Curvas Características do Giroscópio (a) Dados Coletados (b) Método dos Mínimos Quadrados (c) Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (d) Filtro de Kalman

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (1)$$

onde $x(t)$ é o vetor de estados do sistema, $u(t)$ é o vetor de entradas, $y(t)$ é o vetor de saídas e A , B e C são as matrizes de parâmetros do sistema os quais se deseja determinar. O parâmetro A representa o comportamento dinâmico do sistema, o qual, aproximando-o a sistema de primeira ordem, consiste em $A = (-1/\tau)$ onde τ é a constante de tempo do sistema. O parâmetro B pode ser representado como uma relação de proporcionalidade entre os estados medidos (valores em volts) e a entrada $u(t)$. Para determinar o parâmetro C assumimos que $y(t) = x(t)$, portanto $C=1$.

A discretização da primeira equação de (1) permite-nos converter a equação de estado contínua em uma equação de estado discreta no tempo dada por:

$$x((k+1)T) = e^{AT} x(kT) + \left(\int_0^T e^{A(T-t)} dt \right) Bu(kT) \quad (2)$$

onde T é o tempo de amostragem e $k = 1, 2, 3, \dots, \infty$. Reajustando a equação:

$$x((k+1)T) = x(kT) + u(kT) \left[\left(\int_0^T e^{A(T-t)} dt \right) B \right] = D(kT)V(T) \quad (3)$$

onde $D(kT)$ é o vetor com medições em intervalos de tempo kT e $V(T)$ é a matriz de parâmetros do sistema calculada em função do tempo de amostragem.

Assumindo incertezas e interferências nas medições que produzem os erros $e(kT)$, a equação (3) pode ser reajustada para:

$$x((k+1)T) = D(kT)\hat{W}(T) + e(kT) \quad (4)$$

onde $\hat{W}(T)$ é o vetor de parâmetros estimados do sistema que pode ser determinado pelo método dos mínimos quadrados, conforme (Assis et. al, 2011) por:

$$\hat{W} = (D(kT)^* D(kT))^{-1} D(kT)^* X((k+1)T) \quad (5)$$

Aplicando a metodologia por meio da equação (5) aos dados obtidos pelo acelerômetro e giroscópio, resultam nas curvas características apresentadas respectivamente nas Figuras 2(b) e 3(b). Comparando com os resultados obtidos na aquisição de dados, sem estimação de parâmetros (Figuras 2(a) e 3(a)), nota-se que a metodologia proposta permite reduzir as incertezas nas medições dos sensores.

Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (Weighted Least Square).

O método dos mínimos quadrados ponderados apresenta um algoritmo de estimação de parâmetros iterativo, eficiente e preciso, para produzir estimativas dos valores reais das grandezas por meio de predição, estimando a incerteza e calculando uma média ponderada entre o valor predito e o valor medido (Aguirre, 2004). Suas principais características são a utilização de valores iniciais para os parâmetros e a determinação dos erros *on-line* para recalculer os parâmetros do sistema. O algoritmo permite realizar uma ponderação entre os valores dos parâmetros calculados anteriormente e aqueles calculados na amostragem atual. Isto é realizado ajustando-se os parâmetros γ (fator de esquecimento) e a variável auxiliar α , onde $\gamma = 1 - \alpha$. Essa característica incorpora ao método a possibilidade de utilizar pesos diferentes para cada medição. Assim, pelo ajuste do fator de esquecimento pode-se dar maior importância (maior grau de ponderação) às últimas medições, já que estas contêm informação mais atualizada e devem produzir maior influência na estimação. A estrutura do algoritmo é apresentada a seguir.

