

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Navegação Acústica Robusta

Ricardo José Gonçalves Costa

VERSÃO FINAL

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores
Major Automação

Orientador: Prof. Dr. Aníbal Matos

30/07/2009

© Ricardo José Gonçalves Costa, 2009

Resumo

No seguimento do trabalho desenvolvido pelo Grupo de Sistemas Oceanográficos, verificou-se a necessidade de aumento da área de acção de um sistema de navegação LBL com dois faróis acústicos. Para tal optou-se por dotar o sistema com a capacidade de atravessar a baseline. As soluções aqui propostas estão divididas em três fases distintas, uma primeira na qual se procede á estimação das correntes aquáticas, aplicando-se de seguida um algoritmo capaz de detectar a posição e lado da baseline em que esta se encontra ou um algoritmo capaz de detectar o atravessamento da baseline. São ainda apresentados os resultados experimentais de ambas as soluções para análise do seu desempenho. Por fim apresentados algoritmos para detecção da localização do veículo e navegação do mesmo, em caso de falha de um dos faróis acústicos.

Abstract

Following the work developed by the Ocean Systems Group, has been noticed the need for the enlargement of the operation area of an LBL navigation system with two acoustic beacons. For that we have chosen to provide the system with the capability of transposing the baseline. The solutions here presented are divided in two distinct parts, the first in which we proceed to the estimation of the water currents, following that, it's applied an algorithm capable of detecting the side of the baseline in which the vehicle is, or an algorithm capable of detecting the transposition of the baseline. In addition are still presented the experimental results of both the algorithms for performance analyses. The thesis will be ended with the proposal of algorithms for the detection of the vehicle location and navigation in the case of an acoustic beacon malfunction.

Agradecimentos

Não poderia deixar de agradecer ao meu orientador, Prof. Dr. Aníbal Matos, por todo o apoio e confiança demonstrados ao longo do semestre, que me possibilitaram concluir este trabalho com sucesso.

Gostaria também de agradecer àqueles que tão importantes foram e são para mim, por todo apoio, amizade e companheirismo. Quero ainda de agradecer em especial ao Pedro Soares, à Cristiana Azevedo, ao Luís Pombo e ao António Pereira pelas trocas de ideias e ajudas que me deram no desenvolvimento deste trabalho.

Ricardo Costa

Aos meus pais. Por Tudo

Índice

Resumo	iii
Abstract.....	v
Agradecimentos	vii
Índice	xi
Lista de figuras	xiii
Lista de tabelas	xviii
Abreviaturas e Símbolos	xx
1. Introdução	1
1.1. Motivação e apresentação do problema.....	1
1.2. Objectivos	1
1.3. Estrutura do relatório	2
2. Estado da Arte	3
2.1. Acústica	3
2.2. Sistemas de navegação	4
2.3. Situação actual	6
3. Hardware.....	11
3.1. MARES	11
3.2. Bóias.....	14
4. Ferramentas matemáticas	15
4.1.Método dos Mínimos Quadrados	15
4.2.Filtros de Kalman	17
5. Estimação de Correntes	21

5.1. Cálculo de velocidades	21
5.2. Algoritmo	23
5.3. Resultados da Simulação	24
6. Navegação	27
6.1. Uma Dimensão	28
6.2. Duas dimensões	36
6.2.1. Detecção de atravessamento da baseline	36
6.2.1.1. Resultados simulação.....	41
6.2.2. Detecção do lado do movimento.....	52
6.2.2.1. Resultados Simulação	55
6.2.3. Análise de Resultados	60
7. Caso de falha de um dos faróis acústicos	68
7.1. Detecção de Quadrante	68
7.1.1. Resultados de simulação.....	70
7.2. Detecção da posição	71
7.2.1. Resultados de simulação.....	71
7.3. Estimção de correntes e posição.....	73
7.3.1. Resultados de Simulação	74
7.4. Navegação com um farol.....	76
7.4.1. Resultados de simulação.....	78
8. Conclusões e Trabalhos Futuros.....	89
Referências	91

Lista de figuras

Fig 1 - LBL [16]	4
Fig 2 - SBL [17]	5
Fig 3 - USBL [17]	6
Fig 4 - sensibilidade dos erros de medida [12]	7
Fig 5 - Sensibilidade em relação ao posicionamento dos transponders [12]	7
Fig 6 - Área de acção [12]	7
Fig 7 - Veículo MARES	11
Fig 8 - Esquema MARES [11]	12
Fig 9 - Estrutura computacional [11]	13
Fig 10 - NIB's	14
Fig 11 - Esquema de funcionamento do filtro de kalman	18
Fig 12 - Percurso de estimação de correntes	23
Fig 13 - Simulador do algoritmo de correntes	25
Fig 14 - Área de funcionamento actual	27
Fig 15 - Nova área de funcionamento	27
Fig 16 - Simulador 1D	29
Fig 17 - Evolução de x	29
Fig 18 - Previsão de x	29
Fig 19 - Diferença entre valor real e previsão	30
Fig 20 - Evolução do ganho K	30
Fig 21 - Evolução de x	31
Fig 22 - Previsão de x	31
Fig 23 - Diferença entre valor real e previsão	31
Fig 24 - Evolução do ganho K	32
Fig 25 - Evolução de X	32
Fig 26 - Previsão de X	32
Fig 27 - Diferença entre valor e previsão	33
Fig 28 - Evolução do K	33

Fig 29 - Valor do ganho K	34
Fig 30 - Valor do ganho K1	34
Fig 31 - Valor de X	34
Fig 32 - Previsão de X	34
Fig 33 - Diferença	35
Fig 34 - Correção de x	35
Fig 35 - Blocos do Algoritmo	36
Fig 36 - Bloco Filtro Kalman.....	39
Fig 37 - Bloco x.....	40
Fig 38 - Bloco y.....	40
Fig 39 - Simulador 2D.....	42
Fig 40 - X estimado após filtro.....	42
Fig 41 - Y estimado após filtro.....	42
Fig 42 - Movimento estimado após filtro.....	43
Fig 43 - X estimado após filtro corrente em y	43
Fig 44 - Y estimado após filtro corrente em y	43
Fig 45 - Movimento estimado após filtro corrente em y	44
Fig 46 - X estimado após filtro com corrente em x	44
Fig 47 - Y estimado após filtro com corrente em x	44
Fig 48 - Movimento estimado após filtro com corrente em x	45
Fig 49 - X estimado após filtro com corrente em ambas as direcções.....	45
Fig 50 - Y estimado após filtro com corrente em ambas as direcções.....	45
Fig 51 - Movimento estimado após filtro com corrente em ambas as direcções.....	46
Fig 52 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s	46
Fig 53 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s	46
Fig 54 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s	47
Fig 55 - X estimado após filtro.....	47
Fig 56 - Y estimado após filtro.....	47
Fig 57 - Movimento estimado após filtro.....	48
Fig 58 - X estimado após filtro com corrente em y	48
Fig 59 - Y estimado após filtro com corrente em y	48
Fig 60 - Movimento estimado após filtro com corrente em y	49
Fig 61 - X estimado após filtro com corrente em x	49
Fig 62 - Y estimado após filtro com corrente em x	49
Fig 63 - Movimento estimado após filtro com corrente em x	50
Fig 64 - X estimado após filtro com correntes em ambas as direcções	50
Fig 65 - Y estimado após filtro com corrente em ambas as direcções.....	50
Fig 66 - Movimento estimado após filtro com corrente em ambas as direcções.....	51

Fig 67 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s	51
Fig 68 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s	51
Fig 69 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s	52
Fig 70 - Blocos do Algoritmo	53
Fig 71 - Bloco do Filtro	53
Fig 72 - Cenários de movimento do veículo	54
Fig 73 - Simulador 2D.....	55
Fig 74 - X estimado após filtro.....	56
Fig 75 - Y estimado após filtro.....	56
Fig 76 - Movimento estimado após filtro.....	56
Fig 77 - X estimado após filtro com corrente em y	57
Fig 78 - Y estimado após filtro com corrente em y	57
Fig 79 - Movimento estimado após filtro com corrente em y	57
Fig 80 - X estimado após filtro com corrente em x	57
Fig 81 - Y estimado após filtro com corrente em x	58
Fig 82 - Movimento estimado após filtro com corrente em x	58
Fig 83 - X estimado após filtro com correntes em ambas as direcções	58
Fig 84 - Y estimado após filtro com correntes em ambas as direcções	58
Fig 85 - Movimento estimado após filtro com correntes em ambas as direcções	59
Fig 86 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s	59
Fig 87 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s	59
Fig 88 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s	60
Fig 89 - y's com correntes nulas	61
Fig 90 - Erros com correntes nulas.....	61
Fig 91 - y's com corrente na direcção y	62
Fig 92 - Erros com correntes na direcção y	62
Fig 93 - y's com corrente na direcção x	63
Fig 94 - Erros com corrente na direcção x.....	63
Fig 97 - y's com corrente na direcção x de F1 a F2	64
Fig 95 - Área de erro previsto próximo da baseline.....	64
Fig 96 - Área de erro proximo da baseline	64
Fig 98 - y's com correntes em ambas as direcções	65
Fig 99 - Erros com correntes em ambas as direcções	65
Fig 100 - y's com velocidade 4m/s	66
Fig 101 - Erros com velocidade 4 m/s	66
Fig 102 - Simulador de caso de falha de um farol acústico.....	70
Fig 103 - trigonometria.....	71
Fig 104 - Histograma da percentagem de erro da previsão	72

Fig 105 - Histogramas da percentagem de erro da previsão para as diferentes correntes	75
Fig 106 - Simulador de navegação com um único farol	78
Fig 107 - Percurso de teste.....	79
Fig 108 - X e Xk com correntes nulas.....	79
Fig 109 - Diferença entre X e Xk com correntes nulas	80
Fig 110 - Y e Yk com correntes nulas.....	80
Fig 111 - Diferença entre Y e Yk com correntes nulas	81
Fig 112 - X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção x	81
Fig 113 - Diferença entre X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção x.....	82
Fig 114 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção x	82
Fig 115 - Diferença entre Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção x.....	83
Fig 116 - X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção y	83
Fig 117 - Diferença entre X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção y.....	84
Fig 118 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção y	84
Fig 119 - Diferença entre Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção y.....	85
Fig 120 - X e Xk com corrente 0.1 m/s em ambas as direcções	85
Fig 121 - Diferença entre X e Xk com correntes 0.1 m/s em ambas as direcções.....	86
Fig 122 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s em ambas as direcções	86
Fig 123 - Diferença entre Y e Yk com correntes 0.1 m/s em ambas as direcções.....	87

Lista de tabelas

Tabela 1 - Resultados Simulação da estimação de correntes	25
Tabela 2 - Condições para escolha de quadrante	69
Tabela 3 - Resultados de quadrante	70
Tabela 4- Resultados do algoritmo de detecção da posição	72
Tabela 5 - Resultado do algoritmo de correntes e posição.....	74

Abreviaturas e Símbolos

Lista de abreviaturas

AUV	<i>Automatic underwater vehicle</i>
DEEC	Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores
FEUP	Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
LBL	<i>Long Baseline</i>
LUSBL	<i>Long Ultra-Short Baseline</i>
MARES	<i>Modular Autonomous Robot for Environmental Sampling</i>
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
NIB	<i>Navigation & Instrumentation Buoys</i>
OceanSys	Grupo de Sistemas Oceanográficos
SBL	<i>Short Baseline</i>
SLBL	<i>Synthetic Long Baseline</i>
USBL	<i>Ultra Short Baseline</i>

Lista de símbolos

ω	Velocidade angular
v	Velocidade linear
t	Tempo
Δt	Intervalo de tempo
d	Distância

1.Introdução

1.1.Motivação e apresentação do problema

O Grupo de Sistemas Oceanográficos é um grupo de trabalho que se encontra associado à Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto. Este grupo já realizou vastos trabalhos no âmbito de sistemas oceanográficos, centrando-se fundamentalmente no desenvolvimento de avançados sistemas de recolha e análise de dados em ambientes aquáticos.

Neste momento o Oceansys dispõem já de várias soluções totalmente desenvolvidas nos seus laboratórios, de onde se destacam o MARES, um veículo autónomo subaquático modular capaz de actuar em águas pouco profundas e as NIB's, um conjunto de bóias utilizadas como faróis acústicos para o sistema de navegação do veículo MARES.

Ao longo das várias missões já executadas pelo veículo, verificou-se que a área de acção actual do veículo pode ser um pouco limitativa, pelo que se pretende aumentar esta área. A opção mais básica seria aumentar a distância das bóias a que o veículo pode viajar, contudo esta solução não é viável pois com o aumento da distância aumenta a sensibilidade das medições a erros. A opção restante é dotar o sistema de navegação da capacidade de atravessar a baseline. Isto não só permitirá o aumento da área de acção como traz benefícios na preparação das missões, pois permite que o veículo seja lançado de qualquer ponto, barco ou costa, em vez de ser necessário navegar para uma área predefinida com o veículo antes do lançamento deste.

1.2.Objectivos

O objectivo deste trabalho centra-se no desenvolvimento de algoritmos que permitam que o veículo tenha uma área de acção superior à actual, por meio do atravessamento da baseline. Para tal torna-se necessário o desenvolvimento de:

- Algoritmo capaz de estimar a corrente da água

2 Introdução

- Algoritmo capaz de detectar correctamente a evolução da posição do veículo
- Algoritmo capaz de detectar o atravessamento da baseline

Pretende-se ainda que o sistema de navegação tenha alguma robustez no caso de falha de um dos faróis acústicos, permitindo que nos casos de excepção nos quais se desconheça a posição prévia do veículo, aquando da possível falha de um dos faróis, se consiga com apenas um farol reduzir a área de posição possível do veículo.

No desenvolvimento de todos estes algoritmos, deve ser levado em conta que já existe uma estrutura computacional predefinida à qual os algoritmos se devem adaptar.

Deverão ainda ser desenvolvidos simuladores adequados ao teste dos algoritmos, para confirmação da sua capacidade.

1.3. Estrutura do relatório

Nos capítulos seguintes vai-se proceder à apresentação de todo o trabalho elaborado. No capítulo 2 é apresentado algum *estado da arte*, que permite ter uma noção geral do funcionamento dos sistemas de navegação acústica, bem como os métodos existentes e o método actualmente implementado. No capítulo 3 é realizada a apresentação do hardware utilizado, e a estrutura computacional existente. No capítulo 4 são apresentadas as principais ferramentas matemáticas necessárias para o desenvolvimento dos algoritmos. Nos capítulos 5 a 7 são apresentados os algoritmos desenvolvidos, bem como o seu funcionamento e resultados obtidos nas simulações. Por fim são apresentadas conclusões e possíveis trabalhos futuros no capítulo 8.

2.Estado da Arte

Neste capítulo são introduzidos alguns conceitos necessários para compreensão do problema em estudo, tal como uma abordagem ao funcionamento da acústica e aos métodos de navegação existentes. Bem como uma análise do sistema de navegação actualmente implementado, pois foi necessário um entendimento prévio do funcionamento do sistema actual, antes de se tentar desenvolver novos algoritmos.

2.1.Acústica

Uma necessidade da utilização de veículos autónomos, independente do meio de funcionamento destes, é a determinação da sua localização. Na implementação de veículos autónomos subaquáticos a utilização de GPS, um sistema de localização global baseado num sistema de satélites, torna-se impossível para seguimento contínuo do veículo. Pois ao contrário dos outros meios, onde este sistema é amplamente utilizado, debaixo de água, as ondas electromagnéticas geradas por este têm dificuldades em se propagarem. Podendo o sistema de GPS apenas ser utilizado quando o veículo vem á superfície, como forma de localização baseada noutros métodos.

Desta forma é necessário recorrer-se a outro sistema, tendo-se optado pela utilização de redes acústicas, que são um meio eficaz de medição de distâncias debaixo de água.

A lógica de funcionamento das redes acústicas é relativamente simples. Para saber a distância entre si e um dos faróis acústicos, o veículo envia um sinal acústico e espera pela resposta do farol. Sabendo que o farol demora sempre o mesmo tempo a responder aos sinais, este pode ser retirado do tempo total, desde a inquisição até receber a resposta. Sobra então o tempo de ida e volta do sinal, que dividido por dois nos fornece o tempo que o sinal demora entre o veículo e o farol. Pode-se então agora com este dado e com a velocidade do som na água, calcular a distância entre o veículo e o farol. (1)

$$d = v \times \Delta t \quad (1)$$

Na preparação das missões deve-se ter em conta que as medidas dependem da velocidade do som na água. Esta, por sua vez, depende das características do meio (temperatura, salinidade, pressão), sendo por isso necessário determinar a velocidade do som na área de acção. Tal pode ser feito através da medição das características da água com um sensor CTD (condutividade, temperatura e profundidade) ou comparando à superfície a distância medida por acústica, com a distância medida por gps. [11]

2.2.Sistemas de navegação

Existem diversos métodos de navegação acústica, distinguindo-se estes principalmente pela geometria e número de faróis utilizados. De entre estes métodos, pode-se dizer que o LBL (Long Baseline) e o SBL (Short Baseline) são os principais.

O método LBL necessita de um maior número de faróis acústicos e adequa-se melhor a pequenos veículos. Este método permite atingir precisões bastante elevadas, inferiores a 1 m, independentemente da profundidade de operação.

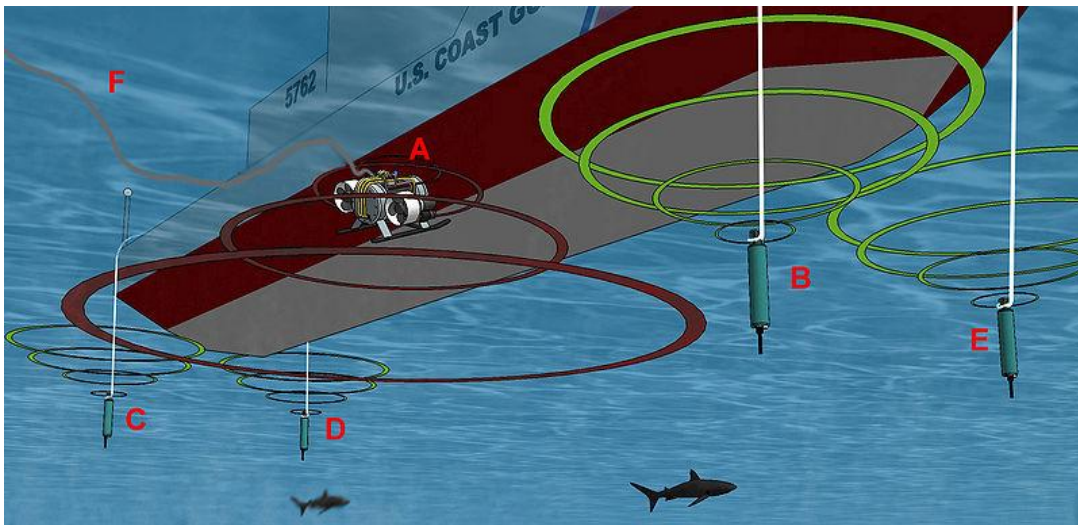


Fig 1 - LBL [16]

Neste método cada farol responde a uma frequência diferente, de forma a se escolher qual o farol a que se quer saber a distância e responde com uma frequência, diferente entre eles e diferente das anteriores.

A detecção de um sinal é feita quando há um sinal na frequência certa e dentro de uma gama de intensidade, pois outros sinais podão ser detectados e não ser mais que reflexos e ruído ambiental.[12]

Para se obter um posicionamento sem ambiguidade nas três dimensões, é necessário utilizar três faróis acústicos. No entanto é aconselhável o uso de um farol extra, de forma a obter redundância nas medidas. Contudo a utilização de vários faróis acústicos tem os seus problemas, não só pelo investimento necessário, mas também pelas complicações extra na preparação de cada missão. É por isso comum a intenção de utilizar o mínimo de faróis acústicos possível.

O número mínimo de faróis acústicos que se pode utilizar no método LBL é dois, sendo que se torna então necessário adicionar um sensor ou equipamento que permita calcular a profundidade do veículo de forma independente. Nesta situação existe ainda alguma ambiguidade quanto ao lado da baseline na qual o veículo se encontra.

O método SBL é um método mais simples, precisando apenas de existir um farol acústico. No entanto adequa-se apenas a embarcações de grandes dimensões, pois requer que sejam instalados na embarcação um mínimo de três transceivers.[9]

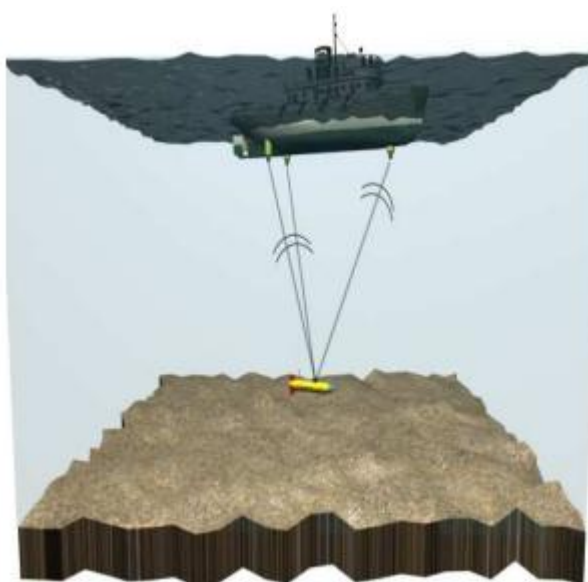


Fig 2 - SBL [17]

Se se tiver os transceivers A, B e C e o farol D, o transceiver A envia um sinal, ao qual o farol D responde. Pela duração do percurso podemos calcular as distâncias A-D, B-D e C-D, sabendo estas podemos então calcular a distância a que o veículo se encontra e o ângulo. A posição dos transponders pode ser alterada entre a superfície e o veículo submarino, iSBL (inverted Short Baseline).

Baseado neste método existem ainda o USBL (Ultra-Short Baseline) e o iUSBL (inverted Ultra-Short Baseline), muito semelhantes aos anteriores, mas com um array de transponders, nunca separados mais que 10 cm uns dos outros.

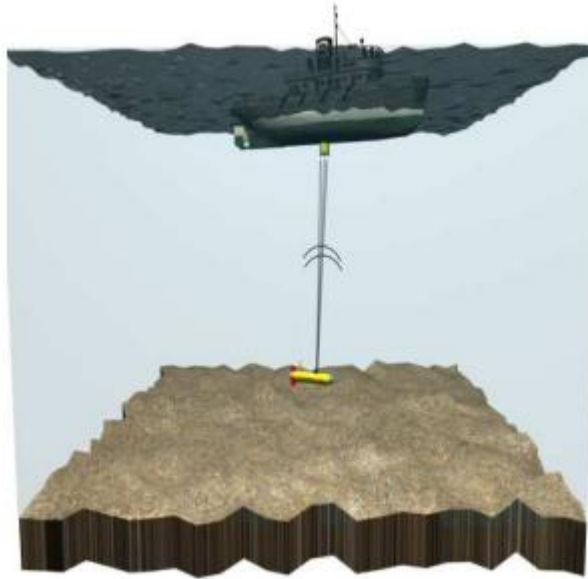


Fig 3 - USBL [17]

Existem ainda outras alterações dos métodos principais, como o LUSBL (Long Ultra-Short Baseline) e o SLBL (Synthetic Long Baseline).

Além destes métodos existem ainda bastantes temas nesta área, como navegação LBL sem conhecimento prévio da localização dos faróis acústicos [14], redes acústicas móveis [15] e formas de aumentar o desempenho dos métodos de navegação acústica originais.

2.3.Situação actual

O desenvolvimento de um sistema de navegação para um AUV deve levar em conta certos aspectos como precisão desejada para o posicionamento, tamanho, peso e energia necessária dos sensores utilizados e custo geral. No Grupo de Sistemas Oceanográficos existe um sistema já implementado e com provas dadas em ambiente real, que será apresentado de seguida.

Para estimar a posição em tempo real o veículo está equipado com um sensor de pressão, uma bússola digital, um conjunto de sensores de inclinação e um sistema acústico para posicionamento LBL. A profundidade do veículo é directamente adquirida através da célula de pressão, enquanto os ângulos de roll e pitch são adquiridos com os sensores de inclinação. Para estimação da posição horizontal são utilizados um conjunto de sistemas acústicos multifrequência desenvolvidos pelo Grupo de Sistemas Oceanográficos. [11]

A estimação em tempo real da posição horizontal do MARES é calculada por um algoritmo baseado no filtro de kalman, que combina os dados de dead-reckoning, com as medidas acústicas.

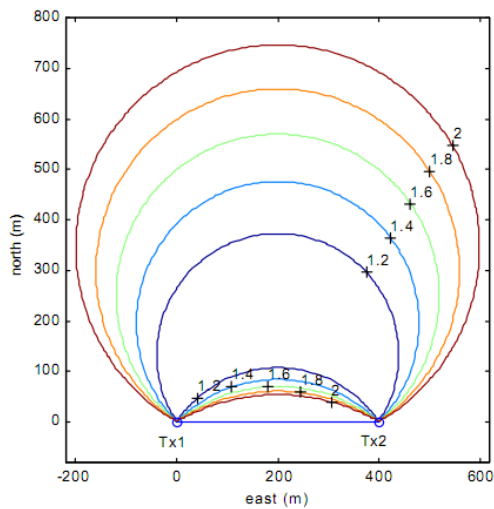


Fig 4 - sensibilidade dos erros de medida [12]

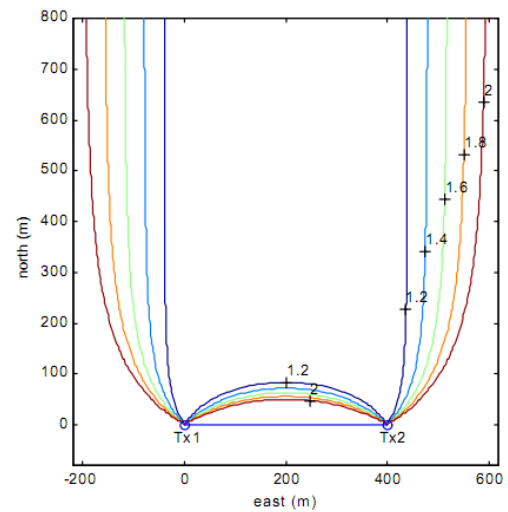


Fig 5 - Sensibilidade em relação ao posicionamento dos transponders [12]

As expressões que relacionam as distâncias aos faróis acústicos no sistema LBL são não lineares. Por isso a sensibilidade desta solução a erros de medida (figura 4) e erros em relação ao posicionamento dos transponders (figura 5) varia de local para local [12]. Além disso o facto de apenas serem utilizados dois faróis acústicos leva a ambiguidade no cálculo da posição, devido a existirem duas posições possíveis. Desta forma os dois faróis são colocados na área de operação, de forma, a que o movimento do veículo nunca cruze a linha que une os dois e que se cinja preferencialmente a uma certa área de acção (figura 6).

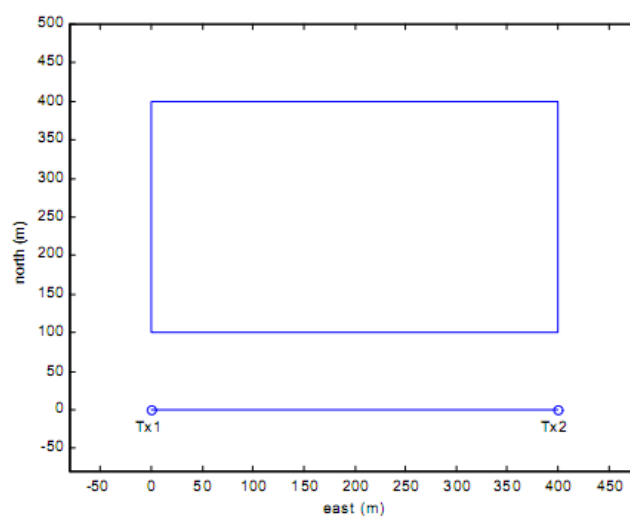


Fig 6 - Área de acção [12]

Como a velocidade é obtida em relação à água e nenhuma medição da corrente desta se encontra disponível, as suas componentes horizontais serão também estimadas em tempo real.

O estado do filtro $E = [x \ y \ cx \ cy]$ é composto pelas coordenadas norte e este do veículo e pelas componentes Norte e Este da corrente da água. O filtro também mantém a matriz P, matriz de co-variância, que mede a co-variância do erro de estimação.

Entre a recepção de duas medidas consecutivas, a evolução de E e P está controlada pelas seguintes equações diferenciais.

$$\dot{E} = F(E \ \omega \ \psi \ \theta \ \varphi) = \begin{bmatrix} cx + vx(\omega \ \psi \ \theta \ \varphi) \\ cy + vy(\omega \ \psi \ \theta \ \varphi) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\dot{P} = \frac{\partial F}{\partial E} P + P \frac{\partial F^*}{\partial E} + Q \quad (3)$$

Nestas equações ω , ψ , θ e φ são respectivamente a velocidade do propulsor, a direcção, o pitch e o roll do veículo, e v_x e v_y são as velocidades do veículo nas componentes norte e este. Q é a matriz que representa a taxa de crescimento do erro de estimação.

Sempre que uma nova medida é recebida, o estado E e a matriz de co-variância P são actualizados de acordo com as seguintes expressões.

$$E^+ = E^- + K(r - r^*) \quad (4)$$

$$P^+ = P^- - KHP^- \quad (5)$$

onde E^- e P^- são valores de E e P antes da correcção e E^+ e P^+ após a correcção. r é a distância medida e r^* a distância esperada, calculada pela expressão

$$r^* = \sqrt{(x^- - \bar{x})^2 + (y^- - \bar{y})^2 + (z^- - \bar{z})^2} \quad (6)$$

onde z é a profundidade do veículo e $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ as coordenadas do farol acústico. As matrizes H e K são calculadas pelas seguintes expressões

$$H = \left. \frac{\partial r^*}{\partial E} \right|_{E=E^-} = \begin{bmatrix} \frac{x^- - \bar{x}}{r^*} & \frac{y^- - \bar{y}}{r^*} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$K = P^- H^T S^{-1} \quad (8)$$

onde

$$S = HP^-H^T + q \quad (9)$$

e q representa a variação do erro em cada medida. A medição da distância é considerada válida se

$$\|r - r^*\|_{S^{-1}}^2 \leq \gamma \quad (10)$$

onde γ é um parâmetro escolhido para prevenir que medidas irreais sejam consideradas na estimação da posição do veículo. [12]

3. Hardware

Neste capítulo procede-se à apresentação do veículo e bóias utilizadas neste trabalho, bem como a estrutura computacional destes, de forma a se ter uma noção de onde se integram os algoritmos desenvolvidos, em todo o sistema computacional existente.

Desta forma a primeira secção apresenta de forma detalhada o AUV MARES, quanto à sua mecânica, sistema de energia, sistema computacional, equipamentos e software on-board. A segunda secção apresenta as bóias utilizadas como faróis acústicos neste sistema.

3.1. MARES

O veículo MARES, ou Modular Autonomous Robot for Environmental Sampling, é um AUV de 1,5 m de comprimento, desenvolvido pelo Grupo de Sistemas Oceanográficos da FEUP. O veículo pode ser programado para seguir trajectórias predefinidas, ao longo das quais procede à recolha de dados com os sensores internos. O MARES é capaz de mergulhar até 100 m de profundidade e, ao contrário de outros veículos com dimensões semelhantes, contém propulsores verticais. A velocidade frontal pode ser independentemente definida, variando entre 0 e 2 m/s.



Fig 7 - Veículo MARES

A nível mecânico o corpo do veículo é composto principalmente por POM, polyoximetileno, contendo algumas partes em alumínio e aço inoxidável. O veículo é

composto por uma secção central à prova de água, onde se encontram as placas electrónicas e as baterias, sendo os restantes elementos à prova de água. As restantes secções são permeáveis. Isto permite que se utilizem diferentes configurações de sensores, conforme a missão. A forma do veículo assemelha-se a um torpedo, com elipsóides em ambas as extremidades, sendo o cilindro central que fornece a maior parte da flutuabilidade. Ao contrário dos outros pequenos AUV's que usam lemes de inclinação para alterar a sua posição vertical, o MARES contem 2 propulsores verticais que permitem alterar a posição vertical sem alterar a posição horizontal. Isto é uma vantagem no caso de missões de varrimento sonar ou filmagem subaquática, nas quais um AUV com lemes de inclinação terá que alterar a sua inclinação para acompanhar os desníveis do terreno, comprometendo os dados, algo que não ocorre no MARES.