Montagem do Algoritmo

Escolha uma matriz de ponderação diagonal $P(k)$, conhecida como matriz de covariância, de ordem $n \times n$, onde n é o número de variáveis da representação de estados do sistema cujos parâmetros devem ser estimados. A matriz de covariância reflete o grau de incerteza no conhecimento dos parâmetros estimados. Em seguida ajuste um fator de esquecimento γ e variável auxiliar α tal que: $0 < \gamma \leq 1$ e $\alpha = 1 - \gamma$ e inicialize $X((k+1)T)$ e $D(kT)$ a partir dos valores iniciais coletados, assumindo valores iniciais para $\hat{W}((k+1)T)$ e $\hat{W}(kT)$. Enquanto $\max |\hat{W}((k+1)T) - \hat{W}(kT)| \geq \varepsilon$ (ε representa uma tolerância para o erro de estimação), repita as operações na sequência apresentada abaixo.

Atualize $\hat{W}(kT)$: $\hat{W}(kT) = \hat{W}((k+1)T)$ e calcule o ganho de Kalman do sistema através de: $K(kT) = \frac{P(kT)}{\gamma} D(kT) \left(\frac{1}{\alpha} + D^T(kT) \frac{P(kT)}{\gamma} D(kT) \right)^{-1}$

Estime o novo valor de $\hat{W}((k+1)T)$, a partir de valores $X(kT)$ coletados: $\hat{W}((k+1)T) = \hat{W}(kT) + K(kT) \left(X(kT) - D^T(kT) \hat{W}(kT) \right)$. Calcule a nova matriz de ponderação por: $P(k) = \frac{1}{\gamma} \left(I - K(k) D^T(k) \right) P(k)$ e atualize: $X((k+1)T)$ e $D(kT)$

Os resultados da aplicação do método para estimar os parâmetros do acelerômetro e giroscópio estão ilustrados respectivamente nas Figuras 2(c) e 3(c). Nota-se que a aplicação da metodologia permite obter valores mais precisos porque consideram as incertezas das variáveis ao longo do tempo e são ponderadas no algoritmo proposto.

Observador de Estados e Filtro de Kalman

O Filtro de Kalman é um algoritmo para realizar de forma eficiente inferências exatas sobre um sistema dinâmico linear o qual é um modelo semelhante a um modelo oculto de Markov, onde o espaço de estados das variáveis, observadas e não observadas, apresentam distribuição normal. Dentre as vantagens de sua aplicação destacam-se o acompanhamento dos sinais de referência, a rejeição de perturbações externas, a insensibilidade a variações na planta e a rejeição do erro de medida (Assis et al., 2011). Baseado nesta premissa, o uso de observador de estados baseado em Filtro de Kalman aplicado a medições de aceleração e velocidade angular usando acelerômetro e giroscópio permite produzir a minimização das interferências de forma a estimar as variáveis de estado com melhor resultado. Assim, se o sistema (1) possui interferências, podemos representá-lo por:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + H\xi(t) \\ y(t) &= Cx(t) + v(t) \end{aligned} \quad (6)$$

onde $\xi(t)$ é um processo estocástico chamado de ruído no estado de média nula e com densidade espectral do ruído no estado dado por $\Xi = \Xi^T > 0$. Assumindo também que os estados não são medidos por sensores diretamente, mas apenas variáveis de saída sujeitas à ação do ruído de medida aditivo ($v(t)$), com densidade espectral do ruído de medida na saída dado por $\Theta = \Theta^T > 0$. Uma estimativa de estado pode ser obtida por um observador projetado por otimização (Cruz, 1996):

$$\min J = \int_0^\infty \left[\xi(t)^T H \Xi H^T \xi(t) + v(t)^T \Theta v(t) \right] dt \quad \text{sujeito às restrições:}$$

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + H\xi(t) \\ y(t) &= Cx(t) + v(t) \\ H \Xi H^T &= H \Xi H^T > 0; \quad \Theta = \Theta^T > 0 \end{aligned} \quad (7)$$

Os parâmetros $H\Xi H^T$ e Θ são índices de ponderação ajustados pelo usuário ou medidos, permitindo definir a prioridade na minimização das interferências e incertezas respectivamente na matriz de densidade espectral da entrada $\xi(t)$ e no distúrbio de saída $v(t)$ conforme (6). O Filtro de Kalman é um sistema dinâmico em que a matriz de ganhos é dada por: $L = \Sigma C^T \Theta^{-1}$ (Σ é a solução do problema ótimo), pode ser calculada pela Equação Algébrica de Riccati (Cruz, 1996):

$$0 = -A\Sigma - \Sigma A^T - H\Xi H^T + \Sigma C^T \Theta^{-1} C \Sigma \quad (8)$$

A implementação do observador é realizado pelo algoritmo:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) &= (A - LC)\hat{x}(t) + Ly(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (9)$$

onde $\hat{x}(t)$ é o vetor de estados estimados após a aplicação do Filtro de Kalman. Se assumimos $C = 1$ e $x(t) = y(t)$ é o vetor de estados medido e por fim, $u(t)$ é a tensão de entrada, com interferências, medida no sensor. Contudo a equação (9) não é implementável computacionalmente e precisa ser discretizada pelo algoritmo:

$$\hat{x}((k+1)T) = e^{(A-LC)T} \hat{x}(kT) + \left(\int_0^T e^{A^T t} dt \right) L(T) y(kT) + \left(\int_0^T e^{A^T t} dt \right) Bu(kT) \quad (10)$$

$$y(kT) = Cx(kT)$$

A simulação em MatlabTM do Filtro de Kalman foi realizada para o acelerômetro e giroscópio. Os parâmetros $H\Xi H^T$ e Θ foram ajustados de forma a definir como prioridade a minimização dos erros nas medições dos sensores (ou seja, com o objetivo de minimizar $\xi(t)$). Isso foi realizado ajustando $H\Xi H^T \gg \Theta$. Os resultados obtidos na estimação dos parâmetros foram utilizados para traçar a curva característica para acelerômetro e giroscópio, os quais são apresentados nas Figuras 2(d) e 3(d). Nota-se que os resultados muito se aproximam daqueles obtidos com o método dos mínimos quadrados, apesar de, nesse caso, a curva ter sido obtida considerando medições e cálculos que podem ser implementados computacionalmente em tempo real usando a equação (10) e utilizando medições diretas dos sensores. Adicionalmente deve-se considerar que o Filtro de Kalman somente pode ser implementado se os parâmetros do modelo (A , B e C) forem conhecidos. Nesse caso foram utilizados os parâmetros estimados pelo método dos mínimos quadrados o que justifica a obtenção de resposta muito parecida à obtida nas Figuras 2(b) e 3(b), mostrando que o observador de estados consegue estimar os estados mesmo considerando as incertezas nas medições.

Integração em Sistemas Microcontrolados

Como citado anteriormente, sistemas aplicados a veículos autônomos devem apresentar alto nível de robustez. Por isso, além do processamento do sinal é importante também a redundância de alguns sistemas. Baseado nesta premissa, este trabalho propõe uma solução de sistema de navegação que permita determinar com relativa precisão a velocidade e distância percorrida pelo veículo, a partir dos valores de aceleração e velocidade angular, com o intuito de mapear um determinado percurso.

Existem diversas técnicas de integração numérica, utilizadas para simular sistemas com modelos no espaço de estados. Na metodologia aqui demonstrada aplica-se a modelos de sistema de passo fixo e lineares, de forma que a aproximação mantenha a característica de linearidade do sistema.

A transformação bilinear (Assis, 1997) é uma técnica amplamente utilizada em processamento digital de sinais, pois permite o mapeamento do domínio analógico para o domínio digital com boa resposta. Assim, a implementação do algoritmo no modelo do acelerômetro e giroscópio consiste na aproximação dada por:

$$Vel(k) = Vel(k-1) + Acc(k) \cdot \frac{T}{2} + Acc(K-1) \cdot \frac{T}{2}$$

(11)

onde T é o tempo de amostragem, Acc representa o sinal do acelerômetro a ser integrado e Vel o sinal integrado, K representa a respectiva amostra. Portanto, a cada amostra o valor de velocidade, bem como, de forma similar, a posição relativa, são atualizadas, transmitidas por meio de módulos ZigBee® e processadas pelo veículo receptor para tomada de decisões do veículo autônomo.