A maioria da energia do AUV é gasta na propulsão, sendo apenas fornecida uma pequena parte ao sistema computacional. No veículo MARES, a energia é armazenada em baterias Li-Ion recarregáveis, produzindo estas um total de 600 Wh a 14,1 V. A duração da bateria depende bastante da velocidade do veículo, quer no plano horizontal, quer no plano vertical. No caso de missões tipicamente horizontais, com poucas alterações na profundidade, o veículo tem energia para cerca de 8 - 10 h de operação, cerca de 40 Km. Embora estes valores sejam relativamente modestos, são suficientes para a maioria das missões. Em qualquer caso o facto de o veículo ser composto por várias secções, permite que se adicionem mais baterias, para missões mais longas ou com varias alterações da profundidade.

O sistema computacional do veículo é baseado no barramento PC104, que é bastante compacto, robusto e de alta fiabilidade. É composto por uma placa de alimentação, uma placa de processador e placas de interface com os periféricos. Para guardar o software e os dados recolhidos é utilizado um disco flash.

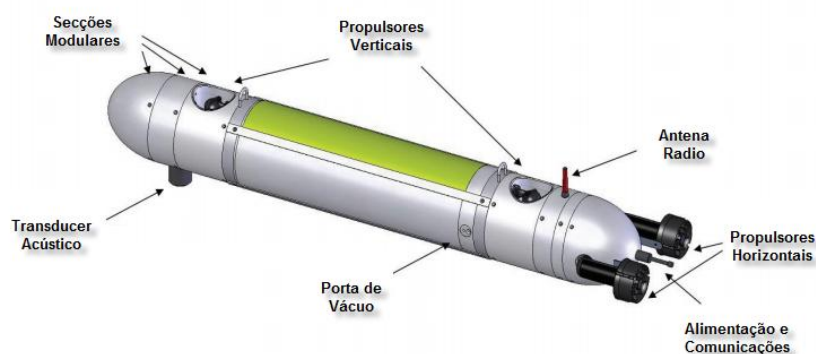


Fig 8 - Esquema MARES [11]

O facto de o MARES ser um veículo modular permite que este tenha uma elevada gama de equipamentos disponíveis. A instalação de cada equipamento envolve três fases, instalação mecânica, interface electrónica e software. Na instalação mecânica o equipamento pode ser colocado no interior de uma secção ou fixo ao exterior. Em qualquer um dos casos o seu peso, na água, deve ser verificado de forma a compensar, se necessário, a flutuabilidade. Quanto à interface electrónica o veículo dispõe de vários conectores extra que permitem fornecer energia e receber dados. No que diz respeito ao software é necessário para cada integração dos sensores o desenvolvimento de software dedicado, *device drivers*.

O software principal do veículo foi desenvolvido em C++ e corre num kernel Linux, sendo composto por um conjunto de processos independentes. Desta forma, não só a modularidade e robustez do sistema são aumentadas, mas o seu *debug* e recuperação de erros inesperados tornam-se mais simples. A comunicação entre os módulos é baseada no mecanismo de passagem de mensagens e usa protocolo UDP.

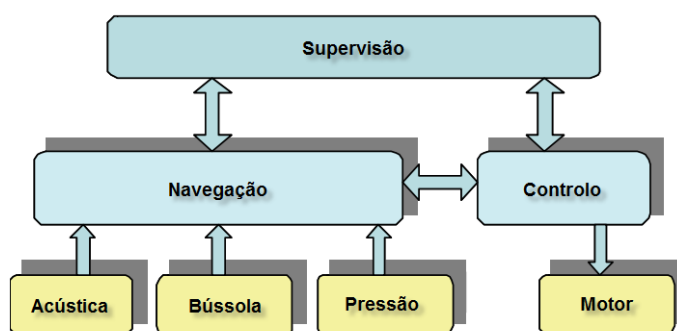


Fig 9 - Estrutura computacional [11]

O software base do veículo segue a estrutura da figura 8 onde o módulo de navegação recebe dados dos sensores e estima a posição em tempo real do veículo e envia-a para o módulo de controlo, que por sua vez é responsável pela execução da missão. O módulo de supervisão monitoriza o comportamento do veículo e aborta a operação autónoma, se as margens de segurança são ultrapassadas[11]

3.2.Bóias

As NIB's , ou Navigation & Instrumentation Buoys, são plataformas flutuantes, ancoradas, compostas numa configuração base, por baterias Lead-acid, um receptor GPS e um rádio modem. Podem ainda carregar uma grande variedade de sensores e transmitir dados em tempo real para uma estação base, usando ondas rádio.



Fig 10 - NIB's

Neste caso as NIB's são usadas como faróis acústicos para o AUV MARES.

Neste cenário, contêm sensores para receber e decodificar sinais acústicos, com uma frequência numa gama dos 20 aos 30 KHz, e responder transmitindo outros impulsos codificados para a água, estando cada uma equipada com filtros programáveis que permitem identificar quais as frequências a que deve responder ou não. Uma vez que são colocadas em posições conhecidas, o veículo pode, interrogando cada bóia individualmente, determinar a sua posição por bilateração.

Durante uma missão do AUV as NIB's também transmitem a informação para o controlo de missão permitindo o rastreamento do veículo e supervisão da missão.

4. Ferramentas matemáticas

Para a análise dos dados disponíveis e desenvolvimento de algoritmos capazes de calcular a posição do veículo com base nestes dados, são necessárias ferramentas matemáticas, sendo que a maioria destas ferramentas utilizadas são fundamentos gerais da geometria euclidiana e da trigonometria. Existem algumas ferramentas utilizadas que merecem ser destacadas. Desta forma na primeira secção procede-se á apresentação do Método dos Mínimos Quadrados, um método de optimização matemática que procura encontrar a função linear que melhor se ajusta a um conjunto de dados, minimizando a soma dos quadrados dos erros. Na segunda secção será apresentado o Filtro de Kalman, um algoritmo fundamental para este trabalho, que nos permite ter uma estimativa do estado do sistema, baseada em dados ruidosos.

4.1. Método dos Mínimos Quadrados

A medição de uma qualquer quantidade implica um certo número de procedimentos físicos. A execução destas operações leva ao aparecimento de erros, podendo estes ser acidentais, sistemáticos ou aleatórios.

Todos estes erros afectam a análise das trajectórias do veículo. De tal modo é necessário a implementação de um algoritmo de optimização matemática, capaz de ajustar as medidas a uma função linear. Para tal, optou-se pela utilização do método dos mínimos quadrados, que faz uma regressão linear, em que assume que a função linear que melhor se aproxima ao conjunto de valores medidos, é aquela que possui a soma mínima dos desvios ao quadrado.[6]

O método dos mínimos quadrados é uma variante de um problema mais geral, em que dado $F: R^n \rightarrow R$, se procura o argumento de F que nos dá o mínimo valor da função objectivo.

$$X^* = \operatorname{argmin}_X \{F(X)\}$$

A procura de um mínimo global é geralmente muito difícil, pelo que se pode reduzir a métodos de procura de valores mínimos de F numa determinada região, de dimensões conhecidas, δ .

$$F(X^*) \leq F(X) \text{ para } \|X - X^*\| < \delta$$

No método dos mínimos quadrados pretende-se que dada a função $f: R^n \rightarrow R^m$, com $m \geq n$, minimizar $\|f(x)\|$ onde

$$F(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (f_i(x))^2 \quad (11)$$

$$F(x) = \frac{1}{2} \|f(x)\|^2 \quad (12)$$

$$F(x) = \frac{1}{2} f(x)^T f(x) \quad (13)$$

Sabendo que f tem derivadas parciais contínuas, podemos escrever a sua expansão de Taylor como

$$f(x+h) = f(x) + J(x)h + O(\|h\|^2) \quad (14)$$

onde $J \in R^{m \times n}$ é o Jacobiano. Esta matriz contém a primeira derivada parcial dos componentes da função

$$(J(x))_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \quad (15)$$

Seguindo a formulação de 11 temos

$$\frac{\partial F}{\partial x_j}(x) = \sum_{i=1}^m f_i(x) \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \quad (16)$$

Pela função anterior vemos que o elemento na posição (j,k) é

$$\frac{\partial F}{\partial x_j \partial x_k}(x) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \frac{\partial f_i}{\partial x_k}(x) + f_i(x) \frac{\partial^2 f_i}{\partial x_j \partial x_k}(x) \right) \quad (17)$$

Mostrando que

$$F''(x) = J(x)^T J(x) + \sum_{i=1}^m f_i(x) f''_i(x) \quad (18)$$

O caso mais simples deste método ocorre quando a função $f(x)$ tem a forma:

$$f(x) = b - Ax \quad (19)$$

onde $b \in R^m$ e $A \in R^{m \times n}$. A este caso chama-se Método dos Mínimos Quadrados Linear. Neste caso $J(x) = -A$ para todo o x , pelo que

$$F'(x) = -A^T(b - Ax) \quad (20)$$

Se x^* for determinado como solução da “equação normal”, temos:

$$(A^T A)x^* = A^T b \quad (21)$$

pelo que pode ser escrita na forma

$$Ax^* = b \quad (22)$$

e pode ser resolvida alternativamente por uma transformação ortogonal. Encontrando uma matriz Q ortogonal, tal que:

$$Q^T A = \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

onde $R \in R^{n \times n}$ e é triangular superior. A solução é calculada então substituindo anteriormente no sistema

$$Rx^* = (Q^T b) \quad (24)$$

Este método é mais preciso que a solução pelas “equações normais”. [5]

4.2.Filtros de Kalman

Para estimar a posição do AUV são utilizadas medidas das distâncias do AUV a cada um dos faróis. A medição é feita a partir da troca de sinais acústicos entre o veículo e os faróis acústicos. Estas, tal como todas as medições, estão sujeitas a erros. A existência de erros nas medidas, ou falha destas pode afectar significativamente os resultados pretendidos. Sendo, desta forma, necessária a filtragem dos dados obtidos para se obter as melhores estimativas possíveis.

Podem ser utilizados vários filtros, tais como filtros de partículas, filtros de winer e muitos outros. Contudo para esta aplicação optou-se pela utilização de filtros de kalman.

O filtro de kalman é um filtro recursivo eficiente que estima o estado de um sistema dinâmico a partir de uma série de medições ruidosas. É utilizado numa vasta gama de aplicações de engenharia, desde radares e visão artificial, a controlo e sistemas de navegação de veículos autónomos.

Este filtro foi inicialmente apresentado por Kalman em 1960 [1] e teve como a sua primeira grande aplicação a estimação da trajectória dos veículos do programa Apollo.

O filtro de kalman deve a sua grande popularidade na área da robótica, ao facto de se tratar de um estimador óptimo do estado de sistemas dinâmicos, visto desenvolver sempre a melhor solução que minimiza o quadrado dos erros. [4]

O filtro de kalman determina uma estimativa para o estado do processo num determinado instante no tempo e posteriormente recebe uma medida ruidosa para confirmação. Desta forma podemos dividir as equações de funcionamento do filtro em duas partes: actualização temporal e actualização de medidas.

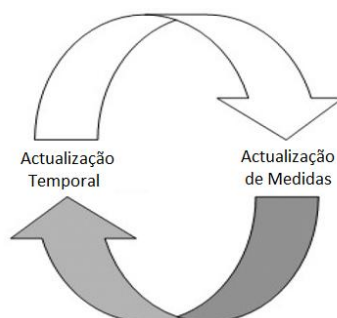


Fig 11 - Esquema de funcionamento do filtro de kalman

A parte de actualização temporal, também conhecida por previsão, é responsável pela estimativa a priori de um estado intermédio, através da dinâmica do sistema (25) e sua co-variância do erro (26), baseando-se nos estados anteriores.

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (25)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (26)$$

Nas equações anteriores (25) e (26) Q representa a co-variância do ruído da evolução do sistema. [2]

A parte de actualização das medidas é responsável pela correcção do estado, sempre que obtêm uma nova medida. Para tal é necessário que em primeiro lugar seja calculada a matriz de ganho do sistema (27). Posteriormente efectua-se a correcção do estado do sistema (28) e da co-variância do erro (29), com base no novo conjunto de medidas.

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (27)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (Z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (28)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (29)$$

Nas equações anteriores a matriz R encontra-se associada à co-variância do ruído do processo de medição e a matriz H relaciona as medidas com o estado do sistema, isto é, $z = H(x)$. [4]

Este processo é repetido, sendo a anterior estimativa a posteriori usada para prever a nova estimativa a priori. Esta natureza recursiva é uma das características apelativas do filtro de kalman, pelo facto de tornar a sua aplicação muito mais facilmente exequível do que, por exemplo, a implementação do filtro de winer, que requer toda a informação anterior para cada estimativa. [2]

O filtro de kalman foi inicialmente pensado para sistemas dinâmicos lineares, mas na realidade muitos dos sistemas a tratar são sistemas dinâmicos não lineares. Isto significa que as equações anteriores terão que sofrer umas pequenas alterações. Sendo a dinâmica do sistema aproximada por intermédio das derivadas parciais, truncando a expressão da série de Taylor aos termos lineares.

A esta adaptação do filtro de kalman para sistemas dinâmicos não lineares, chama-se filtro de kalman estendido. Sendo o seu conjunto de equações em tudo semelhante ao original, com excepção do uso das derivadas parciais para aproximar as não linearidades existentes na dinâmica do sistema. [19]

$$H = \frac{\partial Z_k}{\partial x} \quad (30)$$

5. Estimação de Correntes

Como já foi apresentado anteriormente os sistemas de navegação acústica baseiam-se na combinação de dados de dead-reckoning com distâncias medidas entre o veículo e faróis acústicos com posições pré-definidas.

Por forma a obter-se a melhor estimativa possível da posição os dados de dead-reckoning devem ser o mais confiáveis possível, para tal, e visto que estes representam a evolução da posição ao longo do tempo, com base na velocidade e direcção do movimento, é necessário que as correntes aquáticas sejam incluídas aquando da sua determinação.

Neste capítulo iremos proceder á apresentação de um algoritmo capaz de, através de um conjunto de movimento do veículo, determinar estas correntes. Encontrando-se o capítulo para isto dividido em duas secções, uma primeira onde é efectuado o calculo da velocidade geral do veículo e uma segunda onde é então apresentado o algoritmo e seus resultados.

Como a profundidade do veículo é directamente fornecida pelo sensor de pressão, neste capítulo todos os algoritmos apresentam apenas formas de calcular a posição no plano horizontal, sendo que todas as distâncias referidas têm a componente vertical já retirada.

5.1. Cálculo de velocidades

Como não se encontra disponível qualquer equipamento capaz de calcular a corrente aquática, isto será realizado através da análise da velocidade do movimento do veículo, calculada com base nas distâncias aos faróis acústicos.

Analisando um movimento rectilíneo do veículo, deduzem-se as seguintes equações de dinâmica.

$$v_x = u \times \cos \psi + c_x \quad (31)$$

$$v_y = u \times \sin \psi + c_y \quad (32)$$

O veículo fornece-nos a velocidade longitudinal (u), ângulos (ψ) e distâncias (d_1 e d_2) aos faróis acústicos, bem como o instante de tempo em que estas foram medidas. O primeiro passo passará pelo cálculo das posições e seus instantes de tempo, com base nas distâncias medidas. Para tal, e como é possível que algumas das inquisições por parte do veículo aos faróis, não recebam qualquer resposta será realizada uma comparação da quantidade de medidas válidas a cada farol. Isto vai permitir ter uma melhor estimativa, aquando da interpolação dos valores das distâncias para o mesmo instante de tempo.

Sabendo as distâncias a ambos os faróis no mesmo instante de tempo, e conhecendo a posição destes (supondo $F_1(0,0)$ e $F_2(x_{F_2},0)$), pode-se calcular as posições (x,y) do veículo.

$$d_1 = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (33)$$

$$d_2 = \sqrt{(x_{F_2} - x)^2 + y^2} \quad (34)$$

$$x = \frac{d_1^2 - d_2^2 + x_{F_2}^2}{2 \times x_{F_2}} \quad (35)$$

$$y = \sqrt{d_1^2 - x^2} \quad (36)$$

Como facilmente se pode verificar

$$x = X_0 + v_x \times t \quad (37)$$

Onde X_0 é a posição inicial, v_x a velocidade e t o intervalo de tempo.

Expandindo então esta função para a forma matricial, de forma a aplicar o método dos mínimos quadrados, obtemos

$$M\theta = x \quad (38)$$

Sendo

$$M = \begin{bmatrix} 1 & t_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_n \end{bmatrix} \quad \theta = \begin{bmatrix} X_0 \\ v_x \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

Para retirar o valor pretendido da velocidade

$$M^T M \theta = M^T x \quad (39)$$

$$\theta = (M^T M)^{-1} M^T x \quad (40)$$

Estas equações são directamente transferíveis para o caso de y .

5.2.Algoritmo

A corrente aquática, tanto em ambientes marítimos como fluviais é variável tanto espacial como temporalmente, estando sujeita a diversas influências:

- aquecimento solar,
- ventos,
- gradiente,
- geometria do local envolvente e do leito,
- forças como a gravidade ou coriolis.

Desta forma pode-se supor que o veículo estará exposto a correntes diferentes ao longo da sua área de funcionamento. Como se tornará impossível obter uma estimativa para cada uma destas, optou-se por realizar um percurso a partir do qual se irá estimar uma corrente média, sendo este valor actualizado a intervalos de tempo, com a repetição do percurso.

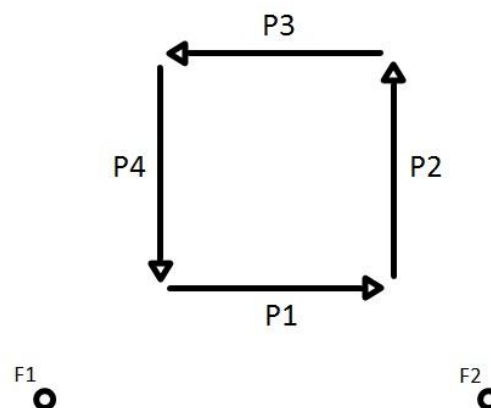


Fig 12 - Percurso de estimaco de correntes

Foi determinado que ser um percurso quadrangular, no qual o veculo dever conhecer qual o lado da baseline em que se encontra e manter-se desse mesmo lado ao longo de todo o percurso.

Para calcular as correntes comea-se ento por calcular a velocidade para cada um dos percursos, pelo mtodo apresentado anteriormente. Estes percursos sero realizados a uma velocidade constante $V=1\text{m/s}$, tendo tambm uma durao t constante e respectivamente as direces 0° , 90° , 180° e 270° .

Para o clculo da corrente sero ento usadas as equaes de dinmica apresentadas anteriormente (31) e (32), contudo sabemos que existe erro na medida do ângulo.

$$\varphi = \psi + \Delta\psi \tag{41}$$

Desta forma teremos ento as novas equaes de dinmica

$$v_x = u \times \cos \varphi + c_x \tag{42}$$

$$v_y = u \times \sin \varphi + c_y \tag{43}$$

Substituindo (41) em (42) e (43) e aplicando as identidades de soma, obtemos

$$vx = u \times (\cos\psi \times \cos\Delta\psi - \sin\psi \times \sin\Delta\psi) + cx \quad (44)$$

$$vy = u \times (\sin\psi \times \cos\Delta\psi + \cos\psi \times \sin\Delta\psi) + cy \quad (45)$$

Aplicando a cada um dos percurso obtemos então, para o percurso 1

$$vx1 = u \times \cos\Delta\psi + cx \quad (46)$$

$$vy1 = u \times \sin\Delta\psi + cy \quad (47)$$

Para o percurso 2 obtemos

$$vx2 = u \times (-\sin\Delta\psi) + cx \quad (48)$$

$$vy2 = u \times \cos\Delta\psi + cy \quad (49)$$

Para o percurso 3 obtemos

$$vx3 = u \times (-\cos\Delta\psi) + cx \quad (50)$$

$$vy3 = u \times (-\sin\Delta\psi) + cy \quad (51)$$

E para o percurso 4 obtemos

$$vx4 = u \times \sin\Delta\psi + cx \quad (52)$$

$$vy4 = u \times (-\cos\Delta\psi) + cy \quad (53)$$

Com todas as velocidades já calculadas existem agora condições para o cálculo das correntes, sendo que para tal será aplicado o método dos mínimos quadrados

$$M\theta = vel \quad (54)$$

Sendo

$$M = \begin{bmatrix} u & 1 & 0 \\ u & 0 & 1 \\ -u & 1 & 0 \\ -u & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \theta = \begin{bmatrix} \cos\Delta\psi \\ cx \\ cy \end{bmatrix} \quad vel = \begin{bmatrix} vx1 \\ vy2 \\ vx3 \\ vy4 \end{bmatrix}$$

Para retirar os valores pretendidos das correntes

$$M^T M \theta = M^T vel \quad (55)$$

$$\theta = (M^T M)^{-1} M^T vel \quad (56)$$

5.3. Resultados da Simulação

Foi desenvolvido um simulador utilizando a ferramenta de simulação Simulink. Este simulador foi dividido em 3 blocos, um primeiro que nos fornece a velocidade e ângulo. Para cada estado de tempo, sendo que o intervalo de tempo t para cada percurso foi definido como 50s. Num segundo bloco são determinadas as distâncias aos faróis acústicos com base nos valores de saída do bloco anterior e valores de correntes segundo x e y, sendo estes novos valores da distância fornecidos a cada 2s. Por fim o terceiro bloco recebe como entradas as

distâncias e o instante de tempo, e regista em arrays as distâncias d1 e d2, os seus respectivos instantes de tempo t1 e t2, e qual o percurso a que pertencem.

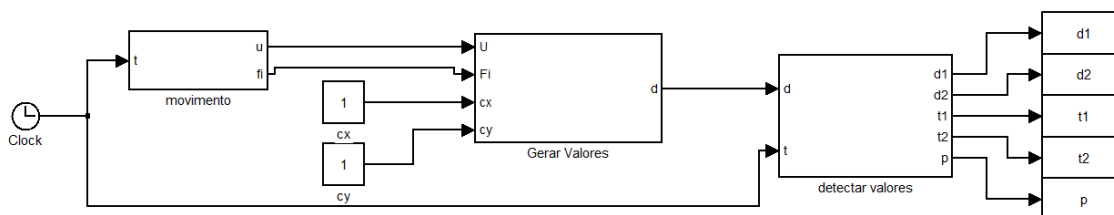


Fig 13 - Simulador do algoritmo de correntes

Com os valores das distâncias e seus respectivos instantes de tempo, estamos agora em condições de aplicar o algoritmo desenvolvido, tendo-se obtido os seguintes resultados.

Tabela 1 - Resultados Simulação da estimação de correntes

Valores aplicados		Valores Calculados	
Cx	Cy	Cx	Cy
0	0	-0.0060	-0.0133
0	1	-0.0094	0.9910
1	0	0.9940	-0.0138
1	1	0.9922	0.9928
0.5	0	0.4929	-0.0115
0	0.5	-0.0087	0.4898
0.5	0.5	0.4924	0.4903
0	0.1	-0.0083	0.0873
0.1	0	0.0920	-0.0124
0.1	0.1	0.0920	0.0876
-0.1	0	-0.1084	-0.0144
0	0.1	-0.0081	-0.0989
-0.1	-0.1	-0.1084	-0.1162

Observando a tabela acima, onde Cx e Cy representam a corrente sobre as coordenadas x e y, pode-se determinar que todos os erros são por defeito, e que a percentagem do erro é maior para valores menores da corrente, e é tendencialmente maior para os valores de Cy.

6. Navegação

O principal objectivo do sistema de navegação é determinar a localização do veículo no plano horizontal. No sistema actual isto é realizado com base na informação das distâncias a dois faróis acústicos e a velocidade do veículo relativamente à água. Como são utilizados apenas dois faróis para determinar o posicionamento do veículo, existe uma certa ambiguidade por existirem duas possíveis localizações. Para evitar este problema o sistema de navegação actual limita o movimento do veículo para que este não atravesse a baseline; como a sensibilidade a erros aumenta com a distância esta também limitará a área de acção desejável para o veículo, podendo ser definida como a caixa na imagem 14. [12]

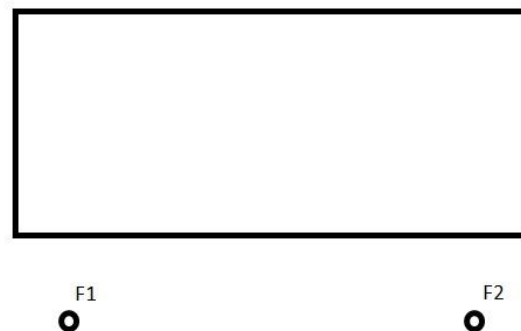


Fig 14 - Área de funcionamento actual

Esta área de funcionamento é claramente limitativa, pretendendo-se por isso desenvolver um sistema de navegação capaz de aumentar a área de acção aceitável. Para tal e como o aumento da sensibilidade a erros com a distância é algo constante, optou-se por dotar o sistema de navegação da capacidade de detectar o lado da baseline em que se encontra e o atravessamento desta, permitindo assim uma área de funcionamento alargada, como a que se encontra da imagem 15.

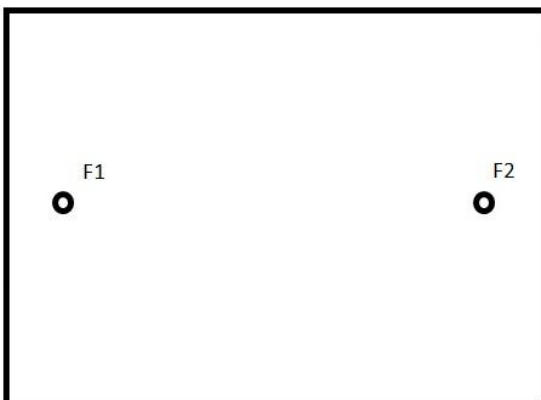


Fig 15 - Nova área de funcionamento

Neste capítulo irá proceder-se à apresentação de dois algoritmos capazes de determinar o atravessamento da baseline e o lado desta em que o veículo se encontra, respectivamente. Bem como, numa primeira análise, uma abordagem ao problema com uma única dimensão, utilizada como forma de familiarização com o problema e as ferramentas matemáticas disponíveis.

Aqui tal como no capítulo anterior a profundidade do veículo é directamente fornecida pelo sensor de pressão, pelo que todos os algoritmos apresentam apenas formas de calcular a posição no plano horizontal.

6.1. Uma Dimensão

Numa primeira análise optou-se por realizar uma abordagem ao problema com apenas uma dimensão. Para tal implementou-se um sistema com a dinâmica e modelo seguintes

$$\dot{x} = v + c + \text{ruído} \quad (57)$$

$$z = x^2 + \text{ruído} \quad (58)$$

Neste sistema podemos implementar um filtro de kalman com as seguintes características

$$K(t) = P(t)H^T(t)R^{-1}(t) \quad (59)$$

$$\dot{P}(t) = F(t)P(t) + P(t)F^T(t) + G(t)Q(t)G^T(t) - K(t)R(t)K^T(t) \quad (60)$$

onde

$$F(t) = 0$$

$$G(t) = 1$$

$$H(t) = 2x(t)$$

e onde Q e R serão adaptados, conforme a confiança que temos sobre a estimação e medida.

Desenvolveu-se um simulador na plataforma Simulink capaz de gerar dados para a dinâmica deste sistema e de implementar o filtro de kalman descrito anteriormente.

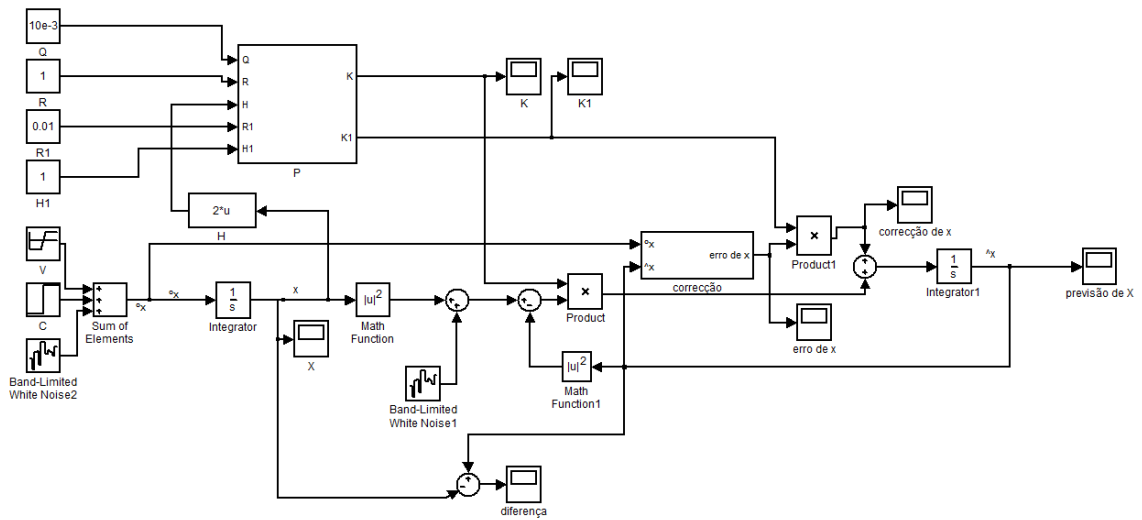


Fig 16 - Simulador 1D

Simulando então para posições em torno de 20, com posição inicial 20, obteve-se os seguintes resultados

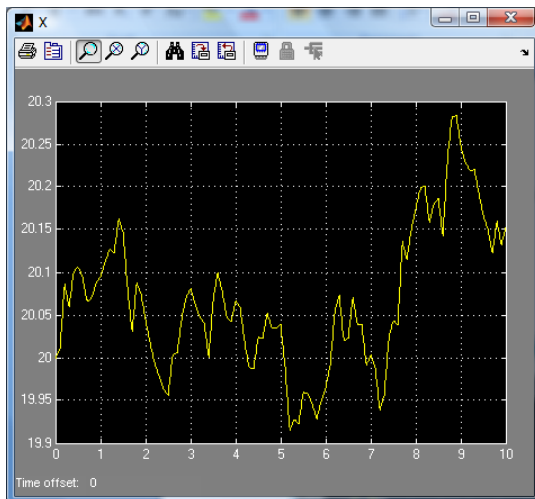


Fig 17 - Evolução de x

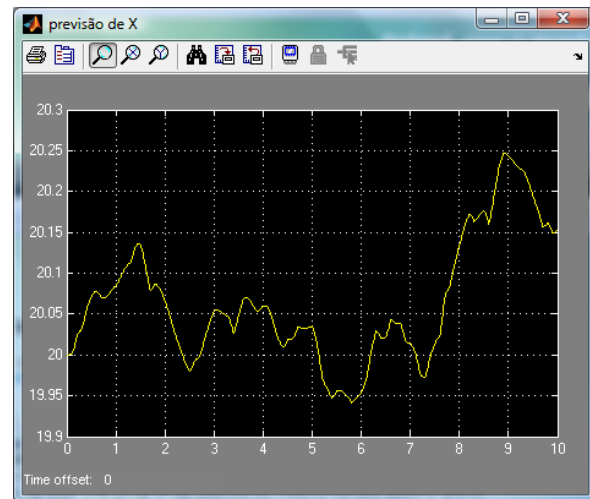


Fig 18 - Previsão de x

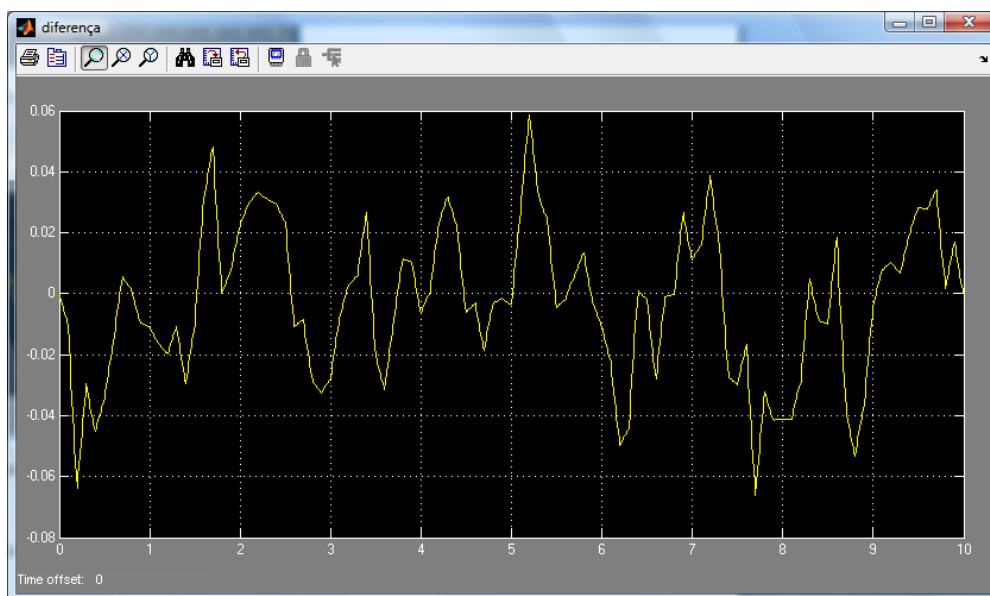
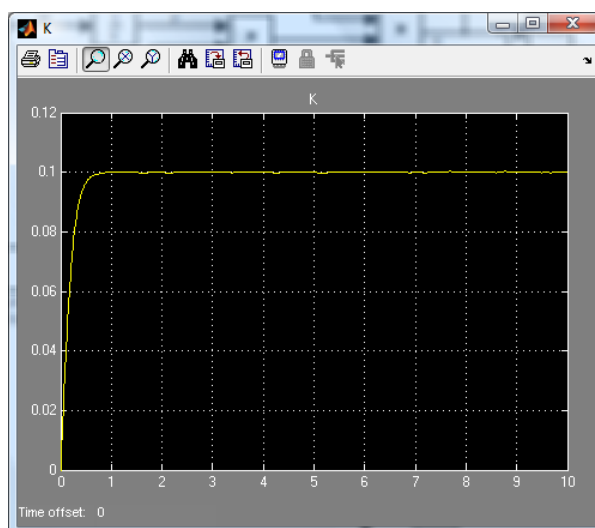


Fig 19 - Diferença entre valor real e previsão

Fig 20 - Evolução do ganho K

Como se pode verificar o ganho tende para um valor constante e o estimador gera uma boa previsão dos valores de x .