Com o emprego das metodologias propostas com método dos mínimos quadrados ponderados, observador de estados baseado no Filtro de Kalman e integração dos valores de aceleração angular e velocidade angular, foi possível implementar no Arduino um sistema para determinar a velocidade e posição do veículo, mostrando essas informações na tela do computador (terminal do IDE Arduino).

Comunicação Wireless e Medição de Distância

A transmissão de dados é parte essencial deste projeto, tanto pela taxa quanto pelo alcance da transmissão. Diversas tecnologias podem ser utilizadas nesta aplicação, porém poucas têm como grande aliada o baixo custo de implantação e o baixo consumo de energia como a tecnologia ZigBee™. Outra vantagem determinante dos módulos ZigBee™, está na possibilidade de utilização destes módulos para realizar medições de distâncias relativas entre dois módulos.

A utilização de módulos ZigBee™ em aplicações de localização produz medições, geralmente expressas em dbm (decibéis metro), com considerável grau de incertezas e sujeitas a interferências eletromagnéticas o que inviabiliza a maioria das aplicações. Com base em algoritmo semelhante ao aplicado no acelerômetro e giroscópio desenvolvido e apresentado no artigo “*Métodos para Minimização de Erros em Medições Aplicados na Localização de Dispositivos Móveis Utilizando Módulos com Tecnologia ZigBee™*” (Assis et al., 2011), pretende-se realizar a detecção da variação da distância entre veículos móveis com melhor precisão.

A plataforma ZigBee® oferece um recurso chamado RSSI (*Receive Signal Strength Indicator*) que via protocolo AT retorna o valor de potência em dBm do último pacote recebido (pino 6 do módulo XBee™). O grande limitador desta aplicação é o fato de as medições de distâncias com os módulos ZigBee™, apresentarem dispersões muito grandes e consideráveis erros nas medições de distâncias além de comportamento não linear dado pela equação:

$$P_d = P_0 - 10 \times n \times \log_{10} f - 10 \times n \times \log_{10} d + 30 \times n - 32,44 \quad (12)$$

onde: f é a frequência de operação dos módulos ZigBee® (2,4 GHz); n é o fator de correção para a atenuação do sinal transmitido; para cada ambiente existe um valor pré-determinado para n , sendo que em área aberta $n = 2,0$; P_0 é a intensidade do sinal do módulo remoto, em dBm; este valor pode ser obtido medindo o valor em dBm disponível no pino RSSI do módulo ZigBee® a distância zero da antena; P_d é a intensidade do sinal do módulo remoto a uma distância d da antena; este valor pode ser medido em dBm no pino RSSI com a variação da distância d em relação à antena. Contudo as medições sofrem consideráveis interferências dependendo do ambiente em que o sistema está inserido.

Nesse ponto é importante destacar que foram realizadas várias etapas com os módulos ZigBee™ antes de utilizá-lo no Arduino. As etapas incluem a aquisição de dados do pino RSSI, a aplicação do método dos mínimos quadrados para estimar os parâmetros do sistema, tal como já demonstrado em (Assis, 2011) e (Solda, 2012) e a utilização de algoritmo de vizinhança para determinar a distância.

Como as medições variam com o ambiente torna-se quase impossível determinar a distância com precisão. A solução encontrada para resolver este problema foi desenvolver um algoritmo que integra as medições de distância feitas por sensores infravermelho e as medições feitas pelo módulo ZigBeeTM e processadas aplicando um algoritmo de minimização de incertezas e interferências. Segue um exemplo para descrever o algoritmo:

Se dois veículo trafegando em uma mesma rodovia, a uma distância mínima suficiente para que o sensor de distância infravermelho, também disponível no veículo, seja acionado, o valor de distância do sensor infravermelho e a potência do sinal do módulo ZigBeeTM são medidos e os valores alimentam o algoritmo para traçar uma nova curva característica. Deste modo ambos os veículos podem estimar a distância em relação aos outros, os quais não estejam dispostos num alcance adequado para medição por sensores de infravermelho. Outro recurso que pode ser implementado no sistema, na continuidade do trabalho é a triangulação dos sinais para reduzir as imprecisões e interferências nas medições de distância.

Utilizando o recurso do pino RSSI do ZigBeeTM para determinar uma relação entre a largura do sinal de potência medido nesse pino e a distância entre os módulos pode-se identificar qualquer alteração de estado, calculando o tempo associado a cada pulso (ou pacote) do RSSI. O pino RSSI foi conectado a uma entrada digital do Arduino. O algoritmo utilizado para realizar as medições foi baseado em um programa que faz parte da biblioteca do Arduino chamado *StateChangeDetection*, através do qual pode-se identificar qualquer alteração de estado e o alteramos para calcular o tempo associado a cada pulso do RSSI (em ciclo de máquina). Assim, utilizando o próprio terminal do XCTU, foi possível obter as medições de distância.

A Figura 4 ilustra um experimento com a utilização do algoritmo desenvolvido em Arduino e simulado em Matlab. Na aplicação utilizam-se dois módulos ZigBee colocados a uma distância conhecida de dois metros entre si, os quais chamaremos de módulo A e módulo B. O módulo B transmite uma informação para o módulo A. O Arduino ao qual o módulo A está conectado lê o valor da largura de pulso associado à potência do sinal recebido. Este valor é processado, aplicando o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados. Como resultado do algoritmo obtêm-se os parâmetros do sistema. Em seguida um terceiro módulo (módulo C) localizado inicialmente a distância de dez metros (a priori desconhecida) e aproximando-se com passo de 0,2 metros transmite informação para o módulo A. Novamente o módulo A mede a potência do sinal recebido e aplicando os parâmetros obtidos a partir do sinal recebido do módulo C, pode estimar o valor de potência com maior precisão. Os resultados do ensaio apresentados na Figura 4 mostram o aumento na largura de pulso produzida no pino RSSI com a redução da distância entre os módulos. Contudo para distâncias abaixo de 2m o sistema apresenta imprecisão na estimação da distância, pois há redução na largura de pulso detectada. Porém, para distâncias menores esse problema é minimizado, pois um sensor adicional de distância é incorporado ao veículo (embora o projeto associado ao sensor de distância não esteja sendo detalhado neste artigo).

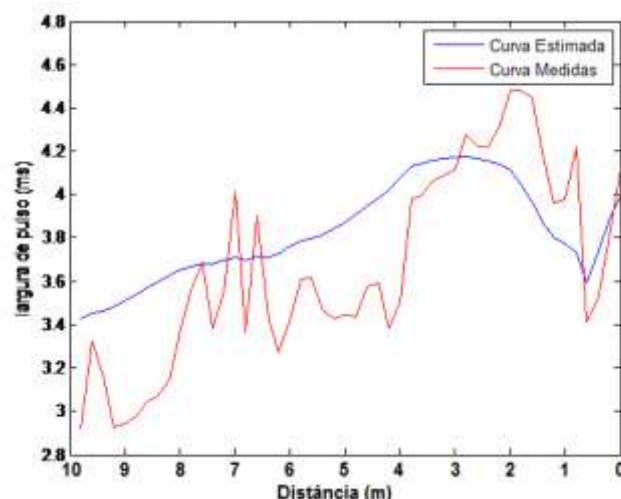


Figura 4 – Comparativo entre Curvas de Valores Medidos com ZigBee™ e a Curva Estimada