Contudo se alterarmos este movimento sempre positivo, para um movimento em torno do valor 0, com posição inicial 0, veremos que isto não se mantém.

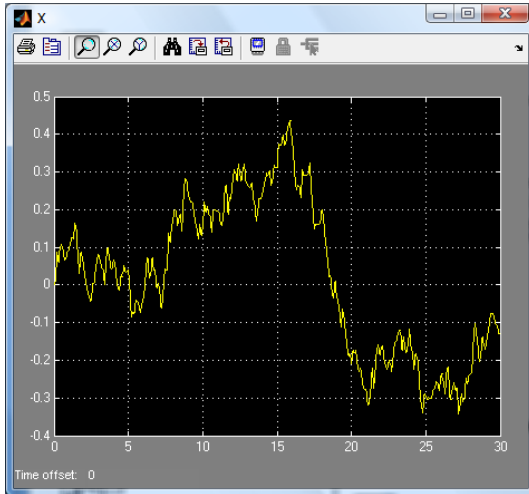


Fig 21 - Evolução de x

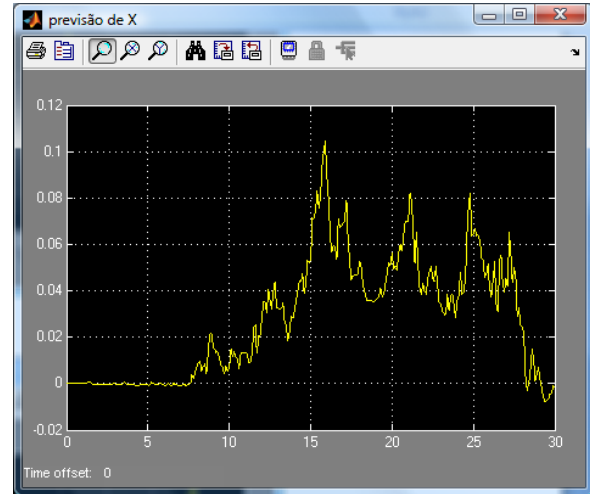


Fig 22 - Previsão de x

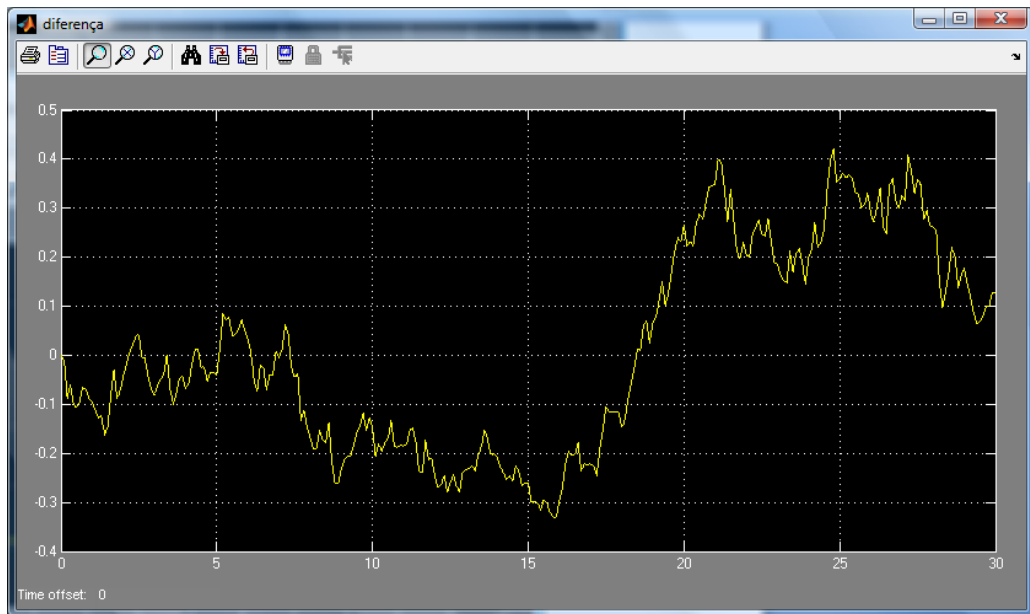


Fig 23 - Diferença entre valor real e previsão

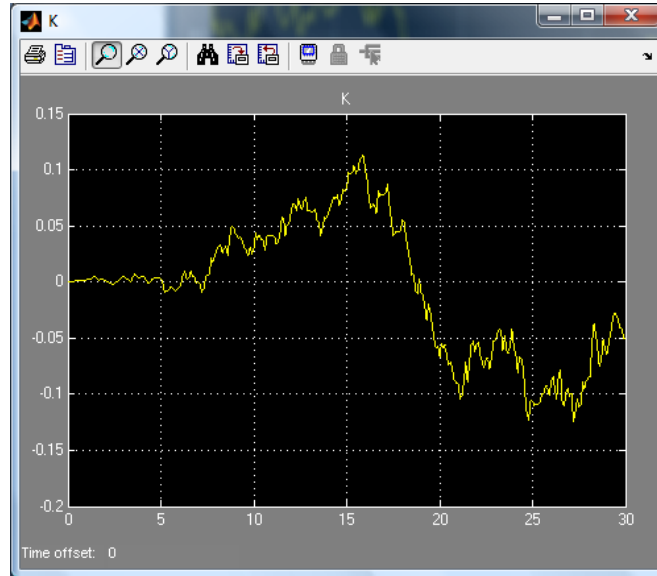


Fig 24 - Evolução do ganho K

Como se pode verificar, o ganho K torna-se muito irregular e as diferenças entre valor real e previsão sobem uma ordem de grandeza. Mas o principal problema que se observa é a dificuldade do filtro em passar de valores positivos para valores negativos de x .

Isto fica ainda mais evidente se se realizar uma trajectória de valores positivos para valores negativos.

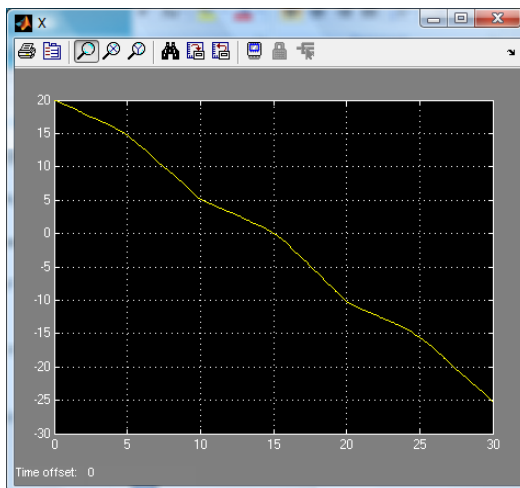


Fig 25 - Evolução de X

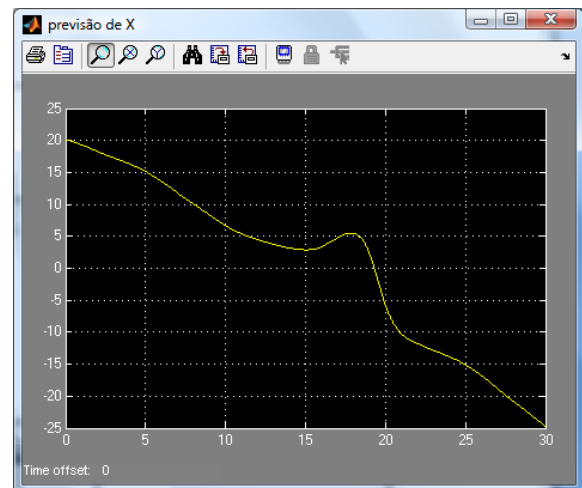


Fig 26 - Previsão de X

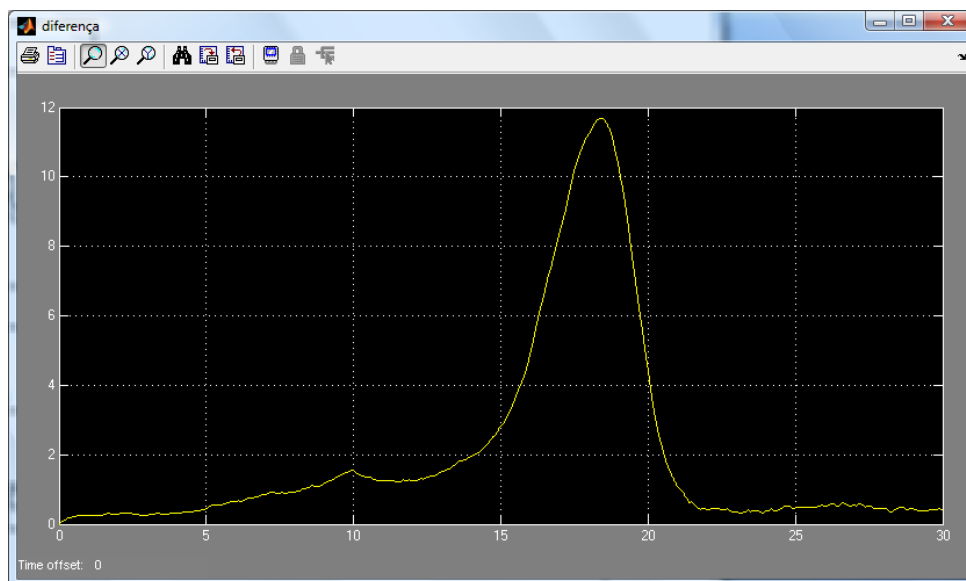


Fig 27 - Diferença entre valor e previsão

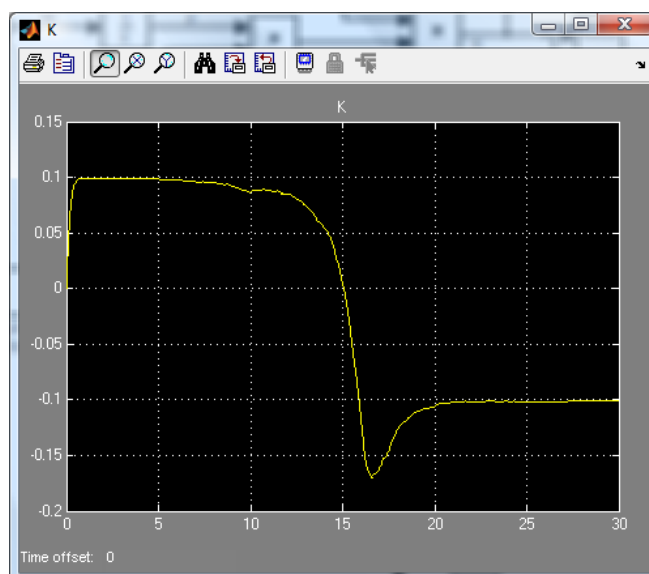


Fig 28 - Evolução do K

Esta característica é altamente indesejável, sendo necessário por isso encontrar uma solução para a eliminar ou, pelo menos, minimizar o problema.

Para evitar este “reflexo” da previsão em zero foi aplicado um ganho extra, que apenas actue nos momentos em que este “reflexo” ocorre. Desta forma, o ganho é controlado pela diferença entre um valor calculado e o valor da previsão do filtro de kalman.

Este valor calculado assume os valores da previsão quando esta mantém o mesmo sinal que a estimativa calculada com base na tendência do movimento gerado pelo integral da velocidade, e tendo o valor desta estimativa, quando os sinais diferem.

Foram assim, então obtidos os seguintes resultados

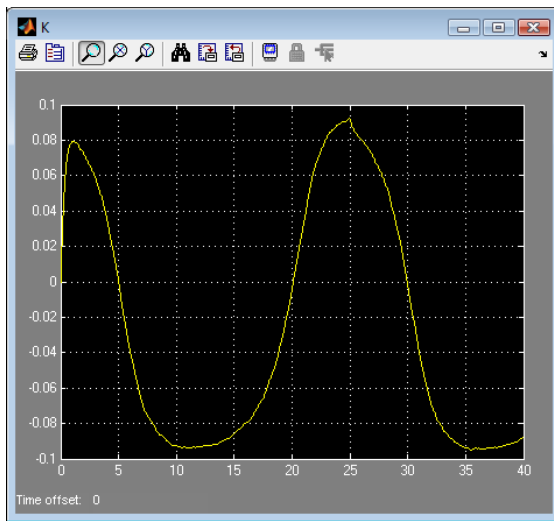


Fig 29 - Valor do ganho K

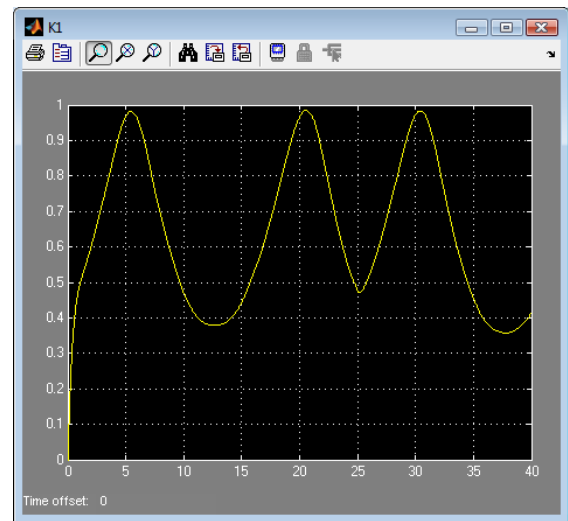


Fig 30 - Valor do ganho K1

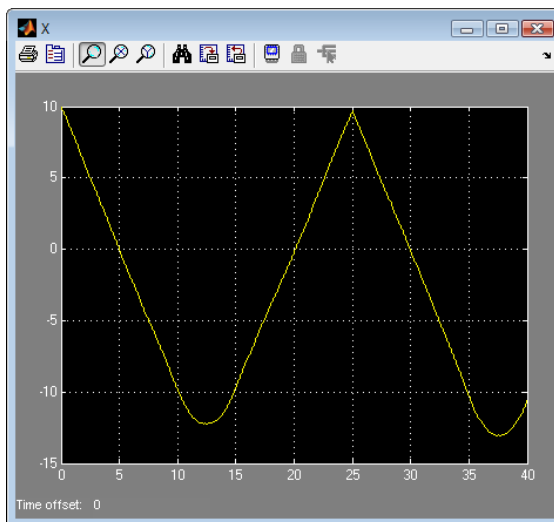


Fig 31 - Valor de X

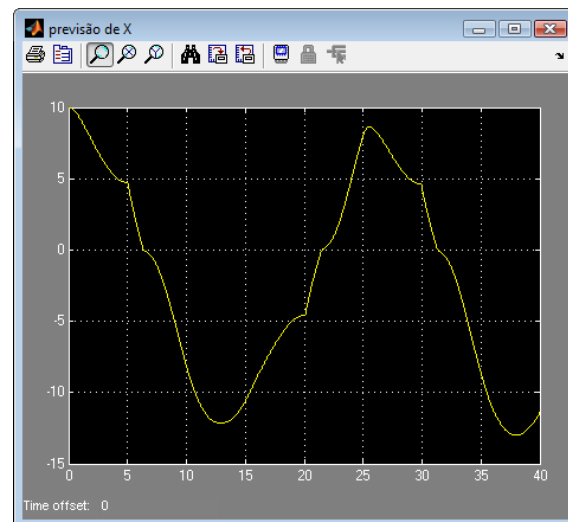


Fig 32 - Previsão de X

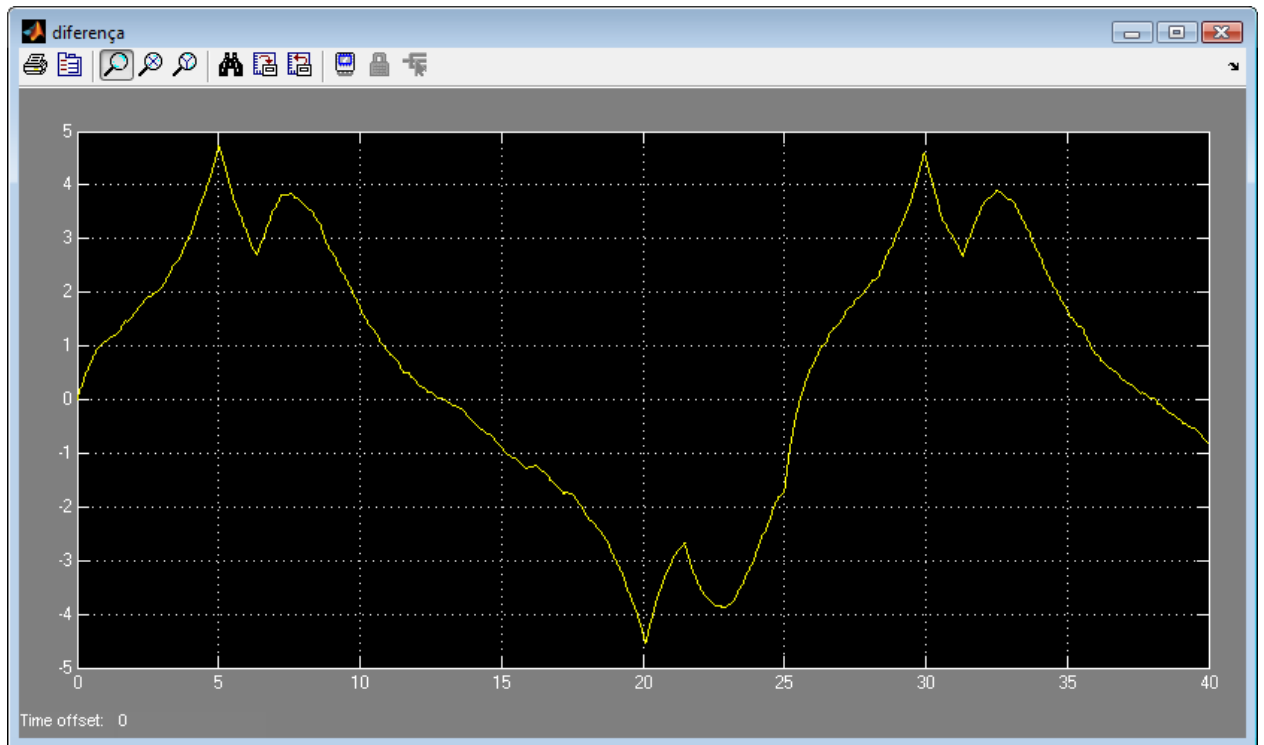


Fig 33 - Diferença

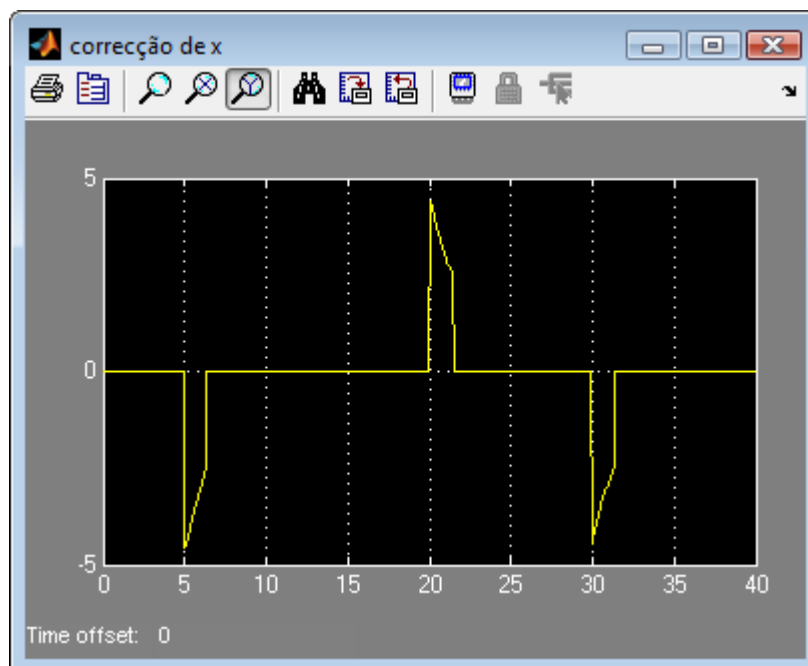


Fig 34 - Correção de x

Como se pode verificar, o novo ganho tem o efeito desejado, minimizando a diferença entre o valor da posição e a sua previsão por parte do filtro de kalman, que apesar de ainda atingir valores elevados estes são claramente inferiores aos anteriores. E como se pode visualizar no gráfico correções de x, fig.34, o ganho apenas actua quando existe uma alteração no sinal da posição.

6.2. Duas dimensões

6.2.1. Detecção de atravessamento da baseline

Numa primeira abordagem ao problema optou-se por desenvolver um sistema de navegação capaz de detectar o atravessamento da baseline, sabendo de que lado desta se encontra inicialmente.

Para o desenvolvimento deste sistema de navegação começou-se por analisar qual a informação disponível para cálculo das posições do veículo ao longo do tempo.

Os dados disponíveis inicialmente são

- a velocidade do veículo,
- a direcção para a qual o veículo está apontado, que é indicada pelo ângulo da bússola interna do veículo,
- as distâncias entre o veículo e os 2 faróis
- a velocidade da corrente da água segundo as coordenadas x e y.

Contudo antes de ser possível a utilização destes dados para cálculo das posições do veículo é necessário que estes sejam tratados e normalizados. Para tal será feita a sua conversão, para informação nas coordenadas x e y.

Desta forma podemos dividir o problema em blocos/objectivos.

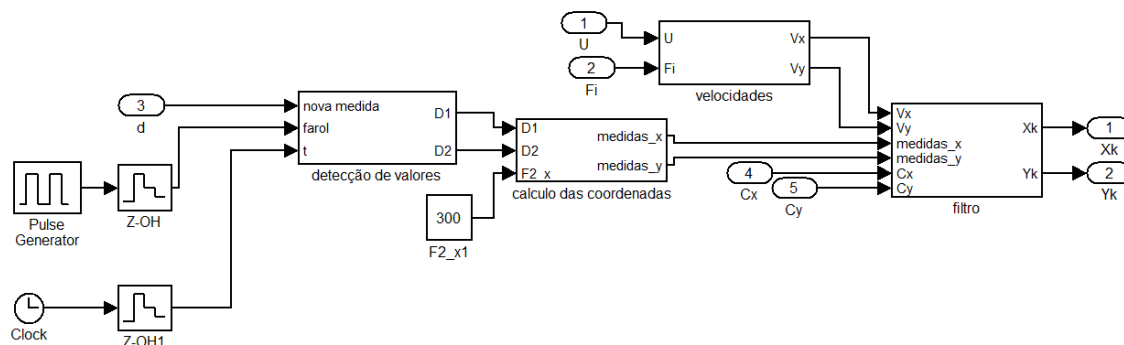


Fig 35 - Blocos do Algoritmo

No primeiro bloco a velocidade (v) e o ângulo de apontamento (ψ) serão convertidas em valores de velocidade nas novas coordenadas (v_x , v_y). Isto é realizado com a aplicação destas simples fórmulas

$$v_x = v * \cos\psi \quad (61)$$

$$v_y = v * \sin\psi \quad (62)$$

Num segundo bloco será efectuado a detecção dos valores das distâncias aos faróis. Estes valores são fornecidos, através de uma distância; o farol á qual esta foi calculada e o instante de tempo em que o foi. Como para numa fase posterior serão necessárias duas

distâncias, no mesmo instante de tempo. Para calcular as coordenadas x e y, serão essas as saídas deste bloco.

Como as distâncias aos faróis são requeridas alternadamente pelo veículo, e este pode ou não receber resposta, neste bloco são guardados em memória as duas ultimas medidas e seus respectivos tempos, para cada um dos faróis. Com estes valores em memória, sempre que é recebida uma nova medida, esta é declarada como distância actual ao seu respectivo farol e a distância ao outro farol é calculada através de uma simples interpolação

$$d2_k = d2_{k-1} + \frac{(d2_{k-1} - d2_{k-2}) * (t - t_{k-1})}{t2_{k-1} - t2_{k-2}} \quad (63)$$

Após se realizar este cálculo, os valores actuais são disponibilizados na saída e a memoria correspondente ao farol que recebeu a ultima distância é actualizada.

Como se verificou são sempre necessários valores em memória para calcular a distância ao outro farol neste instante. Como inicialmente a memória se encontra vazia torna-se impossível este cálculo, durante o tempo necessário para que todos os valores da memória sejam atribuídos. A saída do bloco fornecerá sempre a mesma posição que é uma posição inicial predefinida, independentemente de esta ser correcta ou não, sendo que após esse tempo serão os valores reais calculados, os valores colocados na saída.

No terceiro bloco tal como foi já referido serão calculadas as posições nas coordenadas x e y.

Para o cálculo destas coordenadas assume-se que o primeiro farol se encontra nas coordenadas (0,0), e o segundo farol nas coordenadas ($x_{F2}, 0$). Com dados de entrada no bloco, x_{F2} e as distâncias a cada um dos faróis $d1$ e $d2$, respectivamente pode-se através de uma simples relação trigonométrica calcular as coordenadas x e y do veículo.

$$x = \frac{d_1^2 - d_2^2 + x_{F2}^2}{2 \times x_{F2}} \quad (64)$$

$$y = \sqrt{d_1^2 - x^2} \quad (65)$$

Observando estas relações trigonométricas verifica-se que para a coordenada y existem dois valores possíveis. A detecção de qual a correcta ficará para uma fase posterior, sendo que neste momento todos os valores de y serão considerados positivos.

Estas relações aplicam-se quando existe uma intersecção entre os círculos formados pelas distâncias a cada farol. No entanto, nos pontos pertencentes à linha que une os dois faróis, a baseline (eixo dos x), esta intersecção entre as circunferências será tangencial e derivado ao erro de medida inerente ao sistema de medição esta intersecção poderá não existir, sendo então necessário novas formulas de calculo para estas situações. Nesta situação

temos três hipóteses de localização, valores superiores aos de $F2_x$, para os quais a condição de detecção é

$$d1 > x_{F2} + d2 \quad (66)$$

e as relações trigonométricas serão

$$x = d1 - \frac{(d1 - d2 + x_{F2})}{2} \quad (67)$$

$$y = 0 \quad (68)$$

No intervalo $]0, F2_x[$, para o qual a condição de detecção é

$$d1 + d2 < x_{F2} \quad (69)$$

e as relações trigonométricas são

$$x = \frac{(x_{F2} - d1 - d2)}{2} + d1 \quad (70)$$

$$y = 0 \quad (71)$$

Para valores inferiores a zero, onde a condição de detecção é

$$d2 > x_{F2} + d1 \quad (72)$$

e as relações trigonométricas são

$$x = \frac{(d2 - d1 - x_{F2})}{2} - d1 \quad (73)$$

$$y = 0 \quad (74)$$

Como se pode verificar para estes casos o valor de y atribuído foi sempre zero. Isto não é sempre verdade. Principalmente para valores que se encontrem bastante afastados das posições dos faróis, onde este erro será maior, mas considera-se esta aproximação aceitável pois esses valores encontram-se fora da área de acção prevista para o veículo.

O último bloco é aquele onde são unidas todas estas informações através de filtros de kalman para o cálculo final das posições.

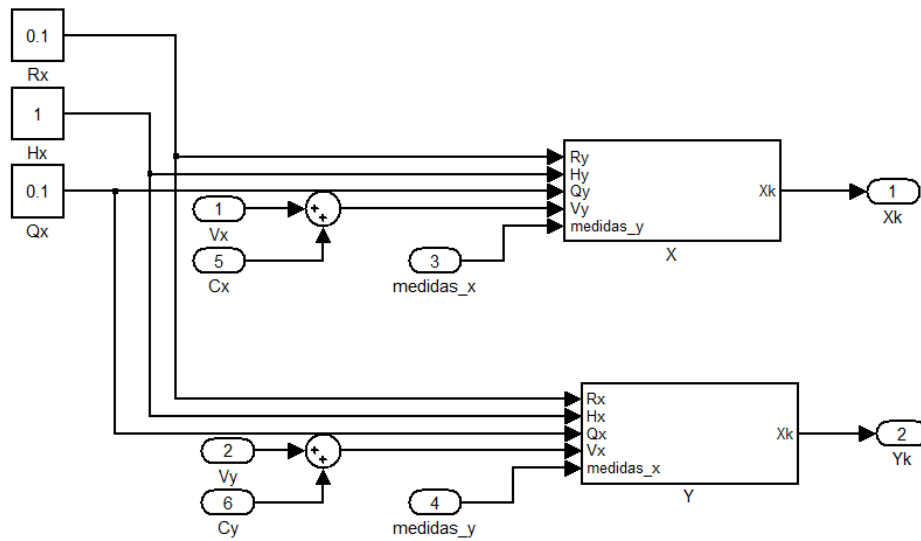


Fig 36 - Bloco Filtro Kalman

Dentro deste bloco optou-se por separar os cálculos para as coordenadas x e y. Quanto às correntes da água cx e cy serão simplesmente adicionadas às velocidades vx e vy previamente calculadas, originando assim as velocidades gerais do movimento em relação a x e y.

Dentro do bloco da coordenada x, começa-se por calcular o dead-reckoning (delta_dr) através do integral da velocidade, sendo realizado um reset ao integral sempre que é recebida uma nova medida. O ganho (K) é calculado da seguinte forma

$$P = R \times K^2 + Q \quad (75)$$

$$K = \frac{P \times H}{R} \quad (76)$$

Por fim é implementado um filtro de kalman com os seguintes dados

$$\bar{X}_k = X_{k-1} + \text{delta_dr} \quad (77)$$

$$X_k = \bar{X}_k + K \times (X_{med} - \bar{X}_k) \quad (78)$$

onde Xk é o valor estimado da posição na coordenada x.