Os resultados promissores na aquisição de dados, levantamento de parâmetros dos sensores e levantamento das curvas características dos sensores mostradas nas Figuras 2 e 3 e do módulo ZigBee™ mostrado na Figura 4 bem como em (Solda, 2012) mostram a eficiência da aplicação do método dos mínimos quadrados e método dos mínimos quadrados ponderados na estimação de parâmetros de sensores e sistemas. A partir dos parâmetros estimados foi possível desenvolver algoritmos com observador de estados baseado em Filtro de Kalman, os quais são implementáveis computacionalmente por meio da equação (7). O algoritmo foi realizado computacionalmente em Arduino permitindo a determinação, com relativa precisão, diretamente pelo Arduino, das variáveis: velocidade angular, aceleração angular, velocidade relativa, distância relativa e distância em relação a outros veículos. Para a distância utilizou-se a função RSSI dos módulos ZigBee™, o método dos mínimos quadrados e um algoritmo de aproximação por vizinhança como descrito em (Solda, 2012).

Conclusões

O trabalho apresentou um conceito alternativo de sistema de navegação para veículo autônomo baseado na transmissão de dados entre veículos. A abordagem utiliza o método dos mínimos quadrados ponderados para estimação dos parâmetros e da curva característica dos sensores giroscópio e acelerômetro. Posteriormente, os parâmetros estimados são utilizados no projeto e implementação de observador de estados baseado em Filtro de Kalman com o objetivo de determinar a velocidade e posição relativa de veículos autônomos. Adicionalmente o projeto inclui a utilização de módulos com tecnologia ZigBee™ para permitir a comunicação entre veículos e também estimar a distância entre os veículos por meio de algoritmo baseado no método dos mínimos quadrados ponderados. Finalmente, os módulos permitem também a transmissão das medições de velocidade e posição de forma a permitir seu emprego em aplicações com veículos autônomos ou outros projetos na área de robótica, voltados para navegação autônoma. Algumas das alternativas aqui propostas precisam ser estudadas mais profundamente para que possam ser aplicadas em veículos reais. Contudo, a principal contribuição é o efetivo uso de algoritmos tratados na literatura na minimização de interferências em sinais medidos por sensores, bem como a dedução, com relativa precisão, da curva característica destes dispositivos.

Referências Bibliográficas

- Aguirre, L. A.; 2004 *Introdução à Identificação de Sistemas*, Editora UFMG, 2nd Ed., Belo Horizonte, MG.
- Assis, W. O. *Análise Comparativa de Estratégias de Controle para Acionamentos Industriais Utilizando Chopper*”, Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá, 1997.
- Assis, W. O.; Castro, C. O. M.; Coelho, A. D.; 2011 *Uma Abordagem Simplificada para a Utilização do Método dos Mínimos Quadrados em Aplicações de Identificação de Parâmetros de Sistemas*, 15º Congresso Internacional de Automação, Sistemas e Instrumentação, São Paulo, 2011.
- Cruz, J. J., 2011 *Controle Robusto Multivariável*, São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo, 1996.
- Patané, E. J. *Implementação de Controle de Velocidade em Malha Fechada para Motores de Corrente Contínua Utilizando Sistema de Aquisição de Dados*, Dissertação de Mestrado em Engenharia de Processos Químicos e Bioquímicos, Instituto Mauá de Tecnologia, 2008.
- Solda, R., Assis, W. O. *Simplificando o Uso de Módulos com Tecnologia ZigBeeTM em Aplicações de Comunicação Wireless e na Localização de Dispositivos Móveis*, CONIC - SEMESP - 2012 - Congresso Nacional de Iniciação Científica, 2012.
- Wikipédia, A enciclopédia livre. *Arduino*, 2011. Disponível em <<http://pt.wikipedia.org/wiki/Arduino>>. Acesso em: 12 Out. 2011.