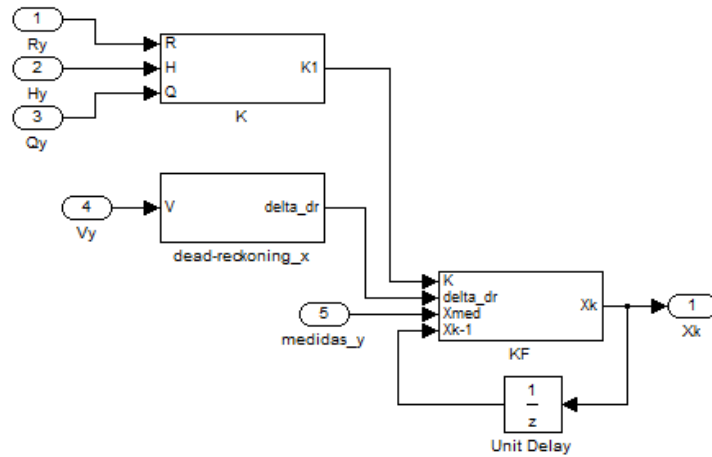


Fig 37 - Bloco x

No bloco da coordenada y, o cálculo do dead-reckoning e do ganho K são executados do mesmo modo que para o bloco da coordenada x. Para a implementação do filtro de kalman para esta coordenada é necessário executar operação extra.

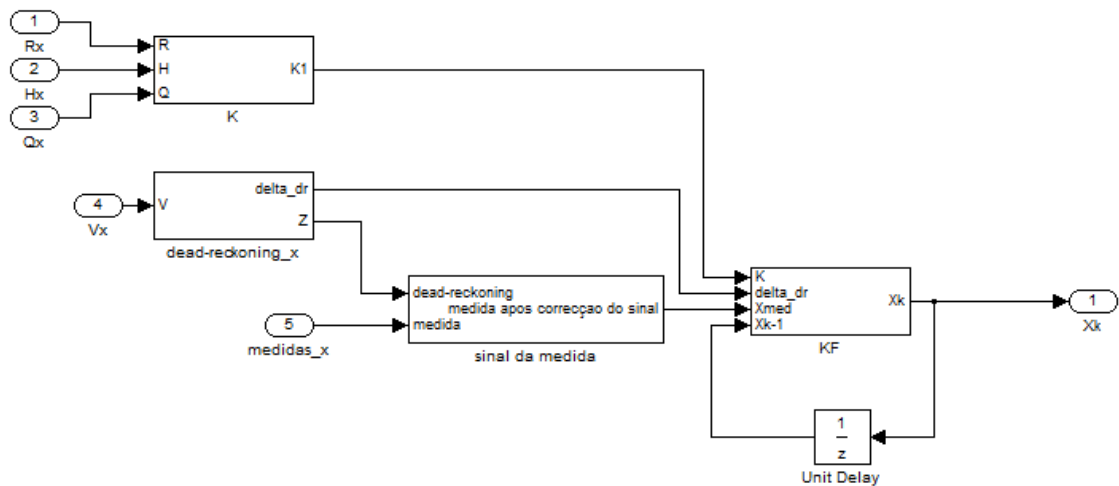


Fig 38 - Bloco y

Esta operação tem o objecto de determinar o sinal da medida da coordenada y, que como foi observado anteriormente tem uma certa indefinição quanto ao seu sinal, tendo sido então determinado que seria sempre calculada como positiva. Para calcular o seu sinal verdadeiro começa-se por analisar a tendência do deslocamento e a tendência do movimento. Estas são calculadas através da derivação do sinal de dead-reckoning e das medidas. Podem existir várias variações das tendências devido a erros das medidas. Por isso é calculada a média das últimas três tendências, sendo posteriormente retirado o sinal de cada uma delas. Os sinais das tendências serão multiplicados, com excepção para os casos iniciais, quando ao valor das posições ainda é atribuído um valor forçado, que leva a uma tendência nula, sendo

nestes casos assumido que serão positivas. Tendo disponível o valor para o sinal (1 ou -1) atribuído e o valor das medidas é momento de calcular a posição verdadeira. É atribuído inicialmente um estado positivo e criada uma variável d_{max} . Com este valor d_{max} é imposto um limite à distância máxima da baseline a que o veículo pode estar aquando da troca de sinal, sendo por isso este valor calculado de acordo com a velocidade máxima a que o veículo se pode deslocar. Desta forma, quando o veículo se encontra numa posição cuja distância à baseline é inferior a d_{max} , a variável estado tomará o valor do sinal. Quando se encontrar a uma distância superior manterá o seu valor independentemente de qualquer alteração que o sinal possa sofrer.

Finalmente será calculada a posição, após correcção do sinal, da seguinte forma

$$pos_{correctada} = medida \times estado \quad (79)$$

6.2.1.1. Resultados simulação

Para criar condições para a simulação deste algoritmo foi necessário definir algumas condições iniciais, tais como: a localização dos faróis acústicos, sendo que F1 e F2 assumiram as posições (0,0) e (300,0) respectivamente, e que percurso iria o veículo percorrer, sabendo ser necessário testar a capacidade do veículo de detectar a sua posição de ambos os lados da baseline e o atravessamento desta em ambas as direcções. Desta forma optou-se por dotar o veículo de uma trajectória circular, pois esta permite que se teste todas estas situações. Sendo esta trajectória iniciada no ponto (20,0) e com raio 20 m permite ainda que se teste as condições de não intersecção das distâncias a ambos os faróis.

Foi então desenvolvido um simulador na plataforma Simulink do MatLab. Este simulador encontra-se dividido em duas partes, uma primeira onde é capaz de gerar distâncias aos faróis acústicos, baseado na integração da velocidade do veículo e corrente aquática a que este se encontra exposto, bem como as posições iniciais dos faróis acústicos.

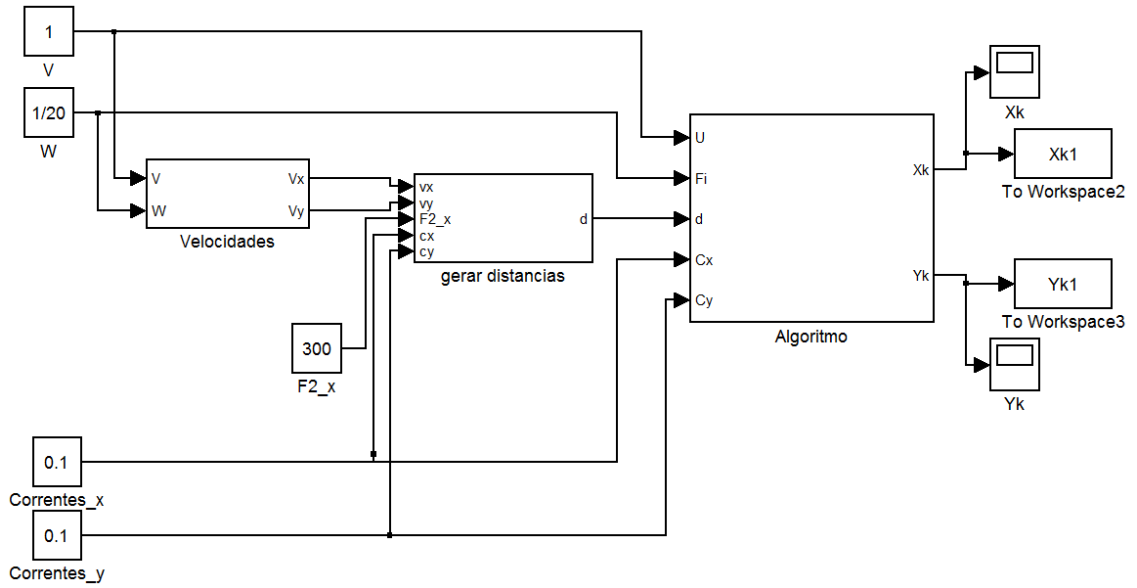


Fig 39 - Simulador 2D

As primeiras simulações foram realizadas, com velocidade 1 m/s e raio 20 m, um ruído de medida das distância com média nula e amplitude máxima, 10 cm. Tendo sido apenas a velocidade das correntes aquáticas submetida a alterações.

Na simulação inicial foram aplicadas correntes nulas tanto na direcção de x como y, tendo-se obtido os seguintes resultados.

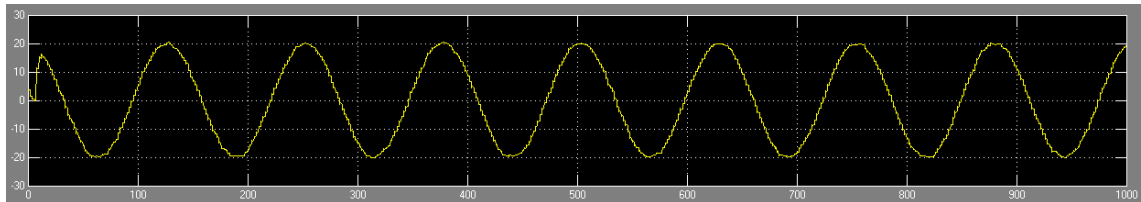


Fig 40 - X estimado após filtro

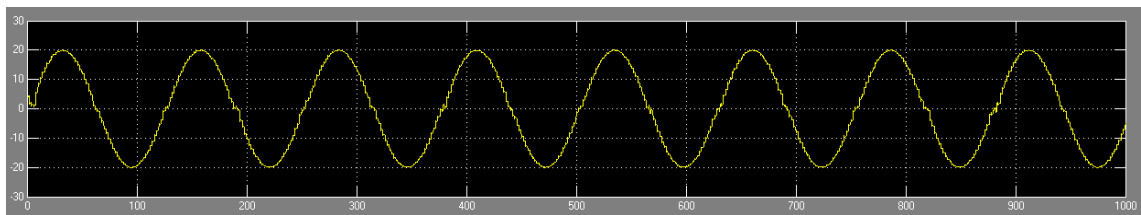


Fig 41 - Y estimado após filtro

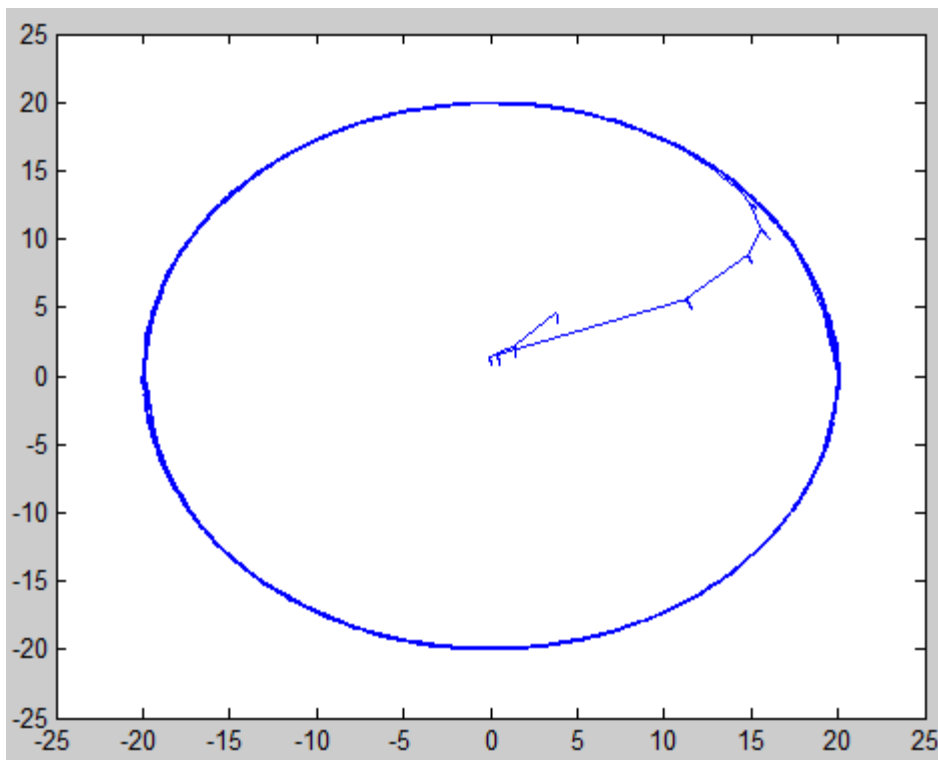


Fig 42 - Movimento estimado após filtro

Como se pode verificar, o movimento “observado” não apresenta problemas, com excepção para umas pequenas irregularidades aquando da transição de um lado para o outro da baseline.

Aplicando agora uma corrente de 0,1 m/s na direcção y, na direcção x e em ambas simultaneamente, obteve-se correspondentemente os seguintes resultados

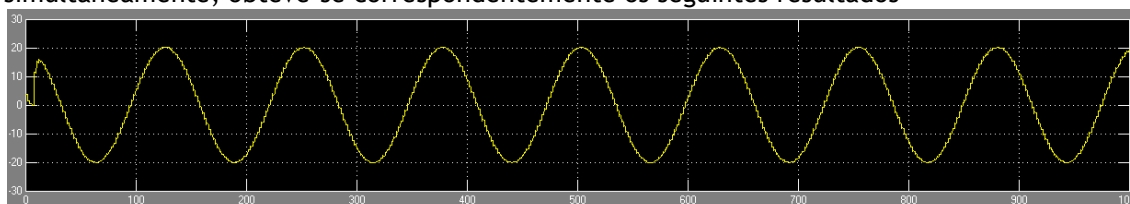


Fig 43 - X estimado após filtro corrente em y

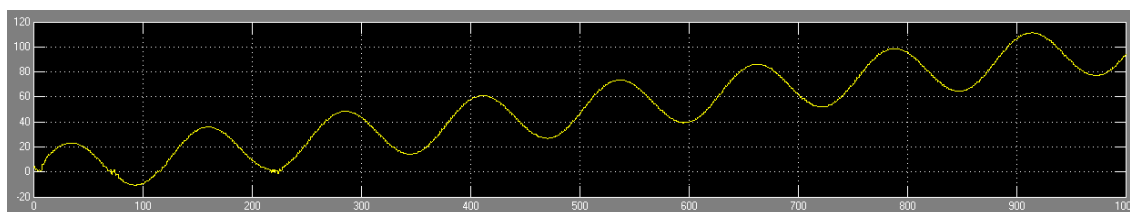


Fig 44 - Y estimado após filtro corrente em y

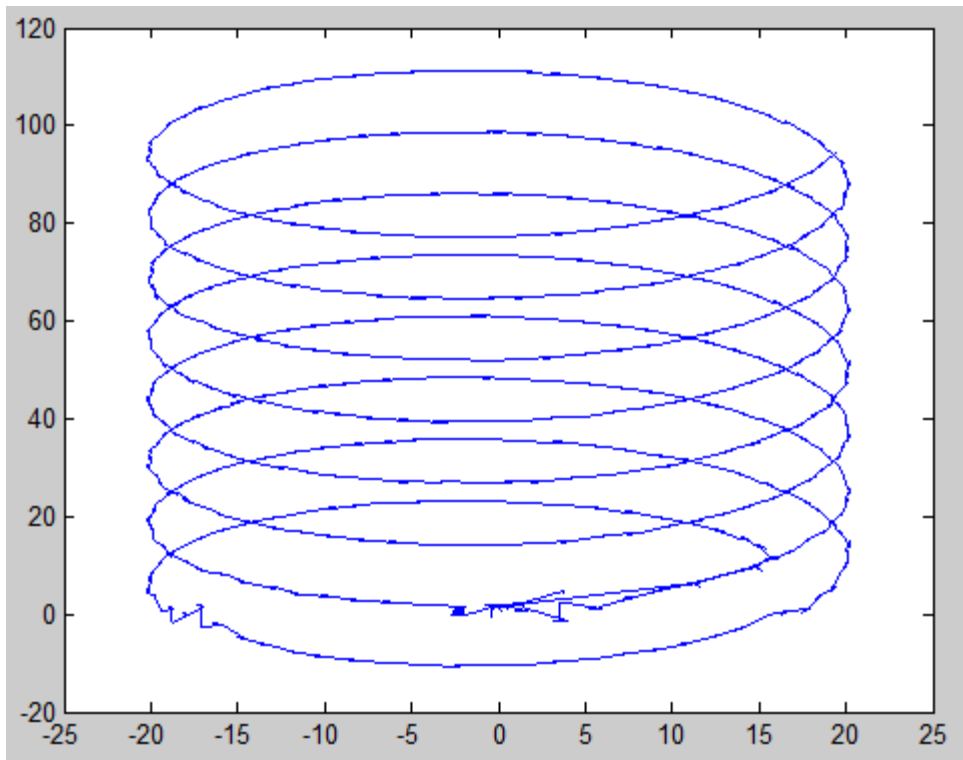


Fig 45 - Movimento estimado após filtro corrente em y

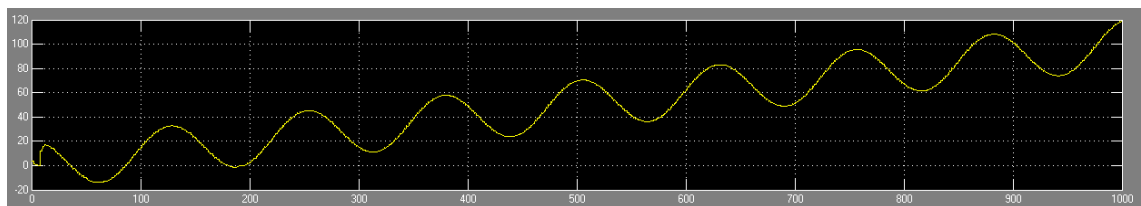


Fig 46 - X estimado após filtro com corrente em x

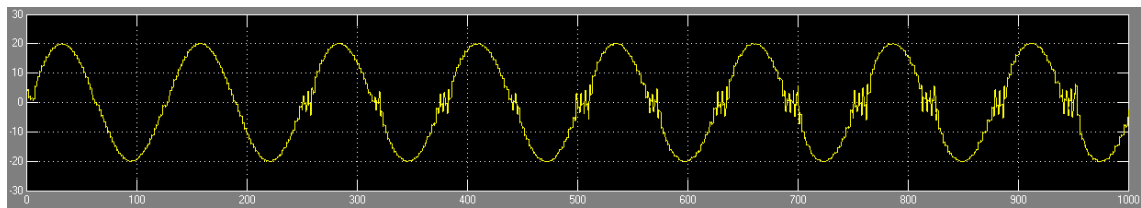


Fig 47 - Y estimado após filtro com corrente em x

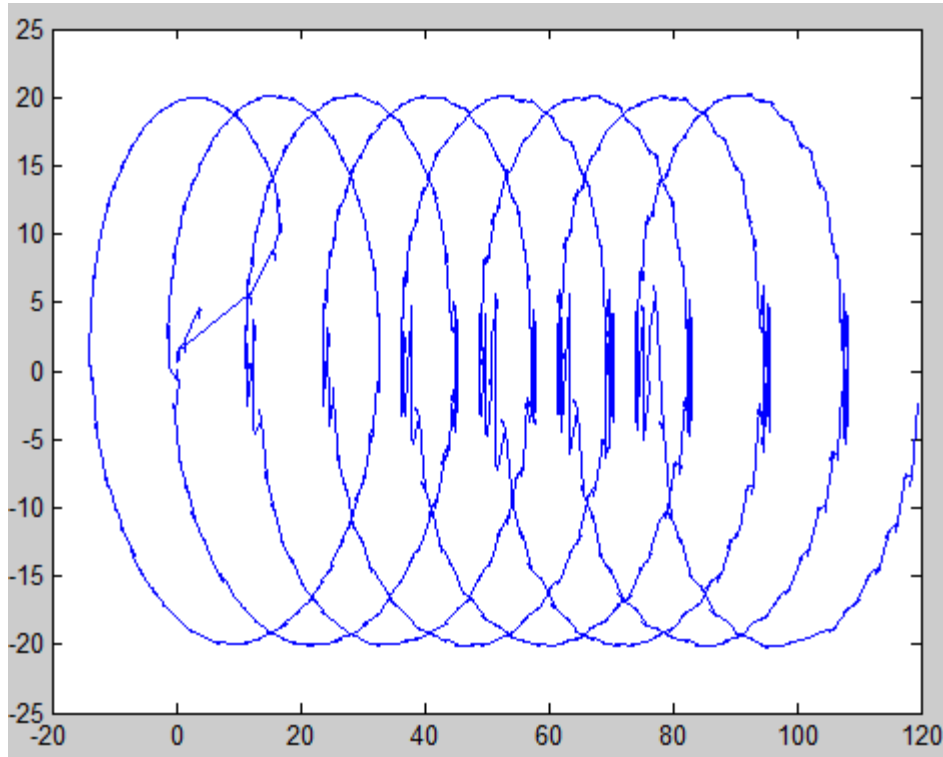


Fig 48 - Movimento estimado após filtro com corrente em x

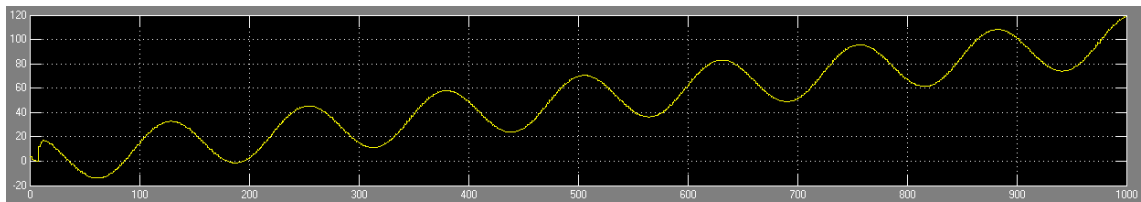


Fig 49 - X estimado após filtro com corrente em ambas as direcções

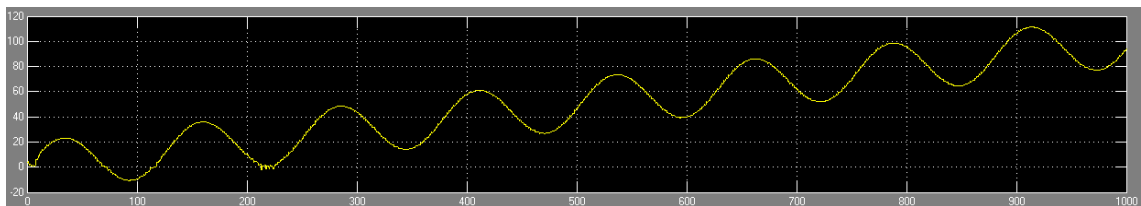


Fig 50 - Y estimado após filtro com corrente em ambas as direcções

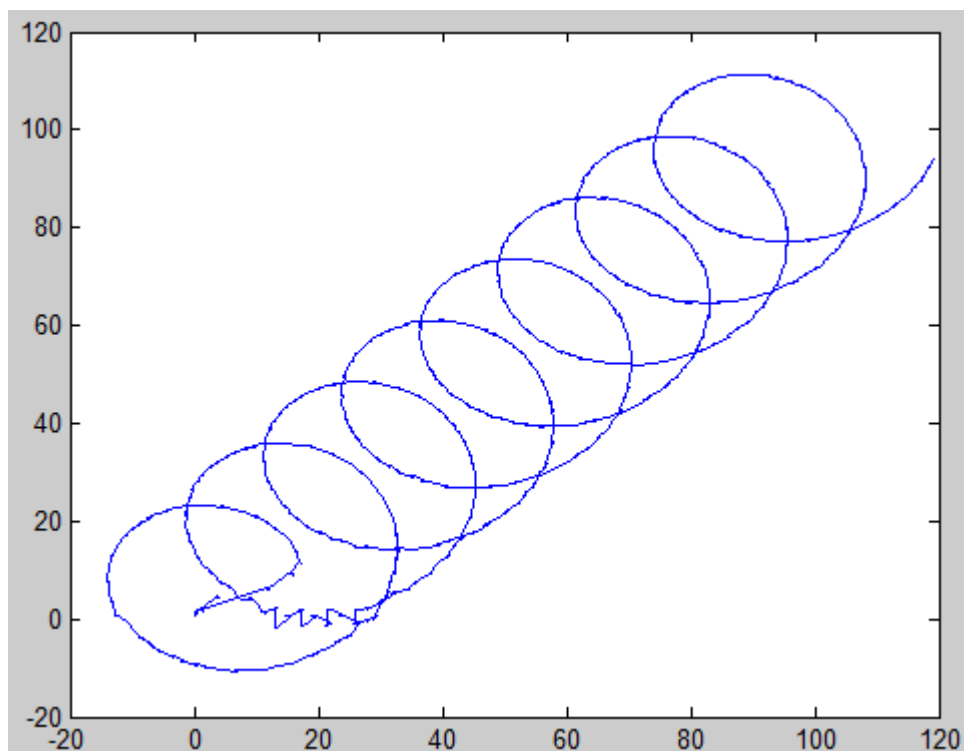


Fig 51 - Movimento estimado após filtro com corrente em ambas as direcções

Como se pode verificar, a corrente teve o efeito esperado sobre as trajetórias do veículo, verificando-se ainda que os únicos erros ocorrem:

- Aquando da transição de um lado da baseline para o outro.
- No caso da corrente segundo a direcção x, onde o erro aumenta à medida que o veículo se afasta dos faróis.

Numa simulação posterior, optou-se por manter as correntes e movimento, mas aumentar a velocidade, passando esta para 4 m/s, tendo-se então observado o seguinte

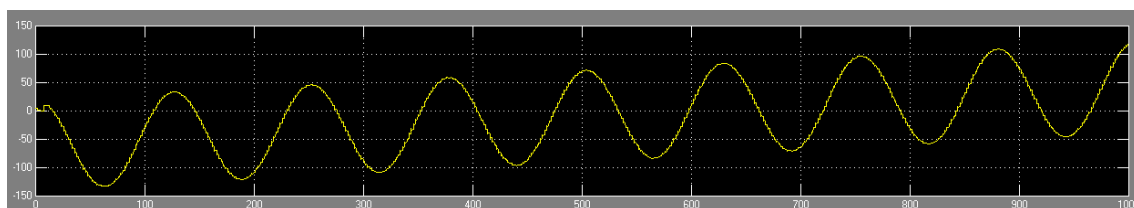


Fig 52 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s

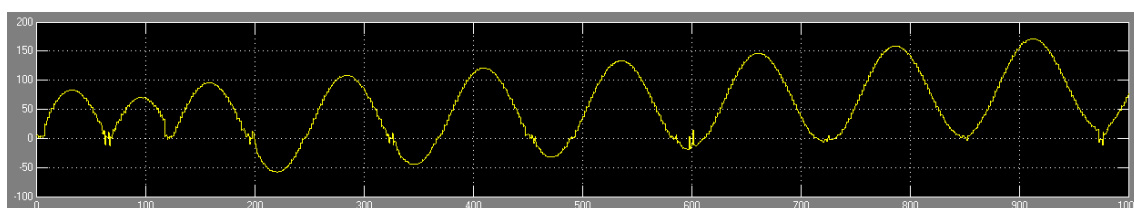


Fig 53 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s

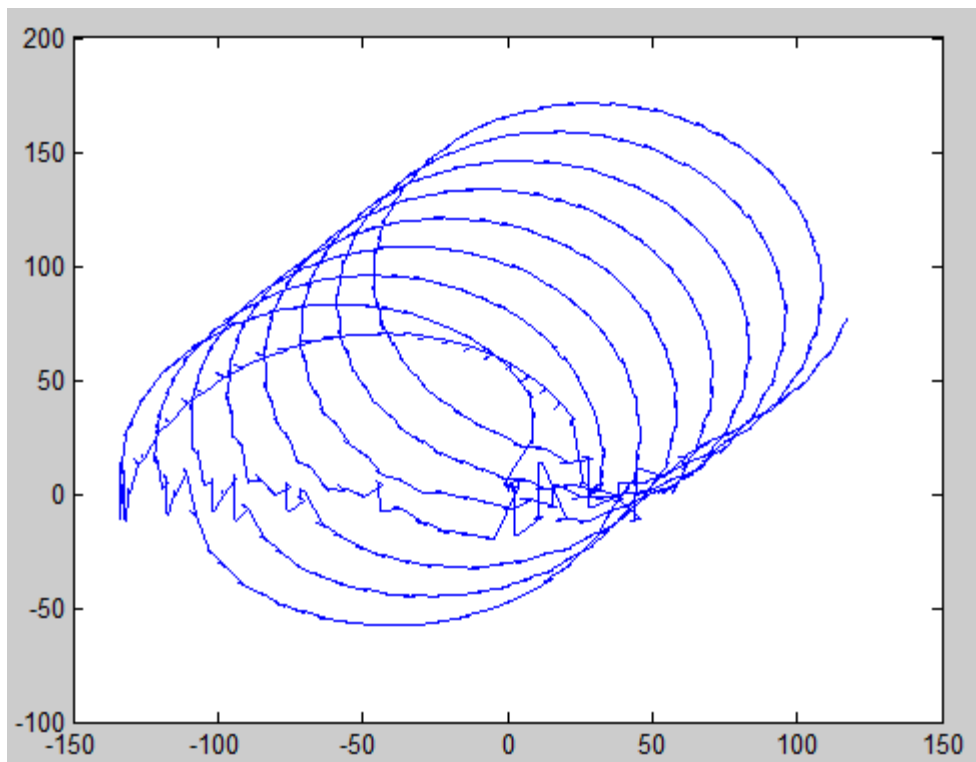


Fig 54 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s

Como se pode verificar ocorreu erro, existindo uma falha na detecção de uma das transições. Contudo, na transição seguinte, o algoritmo foi capaz de corrigir o erro não efectuando uma transição desnecessária.

Após uma primeira análise do comportamento do algoritmo, na qual se obteve bons resultados, optou-se por repetir os mesmos cenários, aumentando desta vez para um ruído de média nula e amplitude máxima, 1 m. Tendo sido obtido os seguintes resultados.

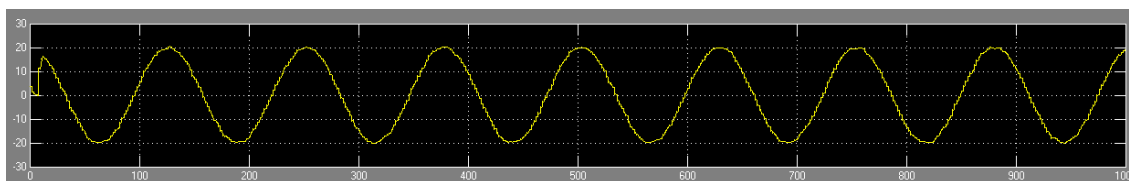


Fig 55 - X estimado após filtro

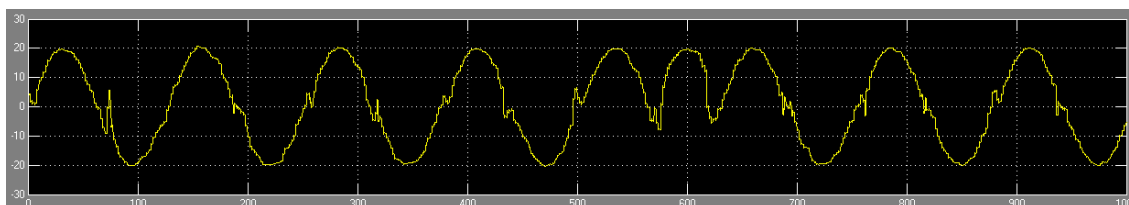


Fig 56 - Y estimado após filtro

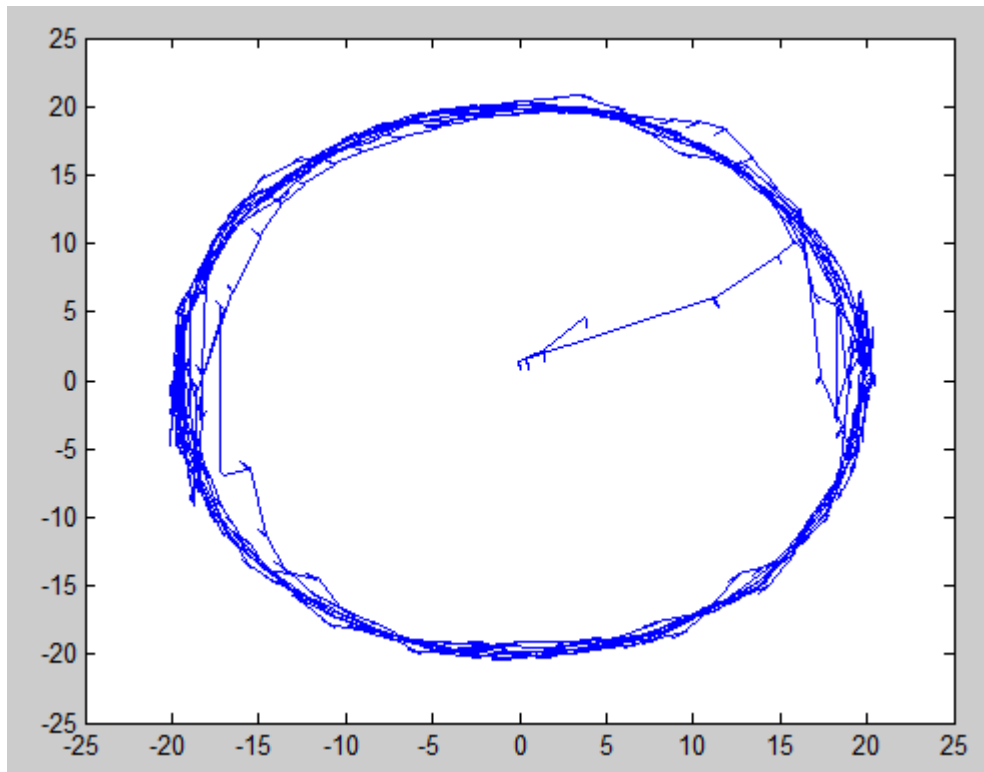


Fig 57 - Movimento estimado após filtro

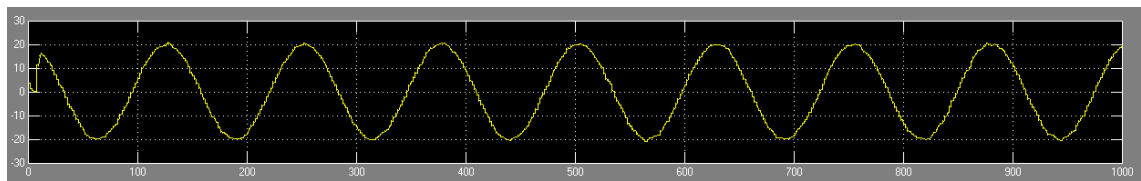


Fig 58 - X estimado após filtro com corrente em y

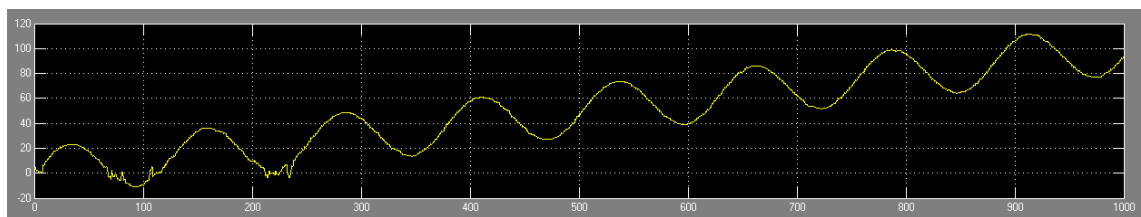


Fig 59 - Y estimado após filtro com corrente em y

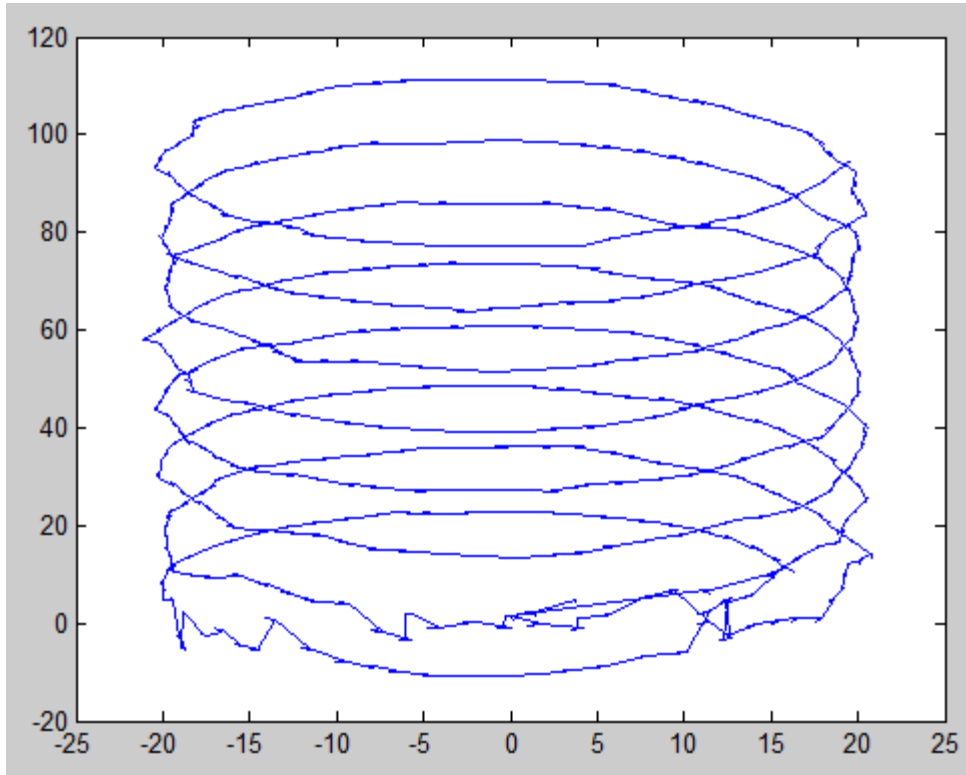


Fig 60 - Movimento estimado após filtro com corrente em y

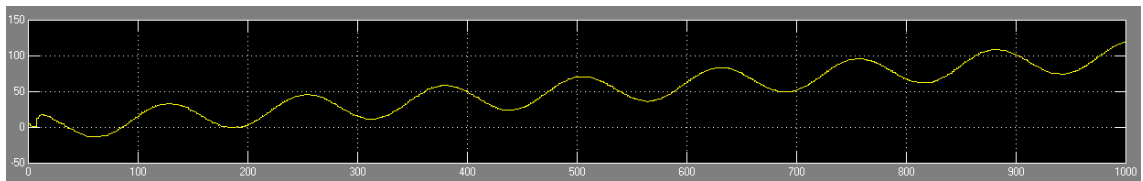


Fig 61 - X estimado após filtro com corrente em x

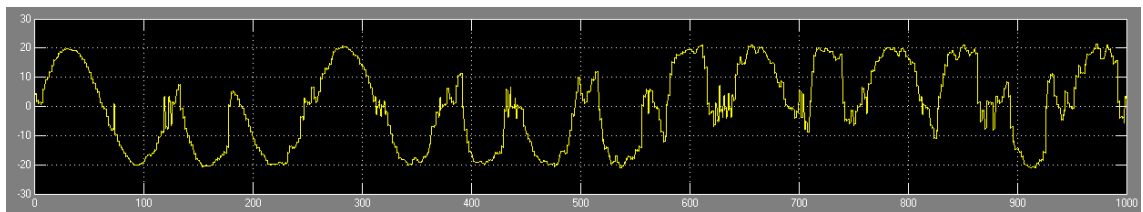


Fig 62 - Y estimado após filtro com corrente em x

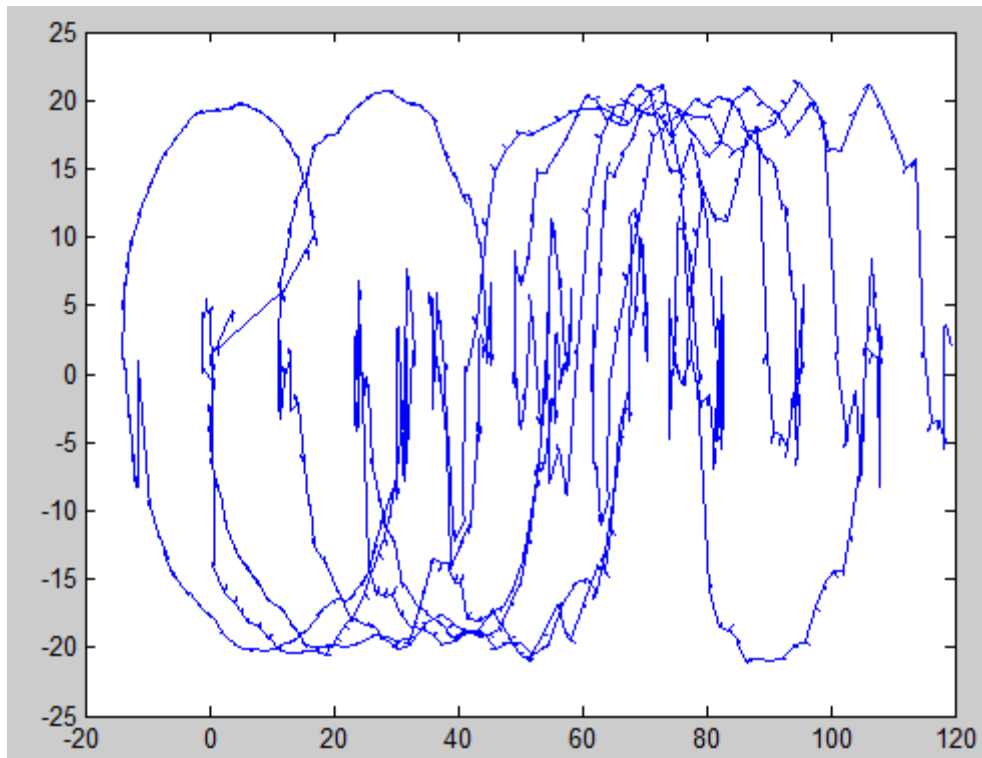


Fig 63 - Movimento estimado após filtro com corrente em x

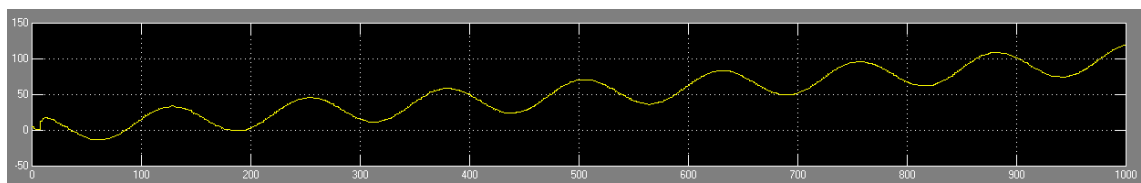


Fig 64 - X estimado após filtro com correntes em ambas as direcções

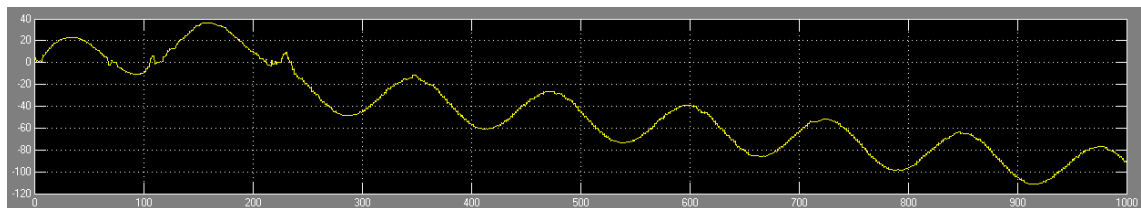


Fig 65 - Y estimado após filtro com corrente em ambas as direcções

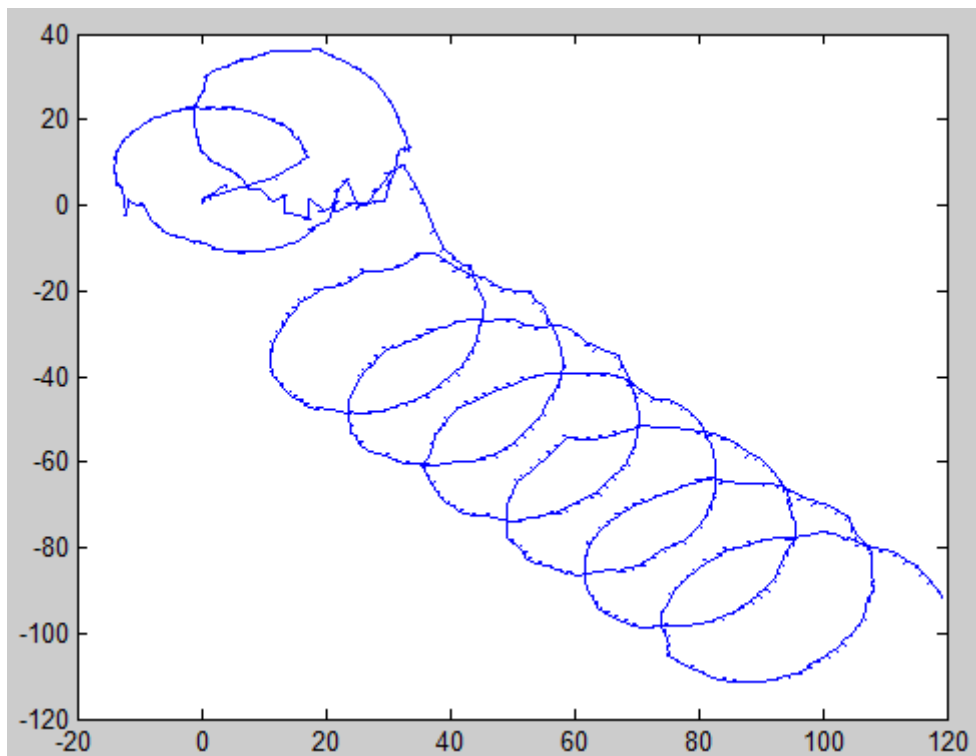


Fig 66 - Movimento estimado após filtro com corrente em ambas as direcções

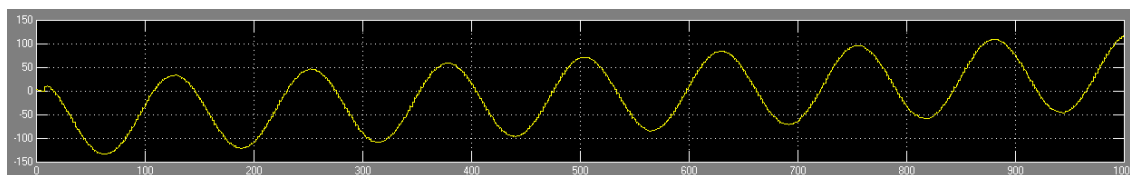


Fig 67 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s

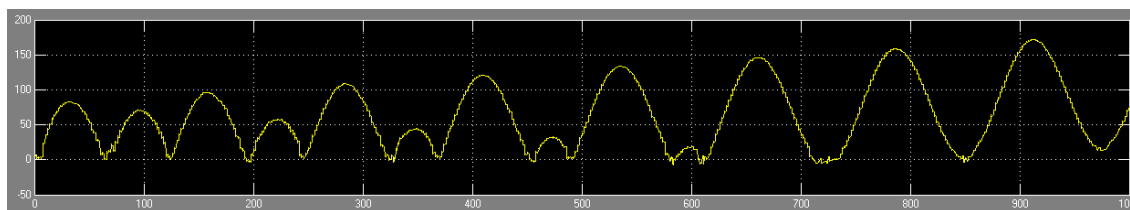


Fig 68 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s

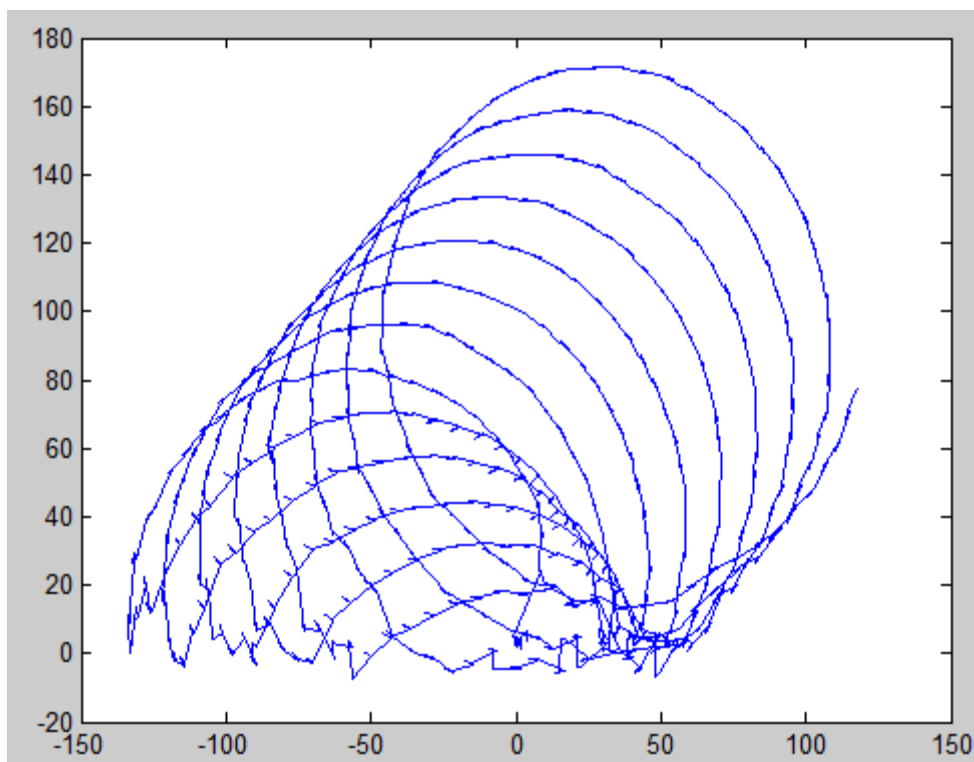


Fig 69 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s

Como se pode verificar, o movimento é mais irregular, devido ao maior erro de medida. Contudo isto causa que existam várias falhas na detecção das transições. Existe ainda um problema no caso em que existem correntes em ambas as direcções, onde a última transição não é detectada ficando, a partir desse momento, a posição detectada constantemente errada, em sinal. Verifica-se também que no caso de maior velocidade, em conjunto com o maior erro na medida, causam que nenhuma transição seja detectada.

6.2.2. Detecção do lado do movimento

Na anterior abordagem ao problema optou-se por detectar o atravessamento da baseline, isto provou-se pouco eficaz quando existem erros elevados e velocidades elevadas. Existem várias falhas na detecção das transições, que podem levar a uma permanente falha da posição estimada, pela inexistência de uma transição seguinte, na qual este erro possa ser corrigido. Por tudo isto, torna-se necessário encontrar uma nova opção, que permita não detectar atravessamentos, mas detectar o lado em que o veículo se encontra, permitindo que a sua posição seja corrigida independentemente da distância a que este se encontra da baseline.

Para se detectar a posição correcta serão realizadas comparações entre o ângulo do movimento e a evolução da posição do veículo.

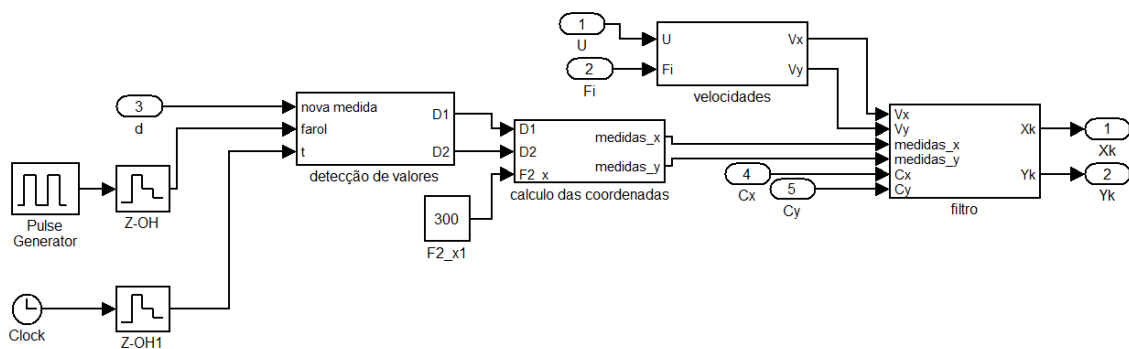


Fig 70 - Blocos do Algoritmo

Este algoritmo mantém a estrutura do anterior, sendo que os três primeiros blocos:

- cálculo da velocidade nas coordenadas x e y,
- detecção dos valores das distâncias aos faróis
- cálculo das coordenadas,

serão iguais a já anteriormente apresentados.

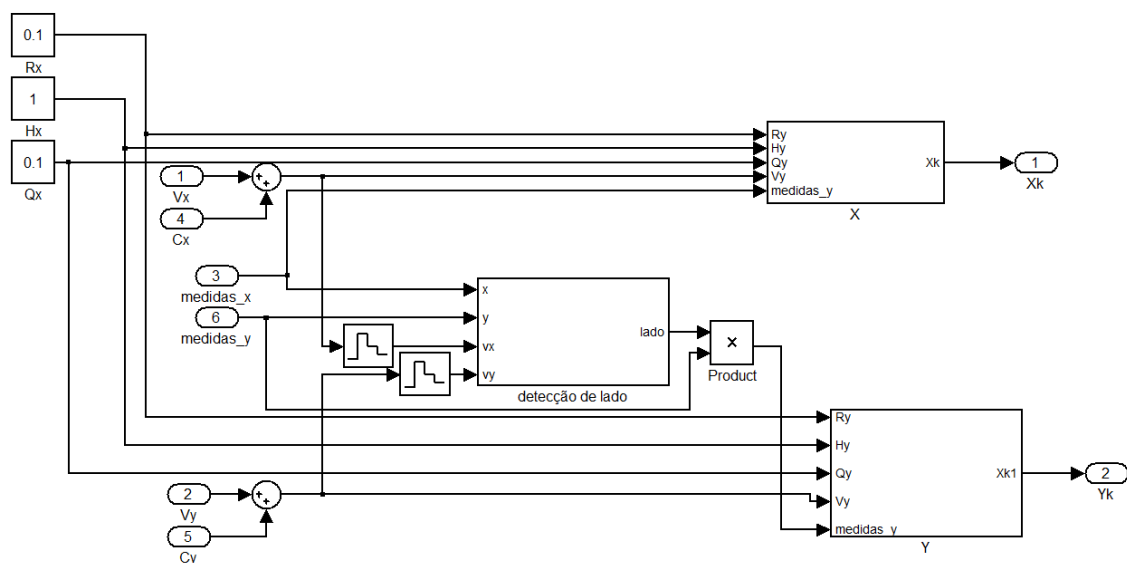


Fig 71 - Bloco do Filtro

O bloco do filtro, por sua vez sofrerá algumas alterações. Manter-se-ão separadas as filtrações para as coordenadas segundo x e y, tendo ambos um filtro semelhante ao do bloco x no algoritmo anterior. Como tal é necessário um bloco extra, responsável por determinar qual a posição correcta do veículo.

Analisando o movimento do veículo podem-se detectar vários cenários de movimentos. Movimentos no sentido ascendente, quando o ângulo do veículo se encontra entre 0° e 180° , podendo estes ser realizados no lado positivo ou negativo. Movimentos no sentido descendente, sendo que para estes o ângulo do veículo se encontra entre 180° e 360° , podendo estes também, serem realizados no lado positivo ou negativo. Transições do lado positivo para o negativo, e do lado negativo para o positivo. Inversões de sentido, podem ser realizadas em qualquer um dos lados e finalmente os movimentos paralelos, quando o veículo se move com ângulo 0° ou 180° .

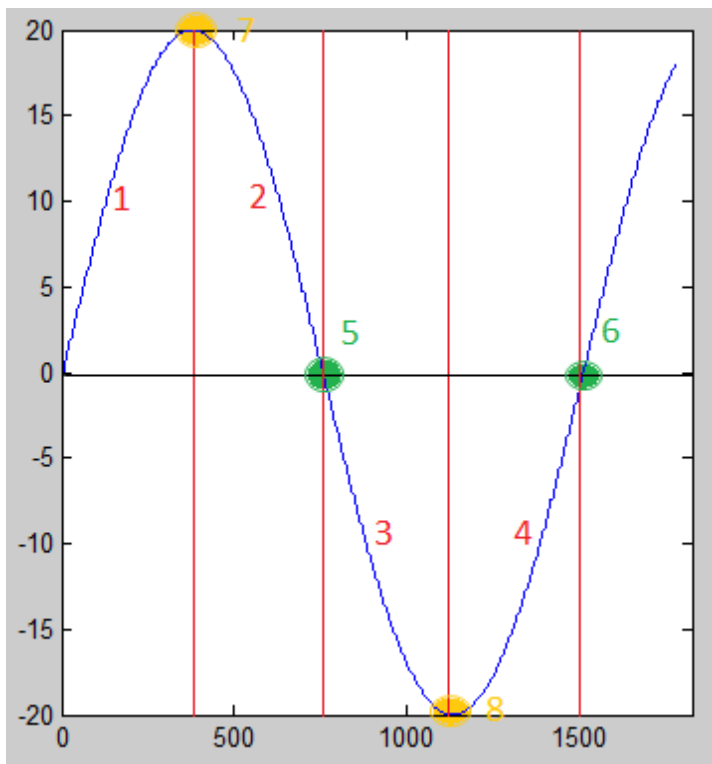


Fig 72 - Cenários de movimento do veículo

Desenvolveu-se então um conjunto de condições que conjugam o ângulo do movimento φ_v , com a memória das últimas cinco posições e os ângulos da tendência do movimento dos ultimas cinco posições, caso o y actual seja positivo φ_{pos} , ou negativo φ_{neg} .

Começa-se por analisar as situações, quando o ângulo do movimento φ_v se encontra entre 0° e 180° . Se a maioria das coordenadas y for positiva (cenário 1), a coordenada y seguinte será positiva. Por outro lado, se a maioria das coordenadas y for negativa, iremos comparar a diferença entre o ângulo do movimento e os ângulos da tendência do movimento

$$|\varphi_v - \varphi_{pos}| < |\varphi_v - \varphi_{neg}| \quad (80)$$

Se esta condição se verificar (cenário 6) a coordenada y actual assumirá o valor positivo, caso não se verifique a condição (cenário 4), a coordenada y assumirá um valor negativo.

Se todos os valores em memória da coordenada y forem negativos, (cenário 8) a coordenada y manter-se-á negativa.

Para as situações enquanto o ângulo do movimento φ_v se encontra entre 180° e 360° , se a maioria das coordenadas y em memória forem negativas (cenário 3) atribuir-se-á à coordenada y actual um valor negativo, se pelo contrário a maioria das coordenadas y

guardadas em memória forem positivas, iremos comparar a diferença entre o ângulo do movimento e os ângulos da tendência do movimento

$$|\varphi_v - \varphi_{pos}| > |\varphi_v - \varphi_{neg}| \quad (81)$$

Verificando-se esta condição (cenário 5), a coordenada y actual adoptará um valor negativo, se por outro lado isto não se verificar (cenário 2) a coordenada y actual adoptará um valor positivo.

Se todos os valores mantidos em memória da coordenada y forem positivos (cenário 7) esta conservar-se-á positiva.

Nas situações em que o veículo assuma um movimento paralelo á baseline, sendo o ângulo do seu movimento, 0° ou 180°, a coordenada y irá manter o sinal que lhe tiver sido atribuído anteriormente.

6.2.2.1. Resultados Simulação

No algoritmo desenvolvido anteriormente, foram detectadas fracas prestações quando existia um ruído elevado e velocidade elevada. Serão por isso estas as condições de teste para o novo algoritmo, de forma a verificar se este será uma alternativa viável ou não.

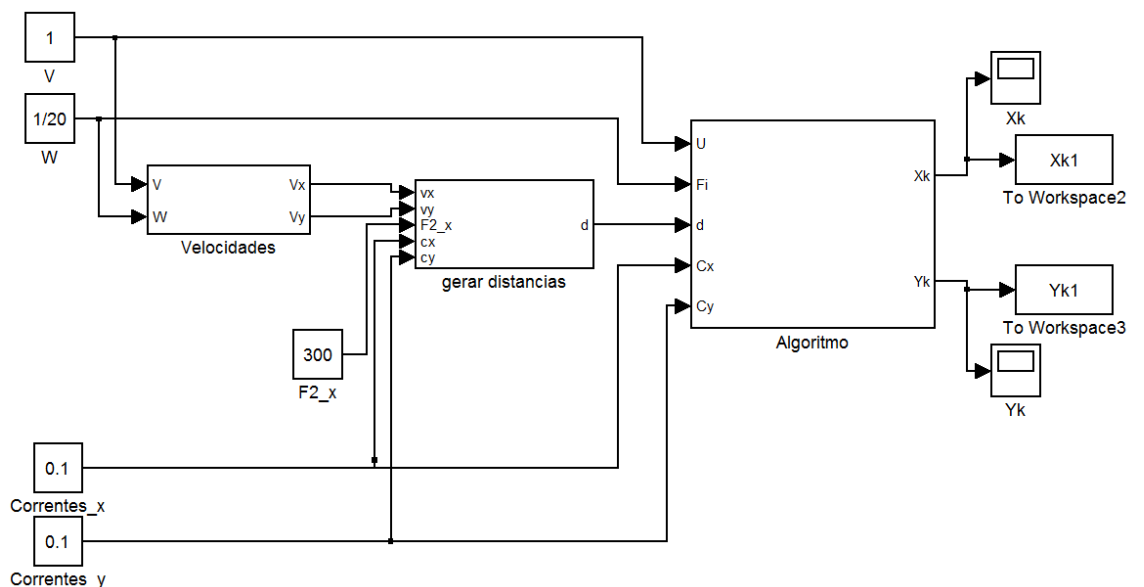


Fig 73 - Simulador 2D

Utilizando o simulador já apresentado anteriormente, incluindo agora as capacidades do novo algoritmo, obtiveram-se os seguintes resultados.

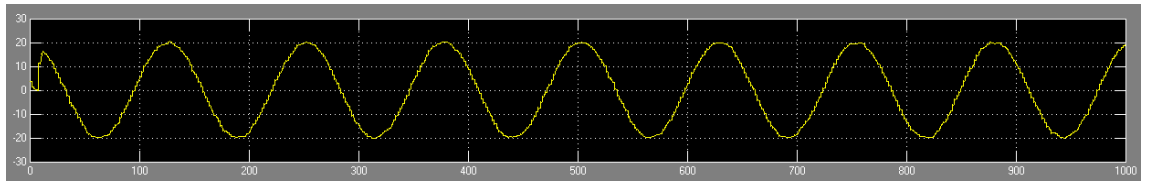


Fig 74 - X estimado após filtro

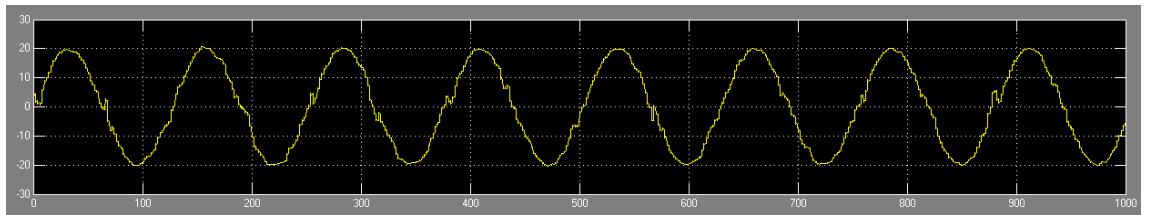


Fig 75 - Y estimado após filtro

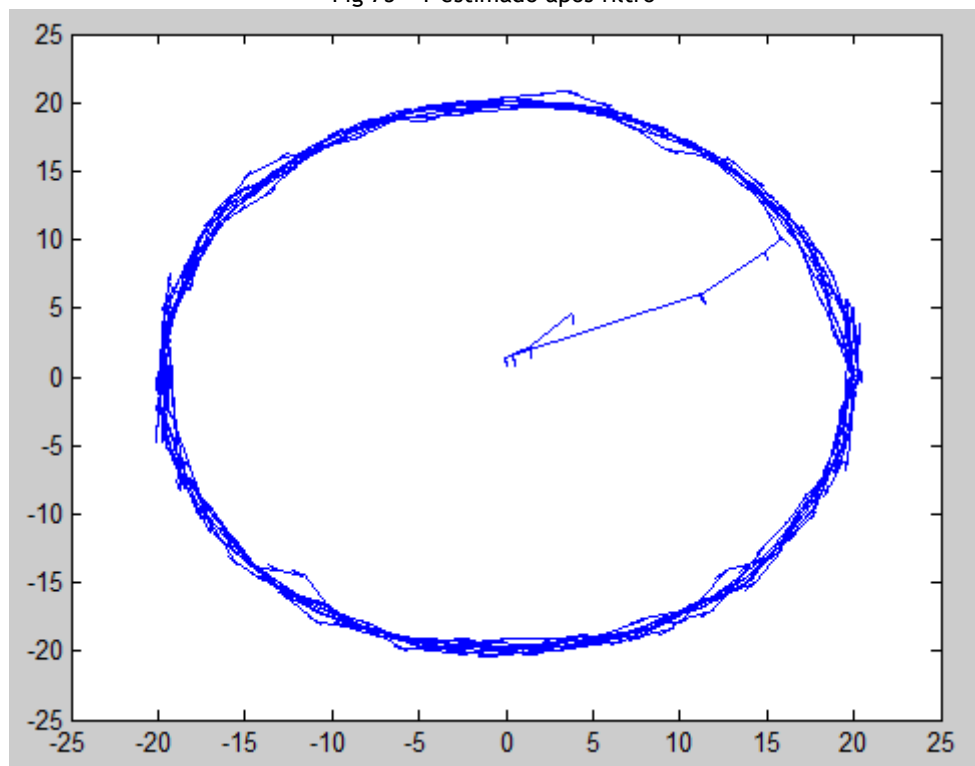


Fig 76 - Movimento estimado após filtro

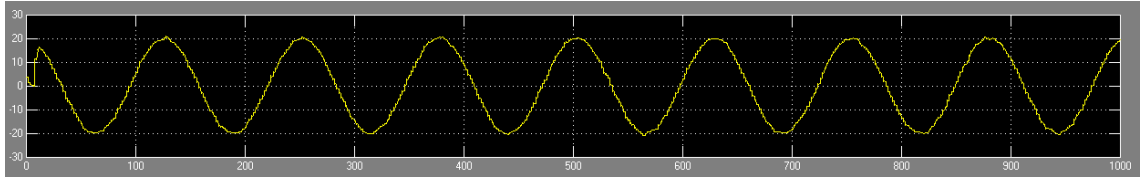


Fig 77 - X estimado após filtro com corrente em y

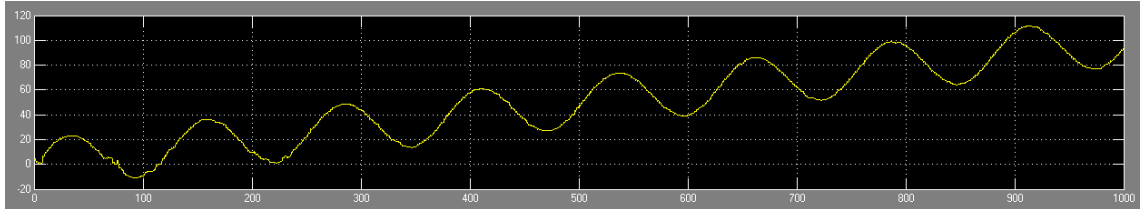


Fig 78 - Y estimado após filtro com corrente em y

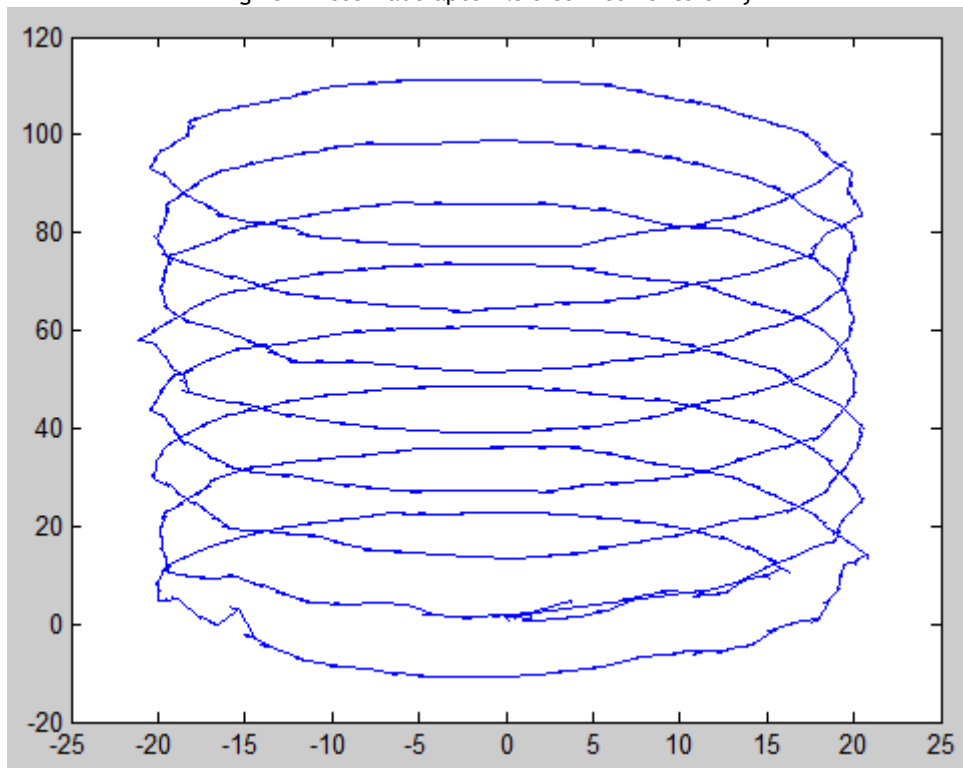


Fig 79 - Movimento estimado após filtro com corrente em y

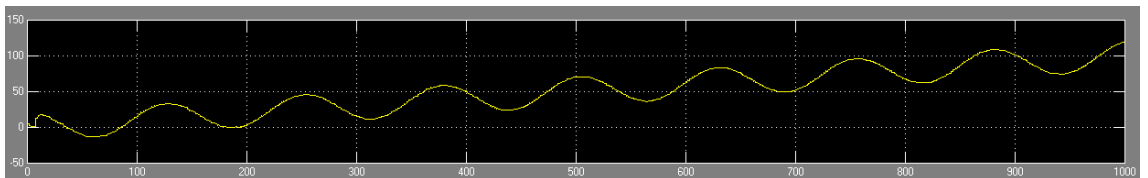


Fig 80 - X estimado após filtro com corrente em x

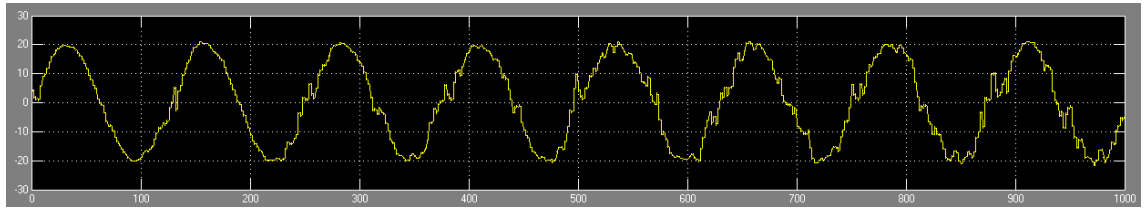


Fig 81 - Y estimado após filtro com corrente em x

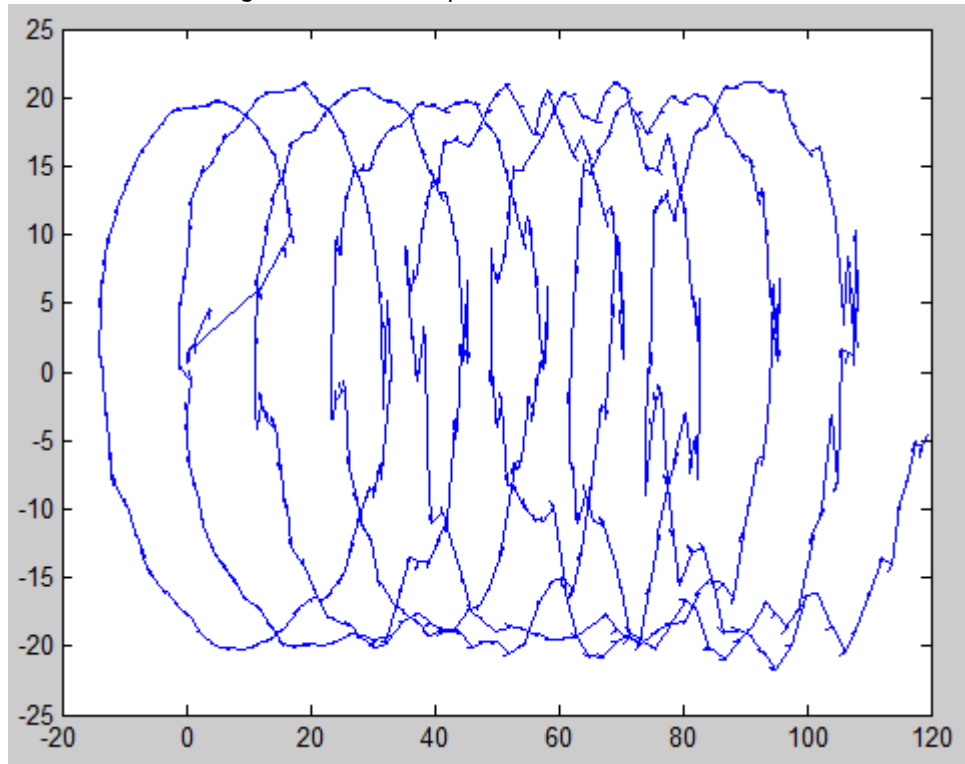


Fig 82 - Movimento estimado após filtro com corrente em x

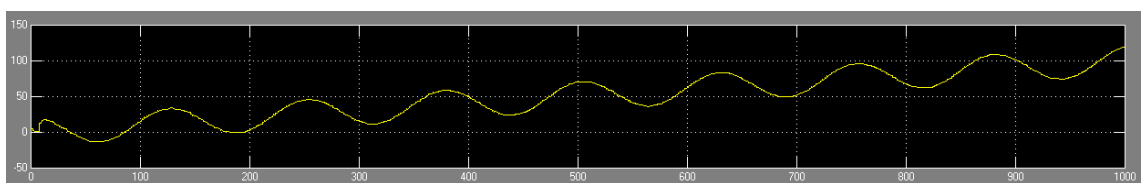


Fig 83 - X estimado após filtro com correntes em ambas as direcções

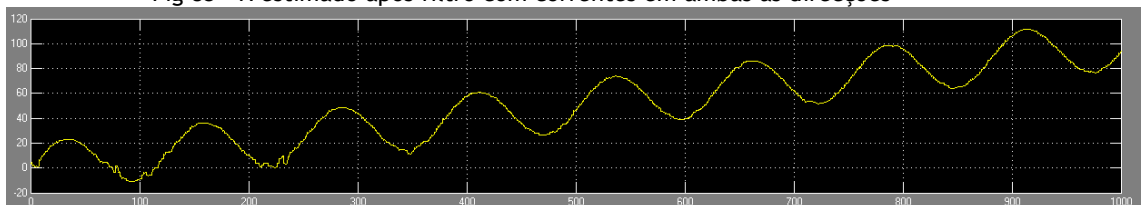


Fig 84 - Y estimado após filtro com correntes em ambas as direcções

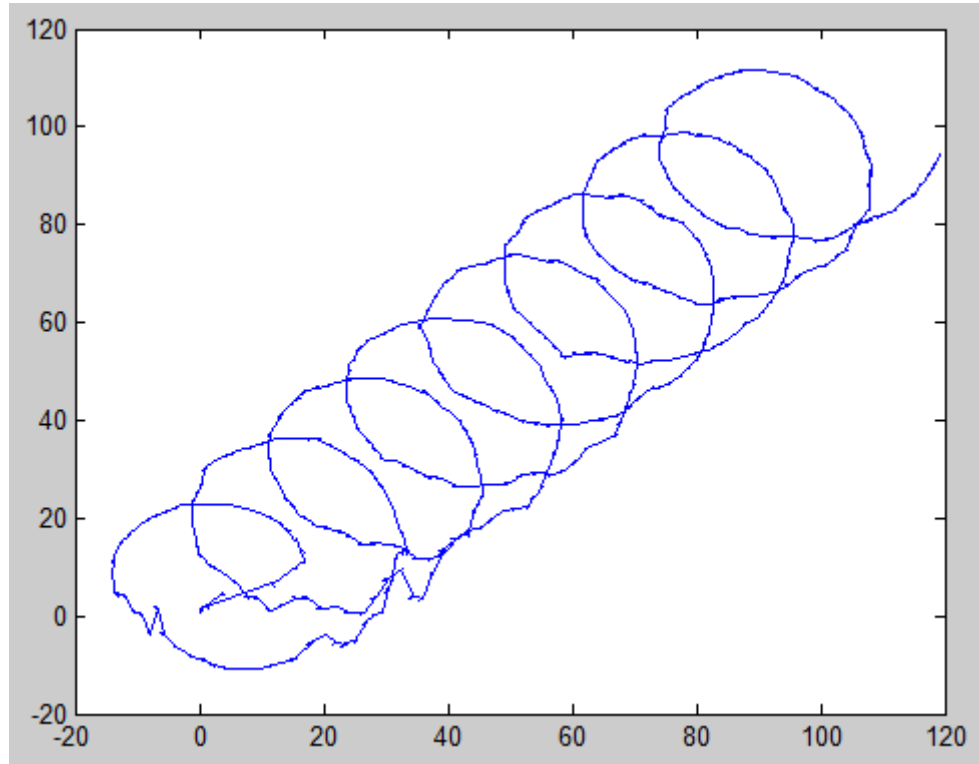


Fig 85 - Movimento estimado após filtro com correntes em ambas as direcções

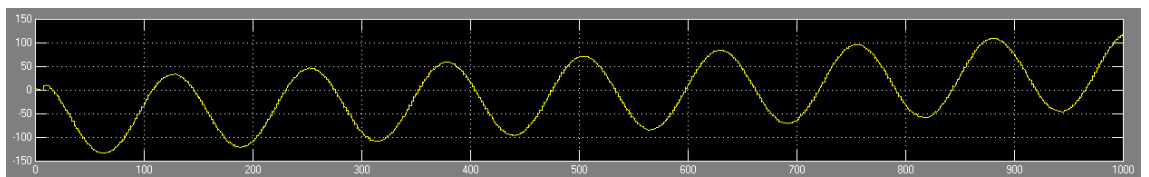


Fig 86 - X estimado após filtro com velocidade 4m/s

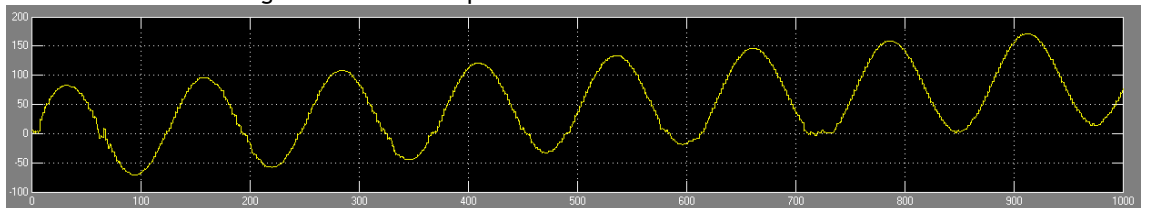


Fig 87 - Y estimado após filtro com velocidade 4m/s

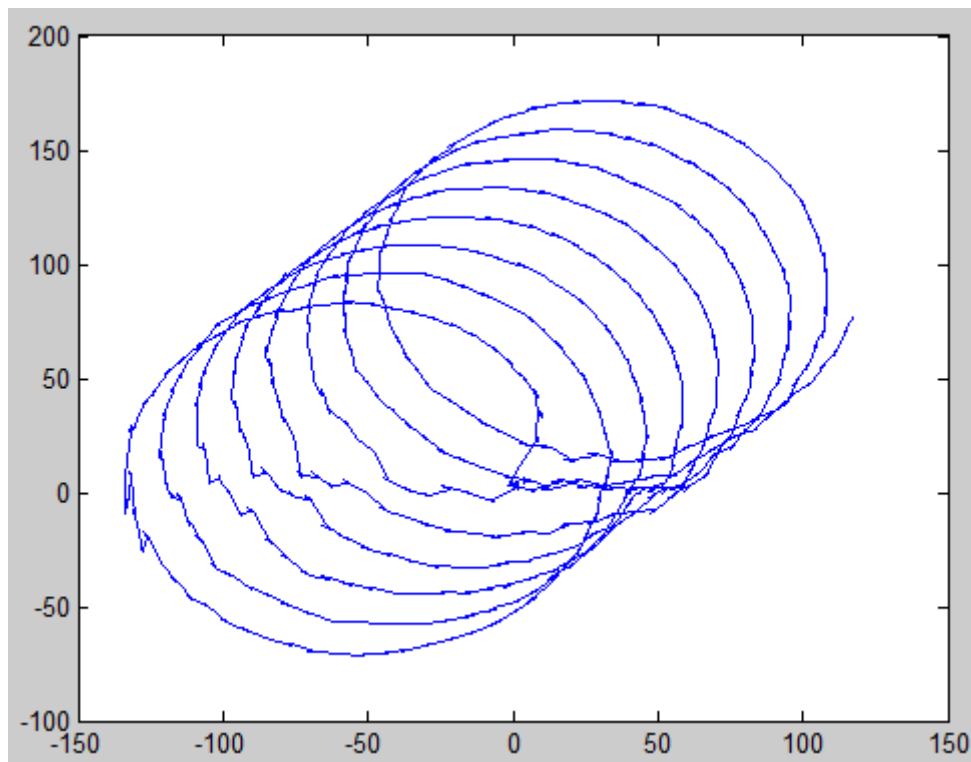


Fig 88 - Movimento estimado após filtro com velocidade 4m/s

Analisando os resultados vemos que estes são bastante aceitáveis, existindo apenas uns pequenos erros no momento das transições, tal como era de esperar. Verifica-se também, que neste algoritmo, independentemente do ruído elevado e aumento da velocidade, não existe qualquer falha nas transições.

6.2.3. Análise de Resultados

Para uma melhor comparação entre os resultados de ambos os algoritmos, serão apresentadas as evoluções da variável y , visto ser esta a única que está sujeita a alterações, nos cenários de ruído de média nula e amplitude máxima 1 m. Nos gráficos seguintes o algoritmo de detecção de atravessamento da baseline será traçado a verde, o algoritmo de detecção do lado do movimento será traçado a azul e o valor real será traçado a vermelho.

Aplicando uma velocidade de 1m/s e correntes nulas obtivemos os seguintes resultados.

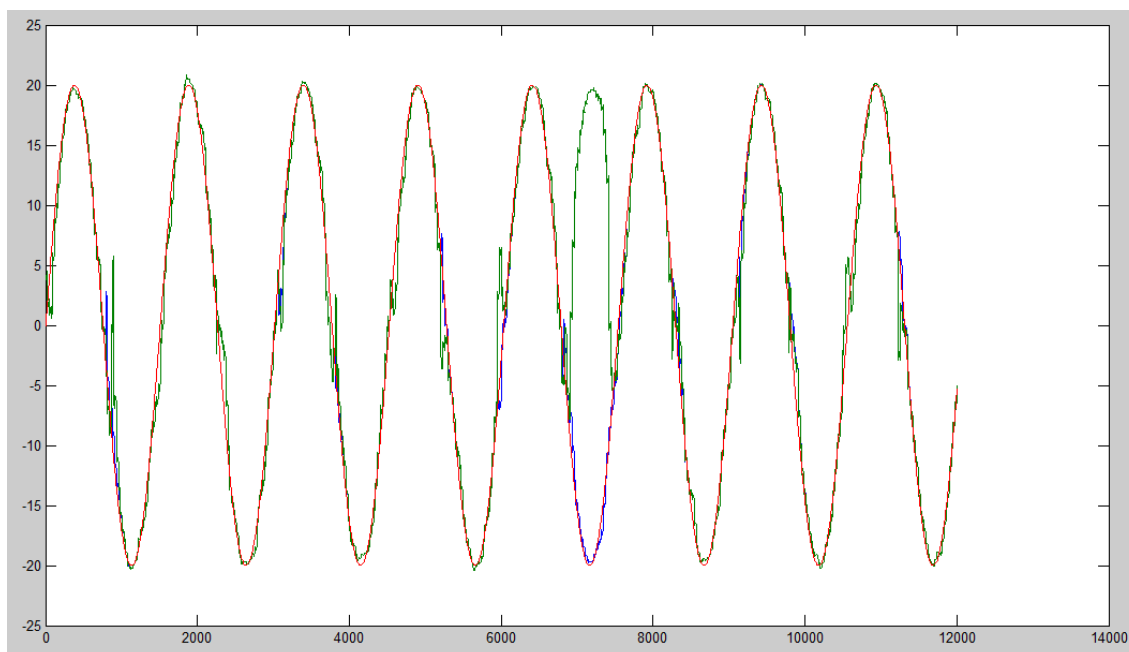


Fig 89 - y's com correntes nulas

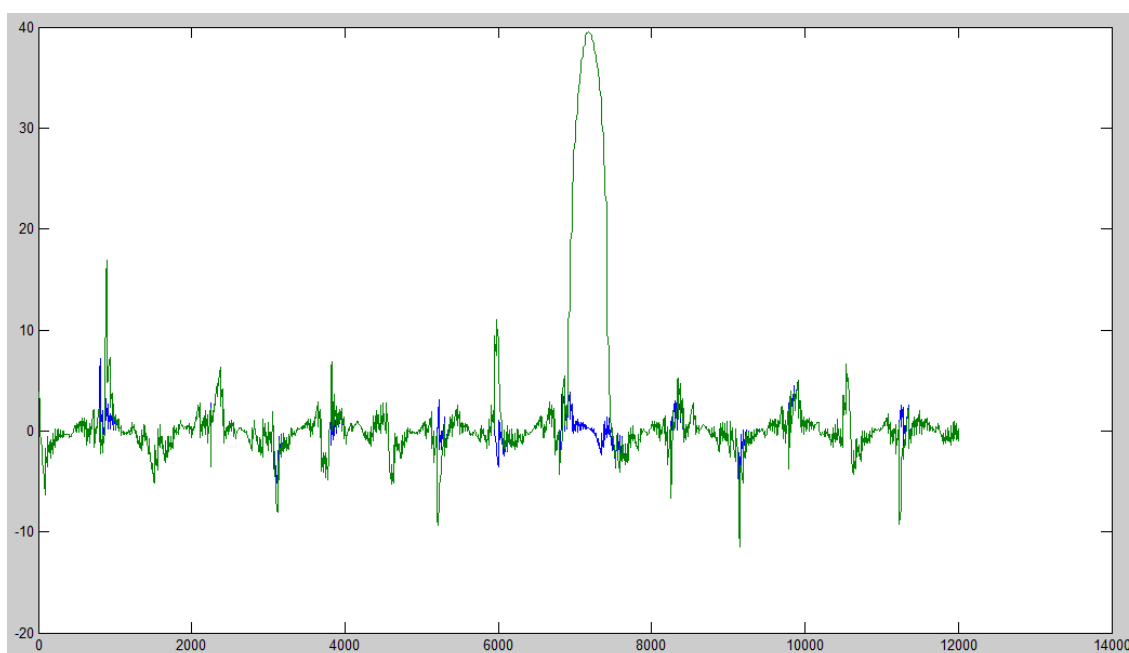


Fig 90 - Erros com correntes nulas

Como se pode verificar ambos os algoritmos geram resultados que acompanham o valor real da posição, com excepção para uma transição não detectada pelo primeiro algoritmo. Pode-se também verificar a existência de uma maior amplitude na incerteza das transições por parte desse mesmo algoritmo.

Aplicando agora uma corrente de 0,1 m/s com a direcção y podemos verificar que ambos algoritmos apresentam bom resultados, especialmente quando afastados da baseline.

Torna-se a verificar também que a amplitude de incerteza das transições é maior no primeiro algoritmo, embora ainda bastante aceitáveis.

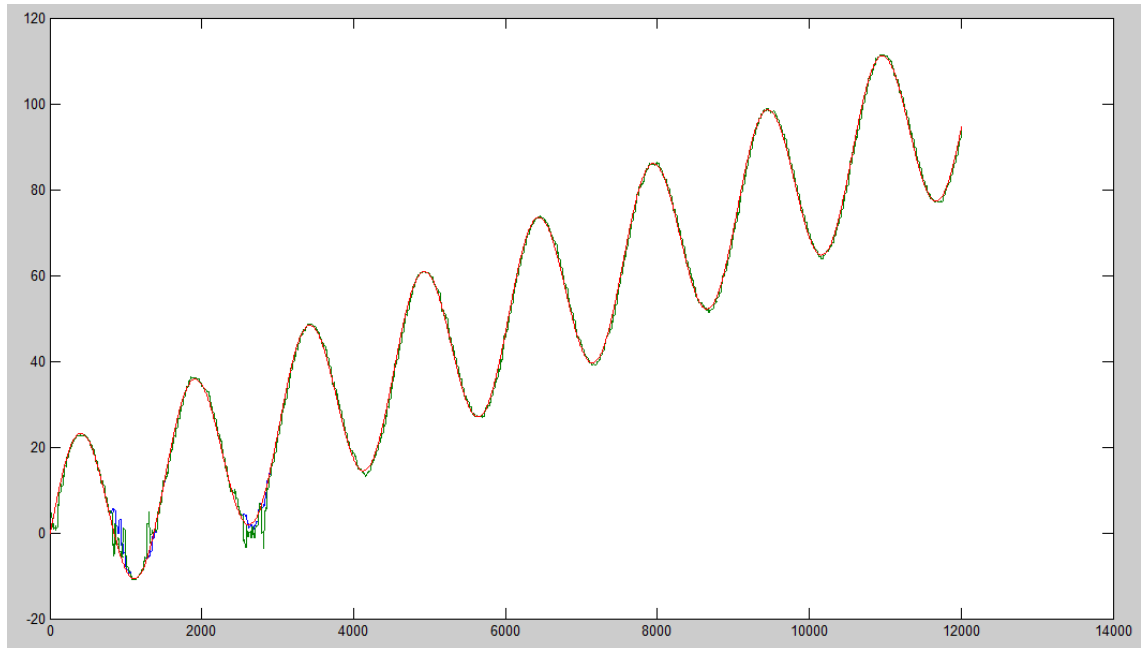


Fig 91 - y's com corrente na direcção y

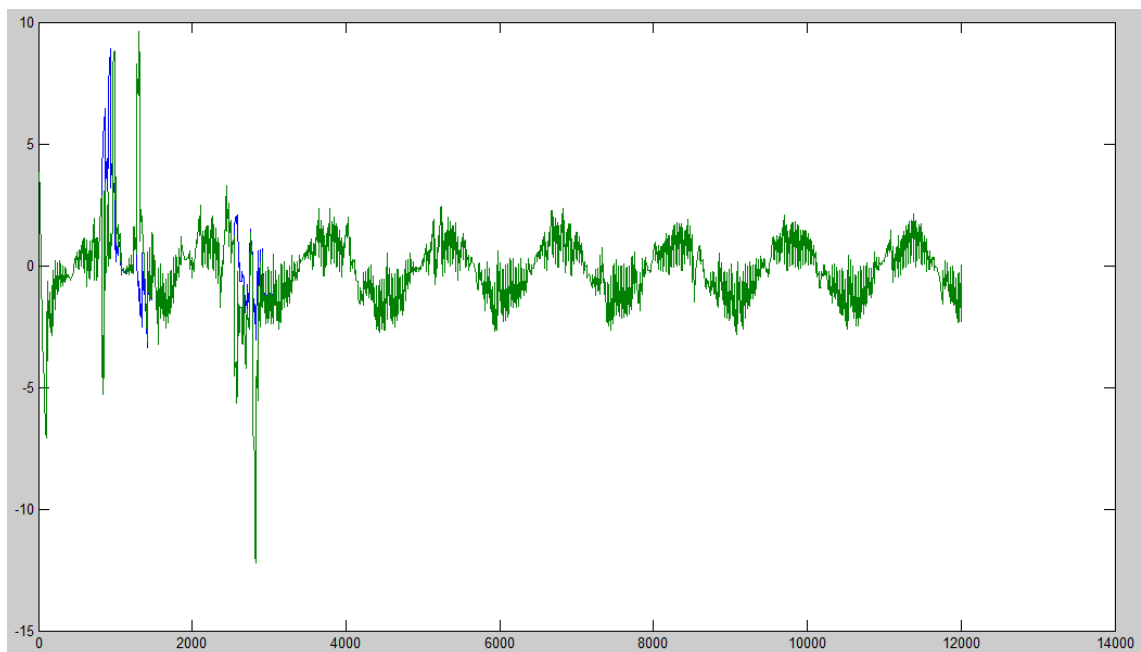


Fig 92 - Erros com correntes na direcção y

Trocando agora a corrente da direcção y para a direcção x pode-se observar o seguinte

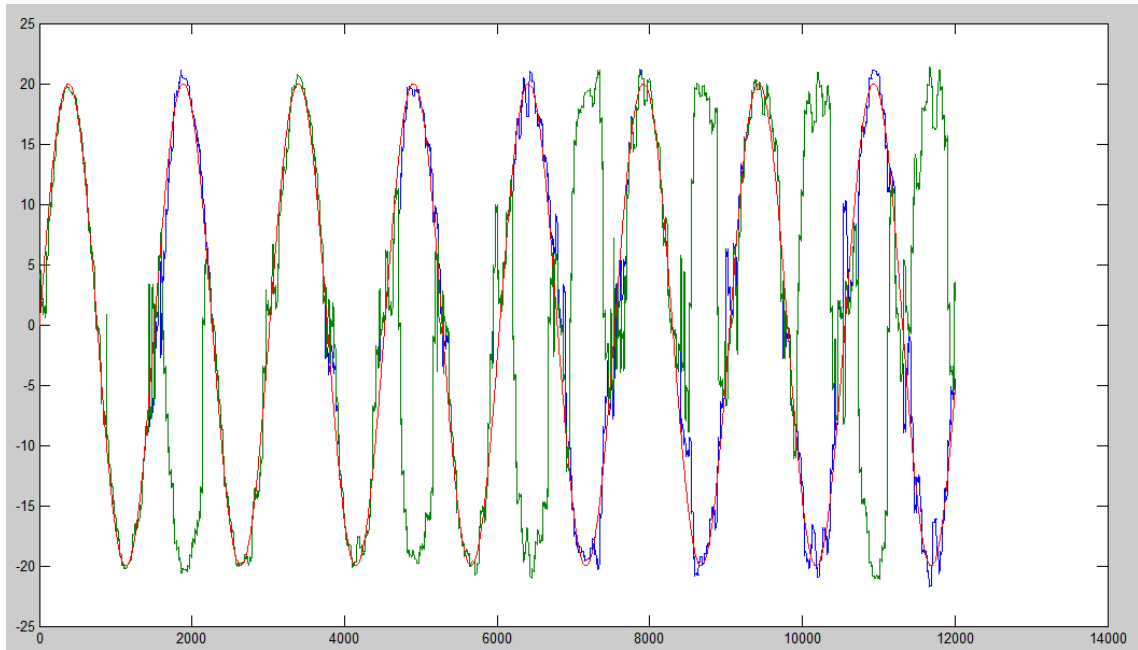


Fig 93 - y's com corrente na direcção x

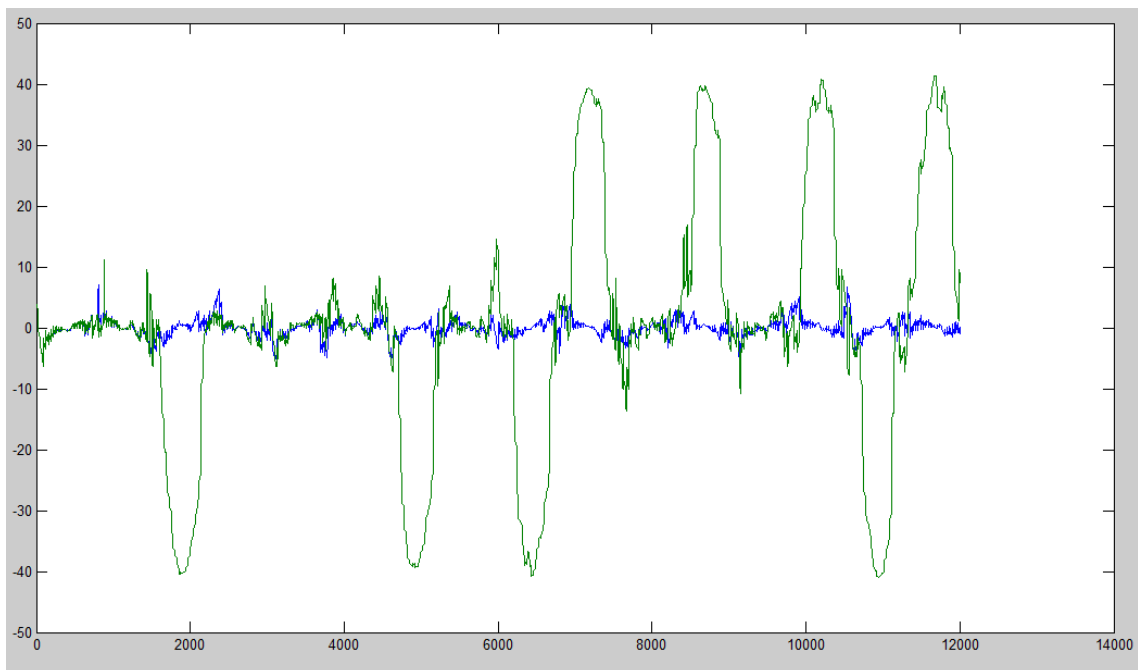


Fig 94 - Erros com corrente na direcção x

Nestas condições as diferenças entre os dois algoritmos já se tornam bastante significativas. Verifica-se que o primeiro algoritmo, (detecção de transições da



Fig 95 - Área de erro previsto próximo da baseline

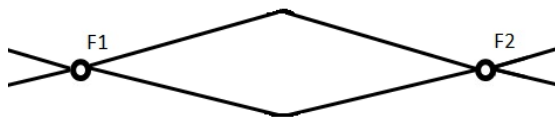


Fig 96 - Área de erro proximo da baseline

baseline) sofre varias falhas na detecção das transições, pelo contrário o segundo algoritmo. (detecção de lado) não tem qualquer falha nas transições. Verifica-se ainda que o erro no cálculo da posição vai

aumentando á medida que se percorre o eixo dos x, isto fornece a informação de que a área de erro na proximidade da base line não é algo linear, mas dependente da distância a que se encontra dos farois, como podemos confirmar no grafico seguinte, onde está registado a azul os dados do segundo algoritmo e a verde os dados reais, que representa o movimento circular com corrente segundo x, desde proximo do farol acustico F1 até ao farol acustico F2.

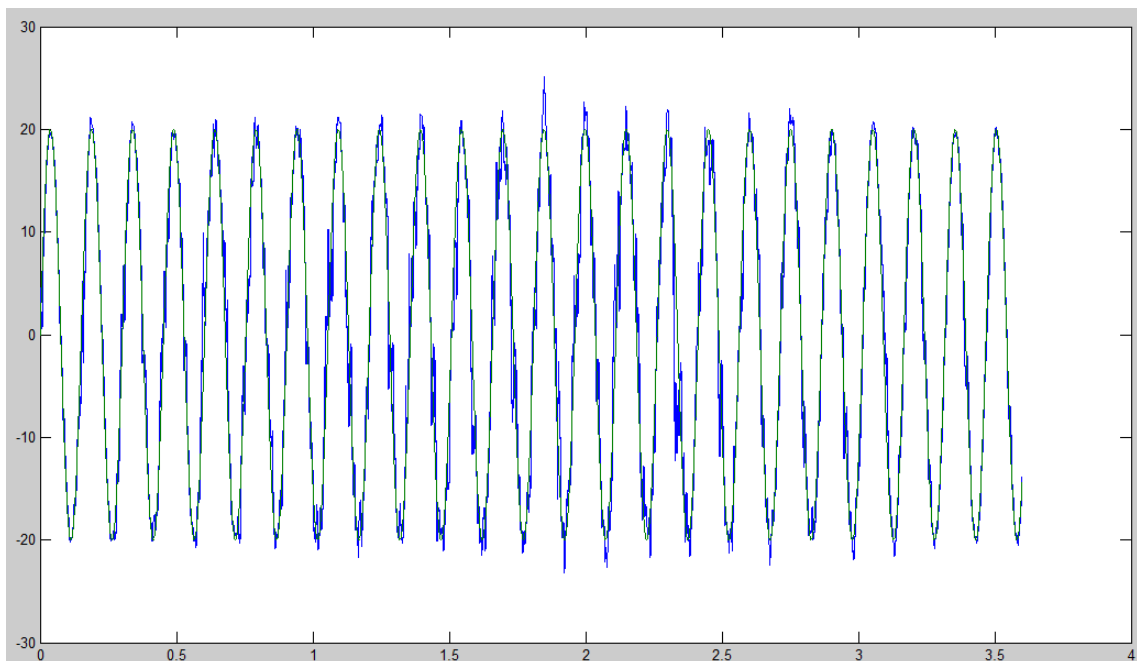


Fig 97 - y's com corrente na direcção x de F1 a F2

Aplicando agora correntes em ambas as direcções observamos que no último atravessamento da baseline o primeiro algoritmo não a detecta causando um desvio em

relação á trajectória real, o que não acontece no segundo algoritmo, que acompanha totalmente o movimento real.

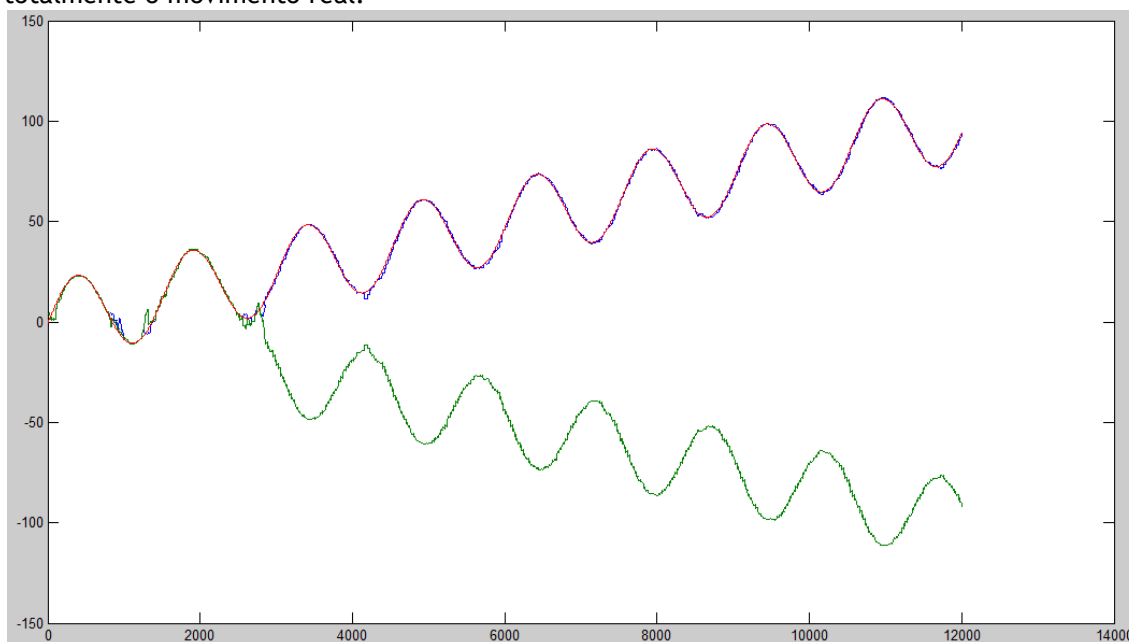


Fig 98 - y's com correntes em ambas as direcções

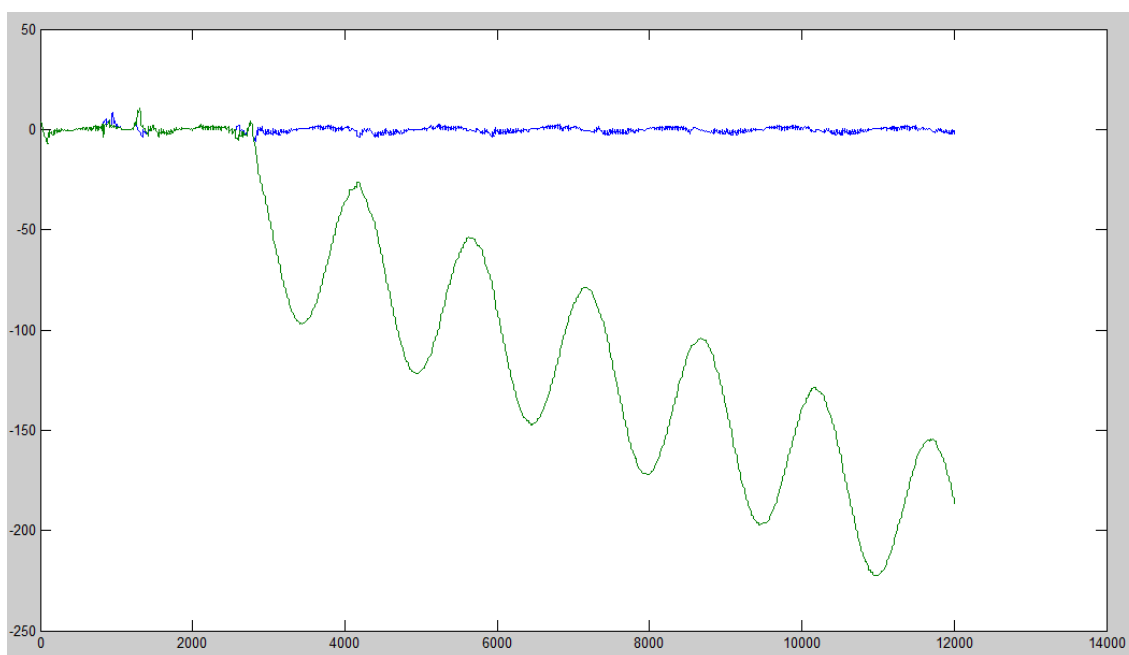


Fig 99 - Erros com correntes em ambas as direcções

Aumentando agora a velocidade para 4m/s podemos observar que o primeiro algoritmo foi incapaz de detectar qualquer transição, enquanto o segundo não teve qualquer falha, mostrando-se assim de forma geral que o segundo algoritmo é melhor que o primeiro, pelo facto de não existirem falhas de transições, independentemente do erro e velocidade, e pelo facto de constantemente a amplitude de indecisão nas transições ser inferior.

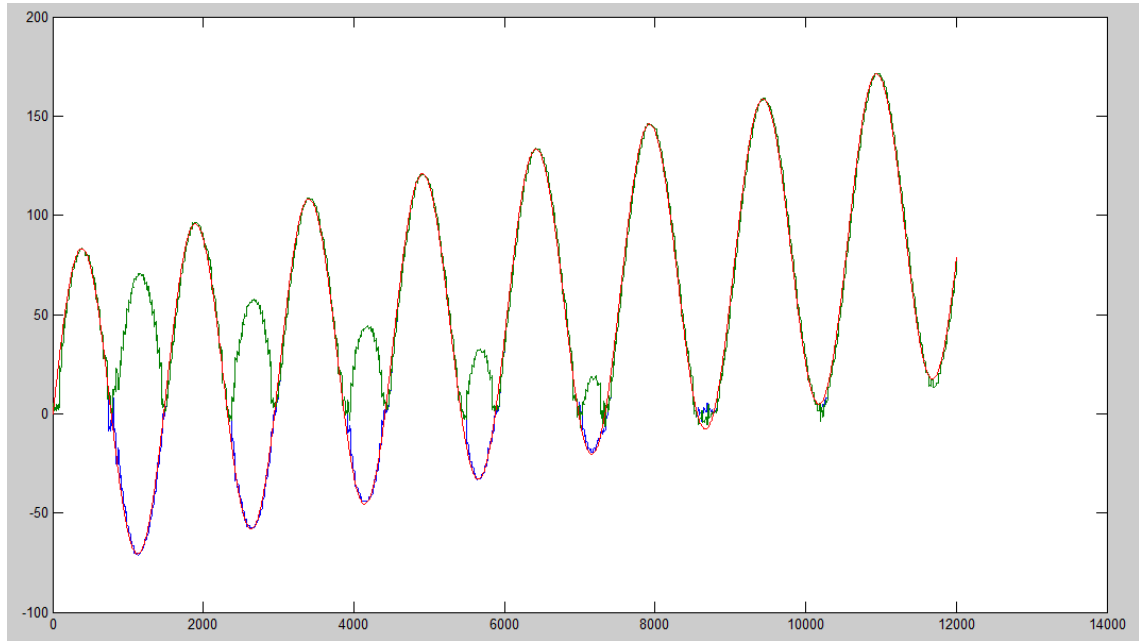


Fig 100 - y's com velocidade 4m/s

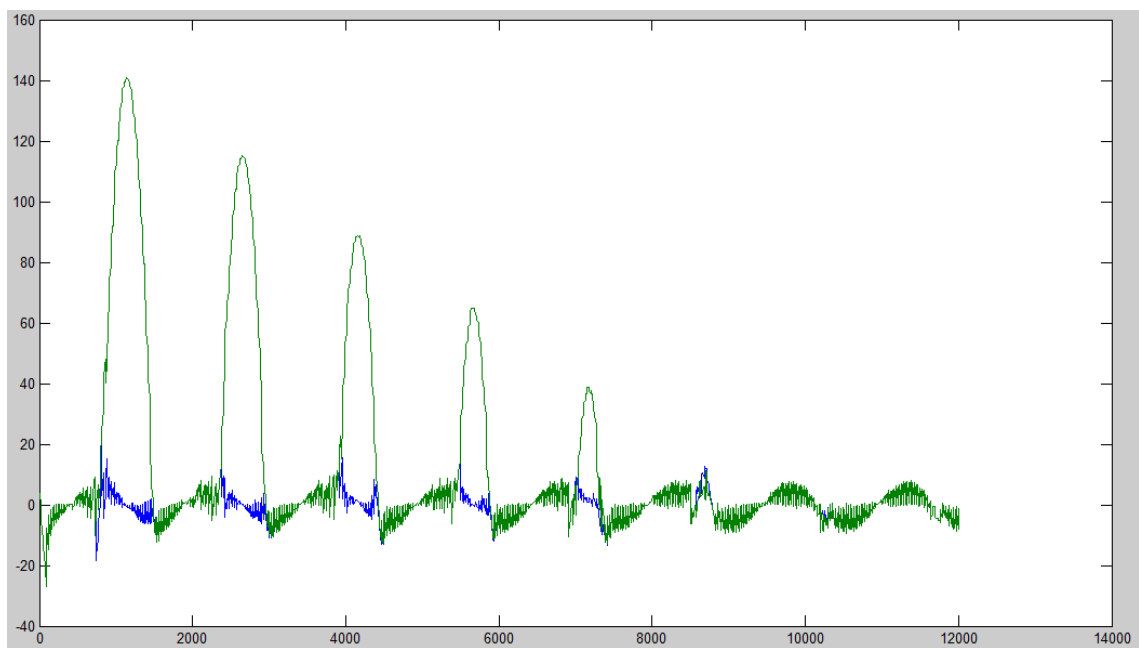


Fig 101 - Erros com velocidade 4 m/s

7.Caso de falha de um dos faróis acústicos

Podem existir situações em que devido a um qualquer erro um dos faróis acústicos deixa de funcionar permanentemente. O veículo leva algum tempo a detectar esta situação, pois está preparado para a existência de inquirições às quais não obterá resposta. Quando detectar isto, a sua posição real poderá já estar bastante distante da posição estimada, pelo que será necessário o desenvolvimento de algoritmos que nos permitam ter uma melhor noção da posição do veículo, do que apenas uma distância em relação a um farol acústico.

Neste capítulo são apresentados diversos algoritmos para esta situação de falha. Estando desta forma separado em quatro secções, onde são apresentados algoritmos de detecção de quadrante e detecção de posição, bem como algoritmos para estimação de correntes e posição e navegação com um único farol.

Tal como nos capítulos anteriores apenas se irá calcular a posição no plano horizontal, sendo que todas as distâncias referidas têm a componente vertical já retirada.

7.1.Detecção de Quadrante

Para detectar qual o quadrante em que se encontra o veículo optou-se por, tal como para o cálculo das correntes, realizar um percurso quadrangular. Durante este percurso irá proceder-se à análise da evolução da distância para assim saber o quadrante em que o veículo se encontra.

Neste algoritmo começa-se por realizar um percurso quadrado, no qual o veículo se desloca um tempo t , em cada uma das direcções 0° , 90° , 180° e 270° . Em seguida separam-se as distâncias medidas por cada percurso, obtendo-se assim os arrays d_1 , d_2 , d_3 e d_4 com as distâncias dos quatro percursos respectivamente.

Em seguida estes arrays são derivados, obtendo-se assim os arrays de evolução da posição em cada um dos percursos.

Fazendo o varrimento de cada um dos percursos e analisando sempre o sinal das ultimas três evoluções, detectamos o sinal da evolução do movimento nesse eixo. Contudo, se se considerar o farol acústico o centro de um referencial, os percursos poderão atravessar os eixos e nesta situação o sinal da evolução do movimento irá alterar-se ao longo do percurso. Desta forma quando três evoluções consecutivas apresentam sinal contrário ao inicialmente estabelecido uma variável trocap_i será activada de acordo com o percurso em que tal acontece.

Com os sinais da evolução calculados podemos determinar agora o quadrante em que o veículo se encontra. Tendo sido elaborada a seguinte tabela de condições para escolha de quadrante.

Tabela 2 - Condições para escolha de quadrante

Sinais da Evolução				Trocas de Sinais		Quadrante
Sinalp1	Sinalp2	Sinalp3	Sinalp4	Trocap1	Trocap2	
1	1	-1	-1	0	0	1
-1	1	1	-1	0	0	2
-1	-1	1	1	0	0	3
1	-1	-1	1	0	0	4
-1	1	-1	-1	1	0	2
-1	-1	-1	-1	1	1	3
-1	-1	-1	1	1	0	3
1	-1	-1	-1	0	1	4

7.1.1. Resultados de simulação

Foi desenvolvido para este algoritmo um simulador no ambiente Simulink, muito semelhante ao realizado para o cálculo de correntes, porém neste apenas é fornecida uma distância e o percurso correspondente a cada instante.

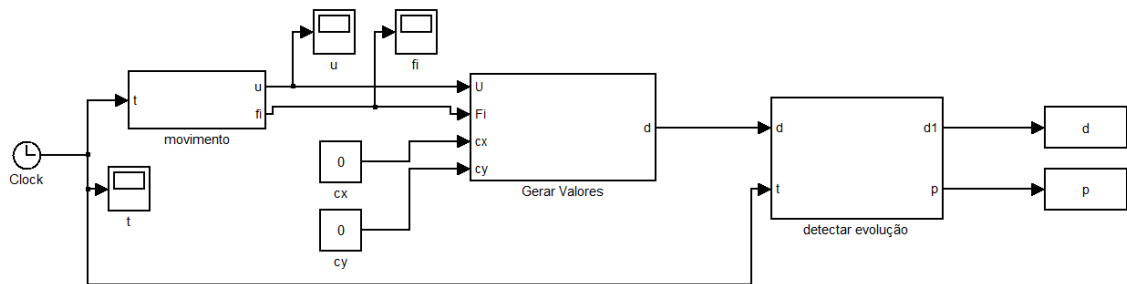


Fig 102 - Simulador de caso de falha de um farol acústico

Aplicando então o algoritmo aos dados gerados com o simulador com t igual a 50s e velocidade 1 m/s obteve-se os seguintes resultados

Tabela 3 - Resultados de quadrante

Posição		Quadrante
X	Y	
20	20	1
-20	20	2
-70	20	2
-20	-20	3
-70	-20	3
-20	-70	3
-70	-70	3
20	-20	4
70	-20	4

Como se pode verificar os resultados estão sempre correctos independentemente de existir troca de sinal da evolução ou não.

7.2. Detecção da posição

Como se está a considerar que o caso de falha de um dos faróis ocorre após o funcionamento normal do sistema, pode-se dizer que as correntes aquáticas são conhecidas. Desta forma, temos dados suficientes para que o percurso realizado seja realmente quadrado.

Para se determinar a posição, visto os dados disponíveis serem distancias, é necessário calcular o ângulo que a posição do veículo faz com a posição do farol acústico. Caso o percurso realizado seja quadrado, isto pode ser realizado com base em fórmulas trigonométricas.

Desta forma num caso como o da figura 100, podemos calcular o ângulo α que a posição inicial do veículo faz com a posição do farol acústico. Para tal usamos as seguintes equações onde os Δd 's são a variação das distâncias para cada lado.

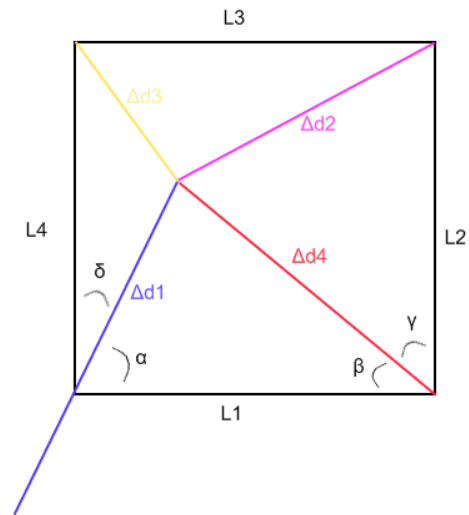


Fig 103 - trigonometria

$$\Delta d_4^2 = \Delta d_1^2 + L_1^2 - 2\Delta d_1 L_1 \cos \alpha \quad (82)$$

$$\Delta d_1^2 = \Delta d_4^2 + L_1^2 - 2\Delta d_4 L_1 \cos \beta \quad (83)$$

$$\gamma = 90 - \beta \quad (84)$$

$$\Delta d_2^2 = \Delta d_4^2 + L_2^2 - 2\Delta d_4 L_2 \cos \gamma \quad (85)$$

$$\delta = 90 - \alpha \quad (86)$$

$$\Delta d_3^2 = \Delta d_1^2 + L_4^2 - 2\Delta d_1 L_4 \cos \delta \quad (87)$$

7.2.1. Resultados de simulação

Para simulação deste algoritmo foi utilizado o simulador apresentado na secção anterior, para geração de dados. Tendo sido aplicado então a estes dados o algoritmo de detecção da posição obtiveram-se os seguintes resultados.

Tabela 4- Resultados do algoritmo de detecção da posição

Posição Real		Posição Prevista	
X	Y	X	Y
20	20	17.4397	22.7892
80	80	74.9536	84.8969
200	150	193.9570	157.9147
1000	800	1008.9	788.8863
-800	-800	850.5149	746.2437
-500	-500	536.6262	460.6428
-20	-20	88.0553	0 +83.3508i
-20	20	25.0243	13.4229
-200	200	196.3468	203.7443
-500	500	505.3397	494.7638
-1000	1000	1021	978.6899
1000	-1000	1057.4	939.2660
500	-500	534.2562	463.3894
200	-200	220.7215	177.0474
20	-20	28.2819	2.5544

Como se pode rapidamente verificar, todos os valores previstos são positivos, contudo isto é facilmente solucionado, conjugando estes resultados com os resultados do algoritmo de detecção de quadrante anteriormente apresentado.

Verifica-se ainda que existem certos casos, na tabela: (-20,-20), (-20,20) e (20,-20), onde os valores previstos se encontram bastante desfasados dos valores reais. Isto deve-se ao facto de nestes casos existir mais que uma tendência de evolução da distância ao farol, por existir atravessamento dos eixos do referencial, no qual o farol é o centro.

Relativamente aos restantes valores pode-se concluir que a previsão da posição é bastante razoável, melhorando à medida que a distância ao farol acústico aumenta, como se pode verificar pelo gráfico

da figura 104, na qual se pode visualizar os erros, em percentagem, dos valores simulados, bem com a tendência que estes apresentam.

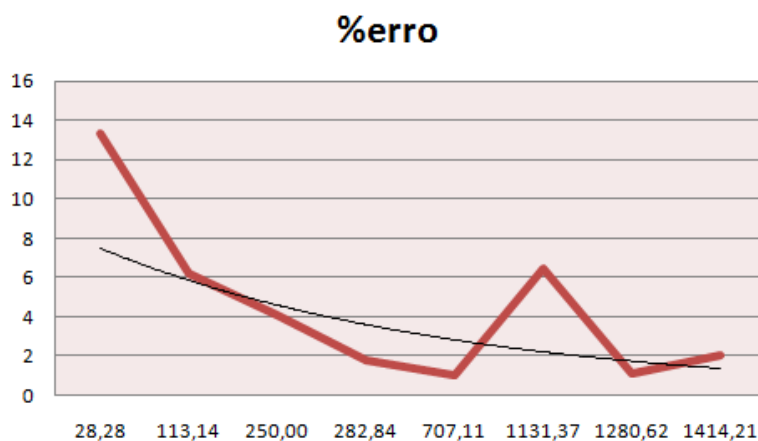


Fig 104 - Histograma da percentagem de erro da previsão

7.3. Estimação de correntes e posição

Existem porem situações nas quais as estimações de correntes poderão não existir ou não ser confiáveis. Para tal assume-se que caso o veículo se encontre suficientemente longe do farol acústico, a variação dos ângulos no interior do percurso quadrangular realizado será baixa, podendo então ser considerado praticamente constante. Pelo que podemos retirar as seguintes equações

$$\Delta d_1 = \Delta t((v + cx) \cos \alpha + cy \sin \alpha) \quad (88)$$

$$\Delta d_2 = \Delta t(cx \cos \alpha + (v + cy) \sin \alpha) \quad (89)$$

$$\Delta d_3 = \Delta t((-v + cx) \cos \alpha + cy \sin \alpha) \quad (90)$$

$$\Delta d_4 = \Delta t(cx \cos \alpha + (-v + cy) \sin \alpha) \quad (91)$$

onde os Δd 's são a variação das distâncias para cada lado cx e cy as correntes segundo as direcções x e y correspondentemente, v a velocidade e α o ângulo da posição do veículo.

Manipulando as expressões anteriores, podemos então retirar o valor do ângulo. Subtraindo as expressões obtemos

$$\frac{\Delta d_1 - \Delta d_2}{\Delta t} = v \cos \alpha - v \sin \alpha \quad (92)$$

$$\frac{\Delta d_3 - \Delta d_4}{\Delta t} = -v \cos \alpha + v \sin \alpha \quad (93)$$

Passando isto para a forma matricial temos

$$\begin{bmatrix} \frac{\Delta d_1 - \Delta d_2}{\Delta t} \\ \frac{\Delta d_3 - \Delta d_4}{\Delta t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v & -v \\ -v & v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{bmatrix} \quad (94)$$

De onde tiramos $\cos \alpha$ e $\sin \alpha$, podemos então calcular α como sendo

$$\alpha_1 = \cos^{-1} \cos \alpha \quad (95)$$

$$\alpha_2 = \sin^{-1} \sin \alpha \quad (96)$$

$$\alpha = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (97)$$

Através de uma nova manipulação podemos obter então as correntes. Somando as equações obtemos

$$\frac{\Delta d_1 + \Delta d_3}{\Delta t} = 2cx \cos \alpha + 2cy \sin \alpha \quad (98)$$

$$\frac{\Delta d_2 + \Delta d_4}{\Delta t} = 2cx \cos \alpha + 2cy \sin \alpha \quad (99)$$

Passando para a forma matricial obtemos então

$$\begin{bmatrix} \frac{\Delta d_1 + \Delta d_3}{\Delta t} \\ \frac{\Delta d_2 + \Delta d_4}{\Delta t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \cos \alpha & 2 \sin \alpha \\ 2 \cos \alpha & 2 \sin \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} cx \\ cy \end{bmatrix} \quad (100)$$

Daqui podemos retirar cx e cy . Sendo que a posição do veículo será

$$x = d \cos \alpha \quad (101)$$

$$y = d \sin \alpha \quad (102)$$

7.3.1. Resultados de Simulação

Como este algoritmo se apresenta como alternativa ao anterior, para o caso de correntes aquáticas desconhecidas, irá ser novamente utilizado o mesmo simulador, já anteriormente apresentado, para gerar os dados de distância e percurso.

Aplicando então este algoritmo a esses dados, obteve-se os seguintes resultados.

Tabela 5 - Resultado do algoritmo de correntes e posição

Real				Calculado			
X	Y	Cx	Cy	X	Y	Cx	Cy
1000	1000	0	0	1024.4	975.1626	0.4948	0.4710
20	20	0	0	23.5687	15.84	0.5684	0.3820
80	80	0	0	87.4006	72.0185	0.5275	0.4347
200	150	0	0	186.7433	166.3830	0.5068	0.4515
-500	-500	0	0	489.9512	510.0072	0.4771	0.4966
-500	500	0	0	502.8505	497.2935	0.4873	0.4819
500	-500	0	0	504.355	495.7676	0.4884	0.4801
-20	-20	0	0	20.4208	19.7327	0.0944	0.0913
-20	20	0	0	21.1248	18.9772	0.3406	0.3060
20	-20	0	0	21.1152	18.9879	0.3439	0.3092
200	150	0.1	0.1	186.9843	166.1122	0.5088	0.4520
-500	-500	0.1	0.1	490.4745	509.5039	0.4786	0.4972
-500	500	0.1	0.1	501.4742	498.6814	0.4901	0.4874
500	-500	0.1	0.1	505.7285	494.3664	0.4842	0.4734

200	150	0.5	0.5	189.8462	162.8337	0.5313	0.4557
-500	-500	0.5	0.5	499.0322	501.1251	0.5002	0.5023
-500	500	0.5	0.5	467.8684	530.3382	0.4706	0.5334
500	-500	0.5	0.5	536.9319	460.2864	0.4887	0.4189
200	150	0.8	0.8	190.9062	161.5896	0.8408	0.7117
-500	-500	0.8	0.8	510.3024	489.6437	0.7958	0.7636
-500	500	0.8	0.8	410.1928	576.1088	0.4193	0.5890
500	-500	0.8	0.8	581.9513	401.8608	0.5066	0.3498

Analisando a tabela acima verifica-se que as estimativas geradas para as correntes se encontram constantemente em torno do valor 0.5 m/s, inviabilizando por isso este método como estimador de correntes. Contudo este método continua válido para a estimação da posição do veículo. Verifica-se novamente que os valores da posição são sempre apresentados como positivos, algo facilmente rectificado conjugando estes resultados com os do algoritmo de detecção de quadrante. Verifica-se novamente a existência de posições para as quais existe mais que uma tendência de evolução das distâncias, gerando para estas estimativas piores. Sendo esta área de incerteza bastante influenciada pelas correntes. Quanto aos resultados mais gerais verifica-se que estes são melhores para correntes baixas e para valores de distância elevados, mas apenas até um certo limite porque depois deste os resultados começam a ser influenciados pelos elevados erros de medida. Isto pode ser mais facilmente visualizado nos histogramas da figura 105.

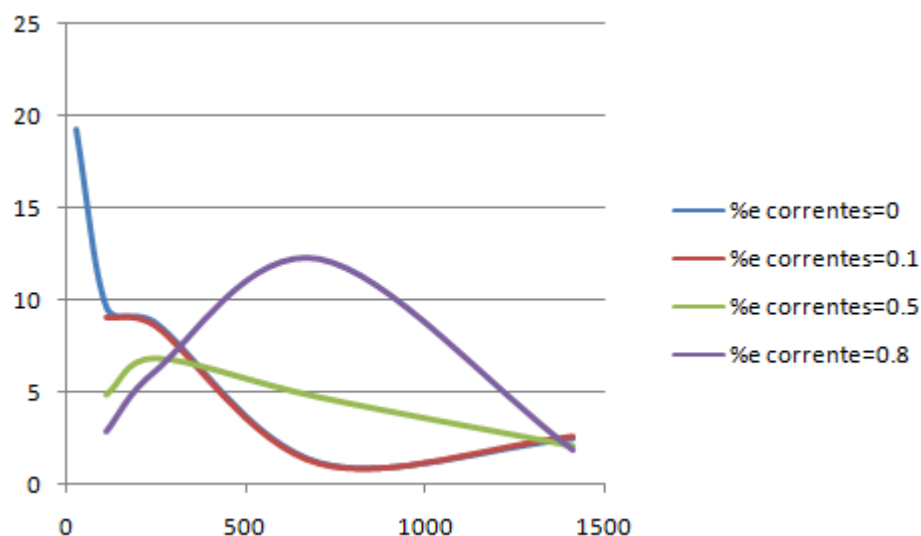


Fig 105 - Histogramas da percentagem de erro da previsão para as diferentes correntes

7.4. Navegação com um farol

Com o conhecimento da posição do veículo e das correntes aquáticas, está-se em condições de ter um certo nível de navegação do veículo.

Analisando o problema verifica-se que neste momento se dispõem como dados:

- a velocidade do veículo e seu ângulo de apontamento, que podem ser transformados em v_x e v_y
- a corrente da água na de c_x e c_y
- a posição do farol acústico
- a posição do veículo
- a distância do veículo ao farol

Juntando a velocidade e a corrente da água, pode-se determinar o ângulo do movimento.

$$\varphi_v = \operatorname{arctg} \frac{v_y + c_y}{v_x + c_x} \quad (103)$$

Com a informação do ângulo do movimento e a posição inicial do veículo pode-se traçar a recta da trajectória do veículo. Com a posição do farol acústico e a nova medida de distância pode-se traçar uma circunferência, com todas as posições possíveis do veículo. A posição do veículo será uma das intersecções da recta com a circunferência.

Analisando agora as equações da recta e da circunferência, verifica-se que para a recta (104), se se considerar a posição inicial do veículo (X_0, Y_0) é possível obter as suas características m (105) e b (106).

$$y = mx + b \quad (104)$$

$$m = \tan \varphi_v \quad (105)$$

$$b = Y_0 - mX_0 \quad (106)$$

Para a circunferência, assumindo que a posição do farol é $(0,0)$ e a distancia á posição do veiculo r temos

$$x^2 + y^2 = r^2 \quad (107)$$

Para a nova posição (X_1, y_1) teremos então

$$Y_1 = mX_1 + b \quad (108)$$

$$X_1^2 + Y_1^2 = r^2 \quad (109)$$

desenvolvendo estas equações chegamos a

$$Y_1 = \tan \varphi_v \times X_1 + Y_0 - \tan \varphi_v \times X_0 \quad (110)$$

$$X_1 = \frac{-B \pm \sqrt{B^2 - 4AC}}{2A} \quad (111)$$

Onde

$$A = \tan \varphi_v^2 + 1 \quad (112)$$

$$B = -2 \times X_0 \times \tan \varphi_v^2 + 2 \times Y_0 \times \tan \varphi_v \quad (113)$$

$$C = Y_0^2 + \tan \varphi_v^2 \times X_0^2 - 2Y_0X_0 \tan \varphi_v - r^2 \quad (114)$$

Como se pode verificar, existe mais que uma posição possível. Desta forma foi necessário desenvolver condições para determinar qual a posição possível correcta.

As condições escolhidas para a escolha da posição utilizam o ângulo, desta foram, quando o ângulo é $-90^\circ \leq \varphi_v \leq 90^\circ$, é escolhida a posição que contem o valor de x mais elevado, pelo contrário quando $90^\circ < \varphi_v < 270^\circ$ é escolhida a posição que contem o menor valor de x.

Contudo analisando as equações verifica-se que para valores de -90° e 90° a $\tan \varphi_v$ terá um valor infinito, pelo que se torna necessário desenvolver um outro método capaz de obter resultados para essa situação.

Analisando a equação geral da recta (115) podemos definir a como sendo $\sin \varphi_v$ e b como sendo $\cos \varphi_v$, ficando assim na posição de calcular c (116) pa a posição (X_0, Y_0) .

$$ax + by + c = 0 \quad (115)$$

$$c = -\cos \varphi_v \times Y_0 + \sin \varphi_v \times X_0 \quad (116)$$

Reescrevendo agora a equação geral da recta para a posição (X_1, Y_1) obtemos

$$X_1 = X_0 + \cot \varphi_v \times (Y_1 - Y_0) \quad (117)$$

Substituindo agora a equação (117) na equação da circunferência (107) obtemos

$$Y_1 = \frac{-B \pm \sqrt{B^2 - 4AC}}{2A} \quad (118)$$

Onde

$$A = \cot \varphi_v^2 + 1 \quad (119)$$

$$B = -2 \times Y_0 \times \cot \varphi_v^2 + 2 \times X_0 \times \cot \varphi_v \quad (120)$$

$$C = X_0^2 + \cot \varphi_v^2 \times Y_0^2 - 2Y_0X_0 \cot \varphi_v - r^2 \quad (121)$$

Novamente verifica-se a existência de mais que uma solução possível, tendo sido desenvolvidas condições para a escolha da solução correcta. As condições escolhidas para a escolha da posição utilizam o ângulo, desta foram, quando o ângulo é $0^\circ \leq \varphi_v \leq 180^\circ$, é escolhida a posição que contem o valor de y mais elevado, pelo contrário quando $180^\circ < \varphi_v < 360^\circ$ é escolhida a posição que contem o menor valor de y.

Analisando as equações percebe-se que desta vez existirá um valor infinito para os ângulos 0° e 180° .

Para o funcionamento geral correcto do algoritmo em todas as situações, optou-se pela utilização das duas fórmulas de cálculo. Sendo a primeira utilizada regularmente e a segunda utilizada sempre que o ângulo se encontra próximo de -90° e 90° .

7.4.1. Resultados de simulação

Para simular este algoritmo foi desenvolvido um simulador na ferramenta Simulink do MatLab. Este simulador encontra-se dividido em duas partes principais, uma primeira onde são gerados os valores da distância ao farol e um segundo onde é implementado o algoritmo.

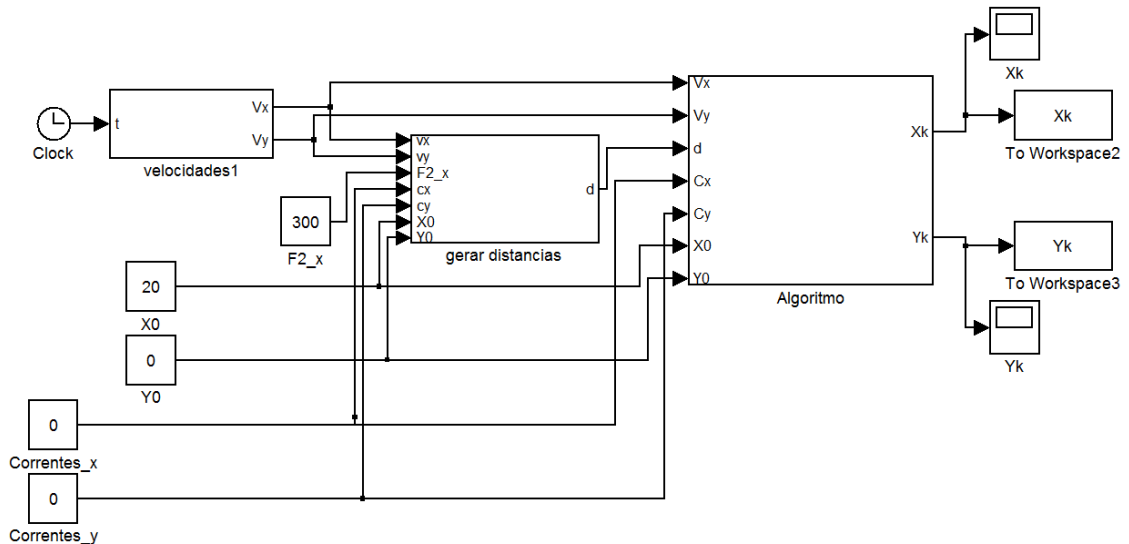


Fig 106 - Simulador de navegação com um único farol

Para o percurso, visto os principais problemas se encontrarem em movimentos com ângulos de -90° e 90° e de 0° e 180° , optou-se por realizar um percurso onde este tipo de movimento se encontrasse bem demarcado. Para tal optou-se por um percurso com o formato da figura seguinte.

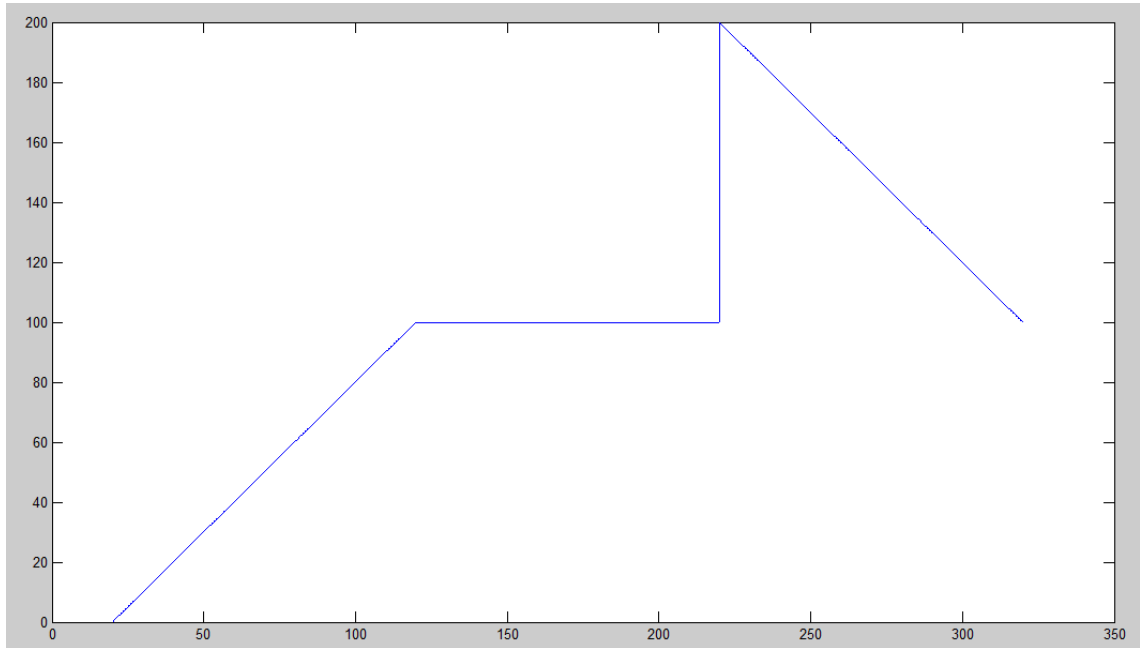


Fig 107 - Percurso de teste

Começou-se por testar com correntes nulas, tendo-se obtido os seguintes resultados.

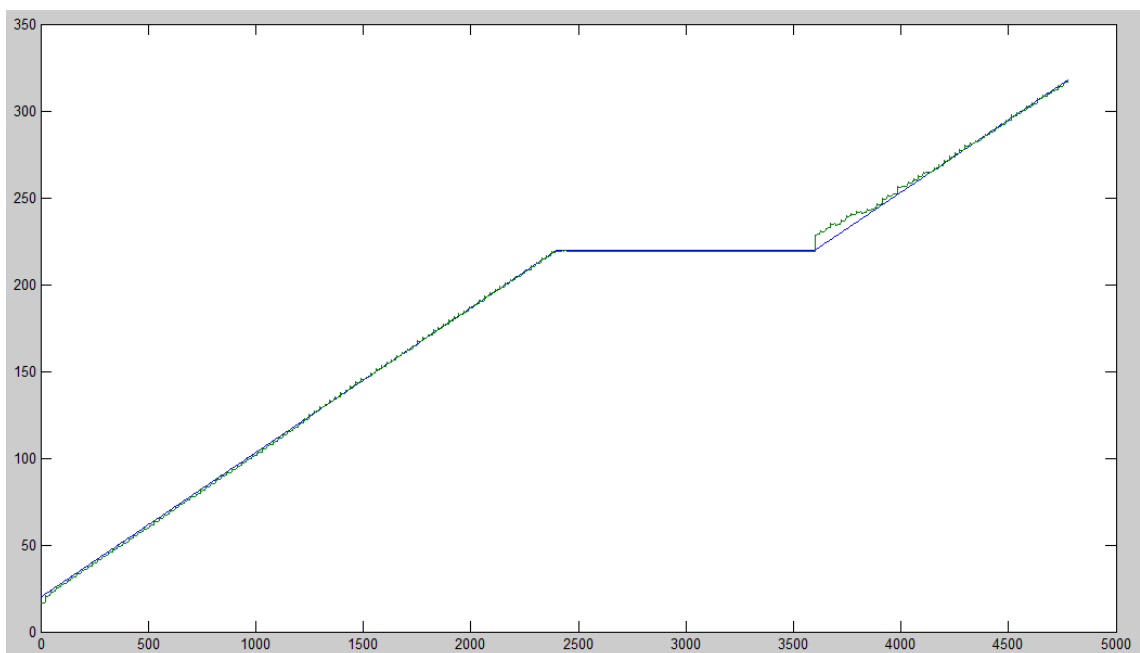


Fig 108 - X e Xk com correntes nulas

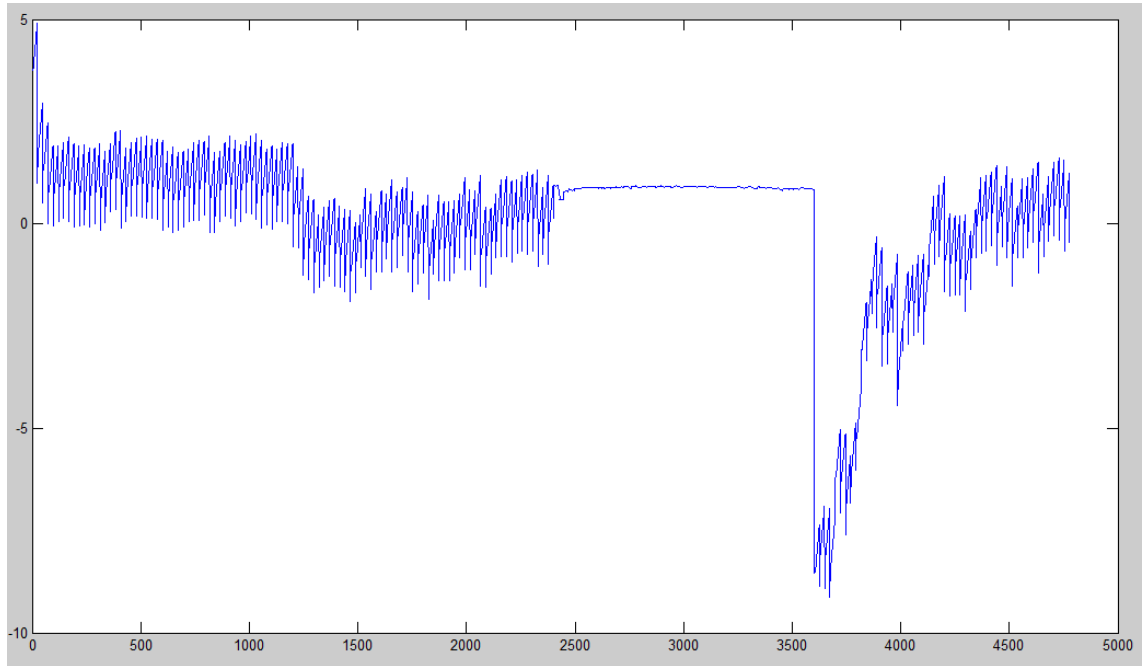


Fig 109 - Diferença entre X e Xk com correntes nulas

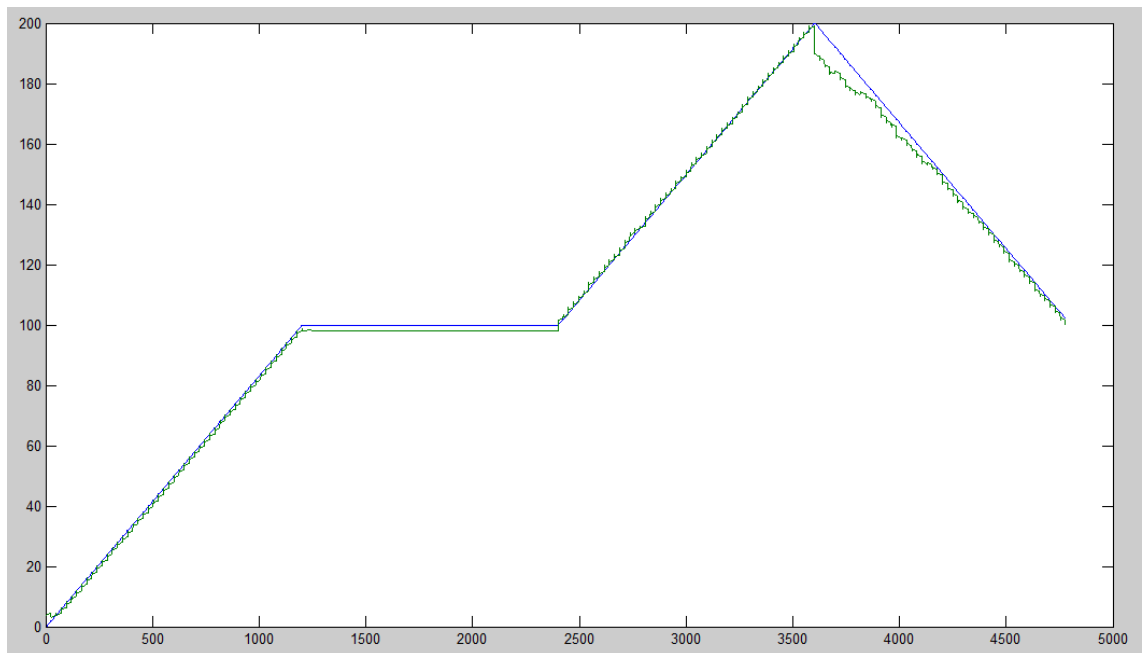


Fig 110 - Y e Yk com correntes nulas

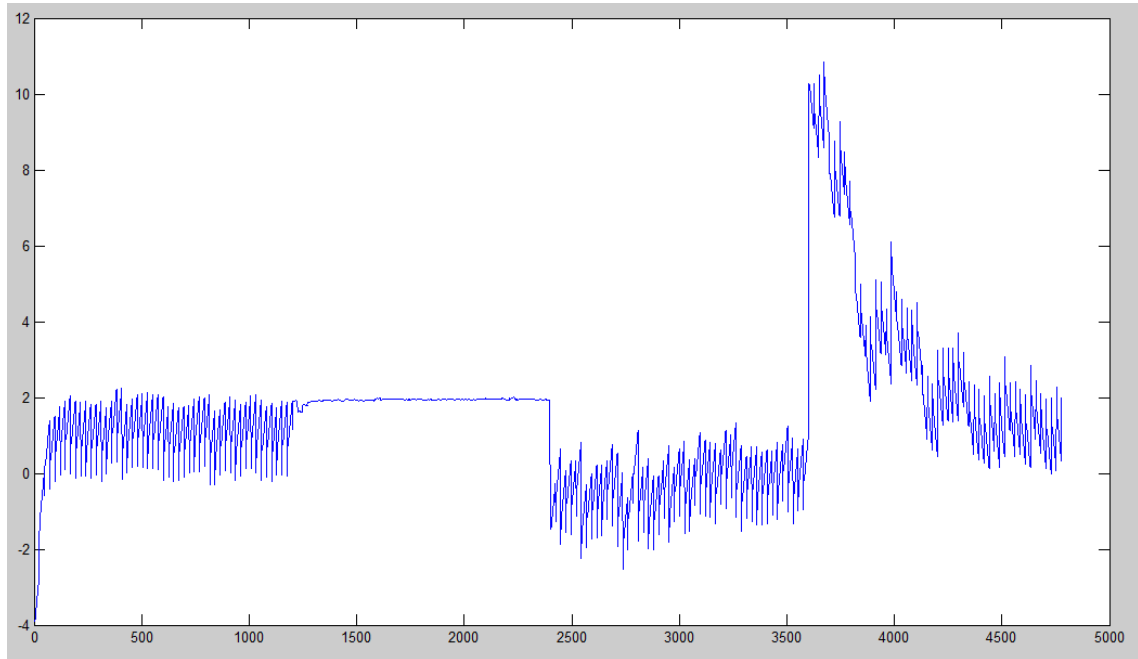


Fig 111 - Diferença entre Y e Yk com correntes nulas

Pode-se observar que os resultados são bastante satisfatórios, acompanhando sempre o movimento mesmo para os ângulos que poderiam causar problemas e com diferenças entre os valores reais e os calculados, relativamente baixas.

Como estes primeiros resultados são aceitáveis, procedeu-se então à simulação com correntes de valor 0.1 m/s, segundo a direcção x, a direcção y e ambas, tendo-se obtido os seguintes resultados.

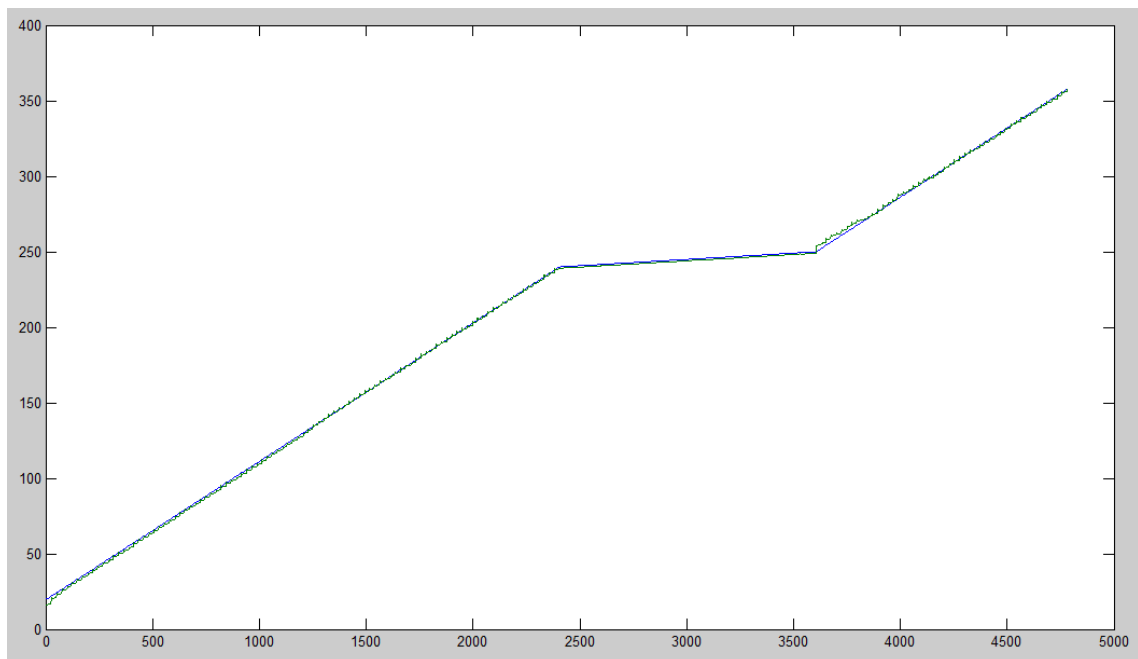


Fig 112 - X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção x

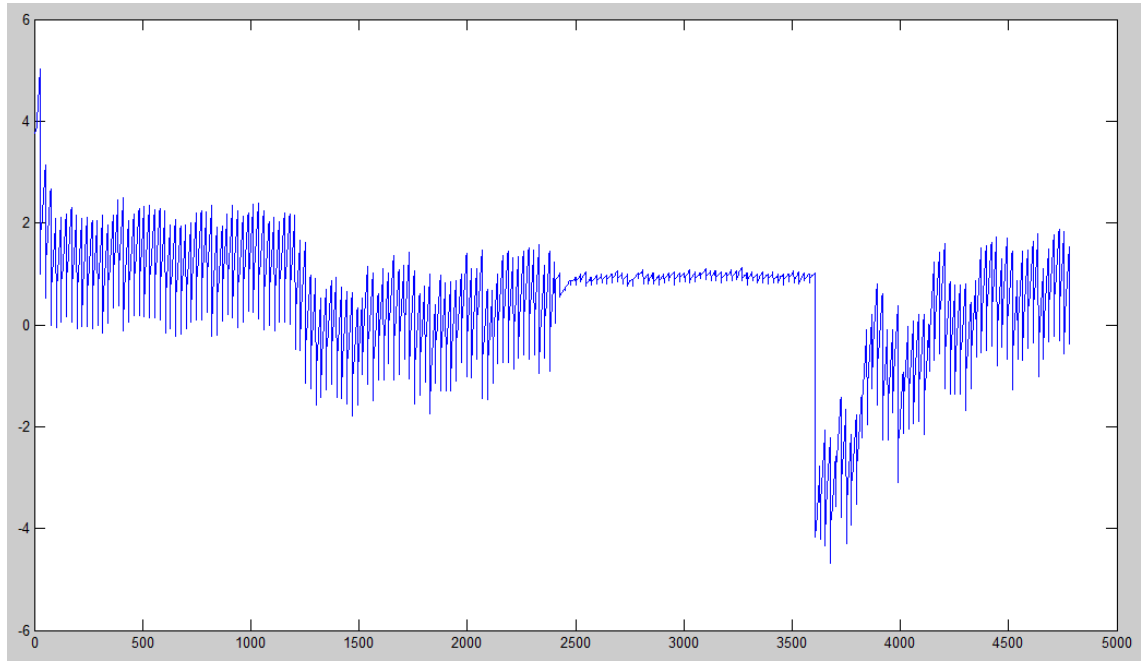


Fig 113 - Diferença entre X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção x

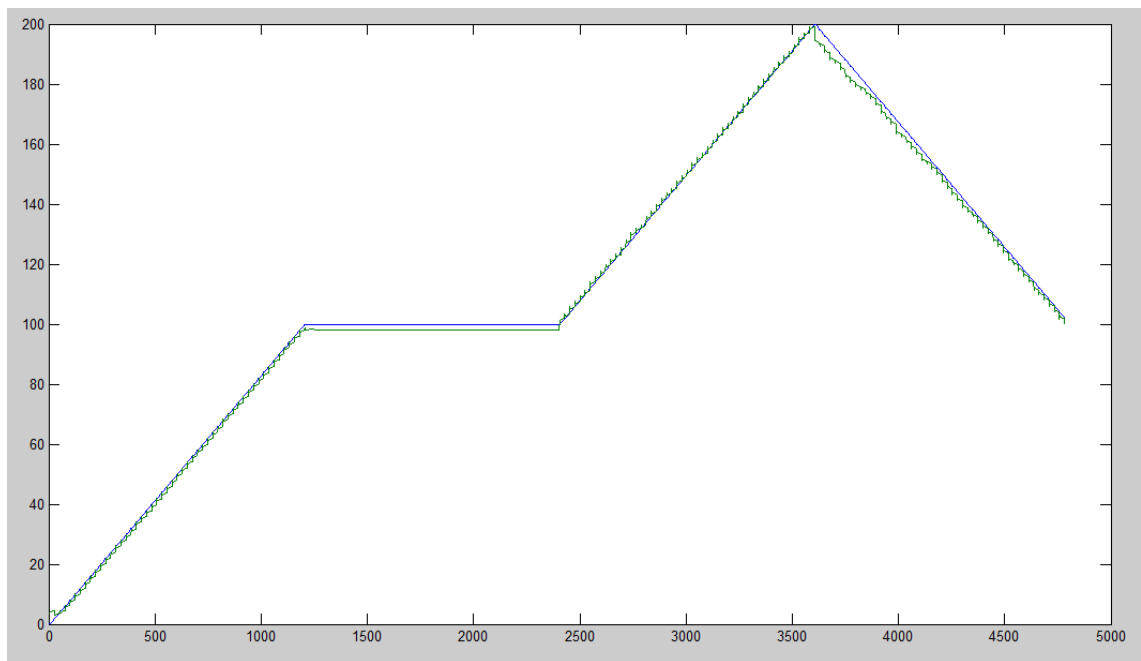


Fig 114 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção x

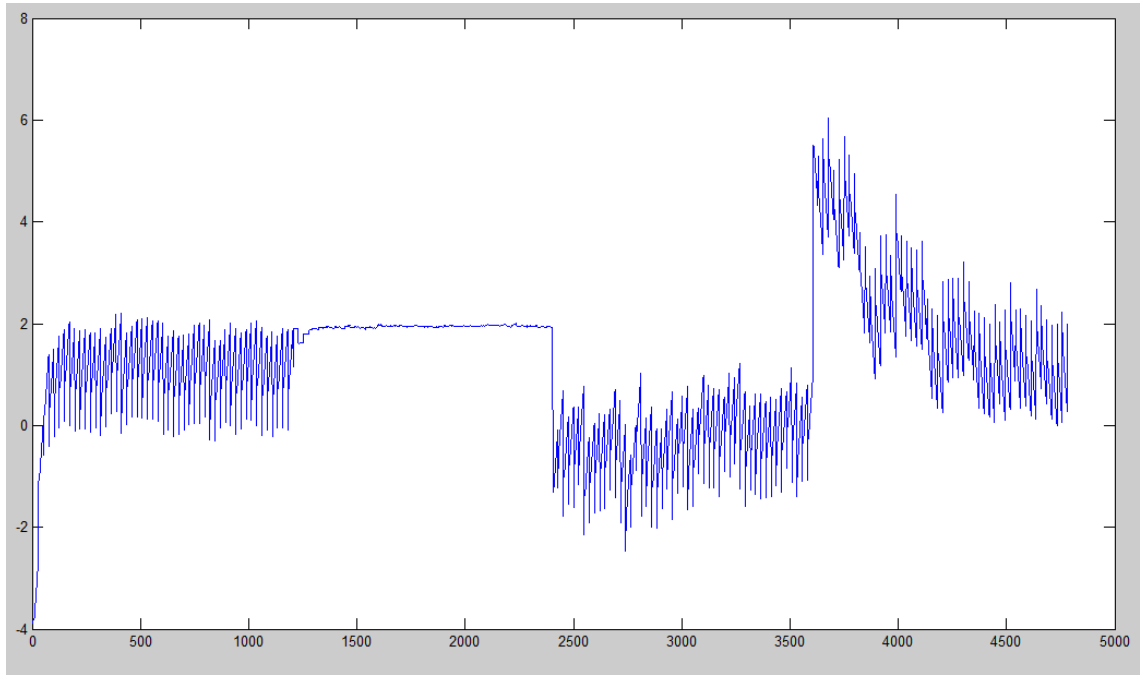


Fig 115 - Diferença entre Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção x

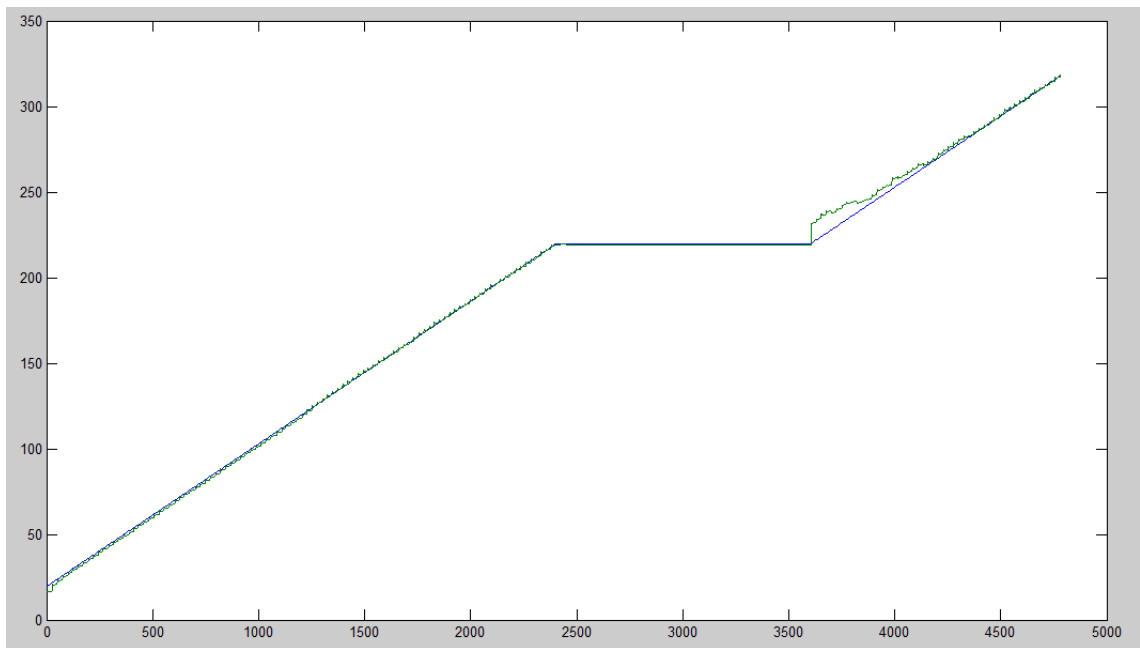


Fig 116 - X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção y

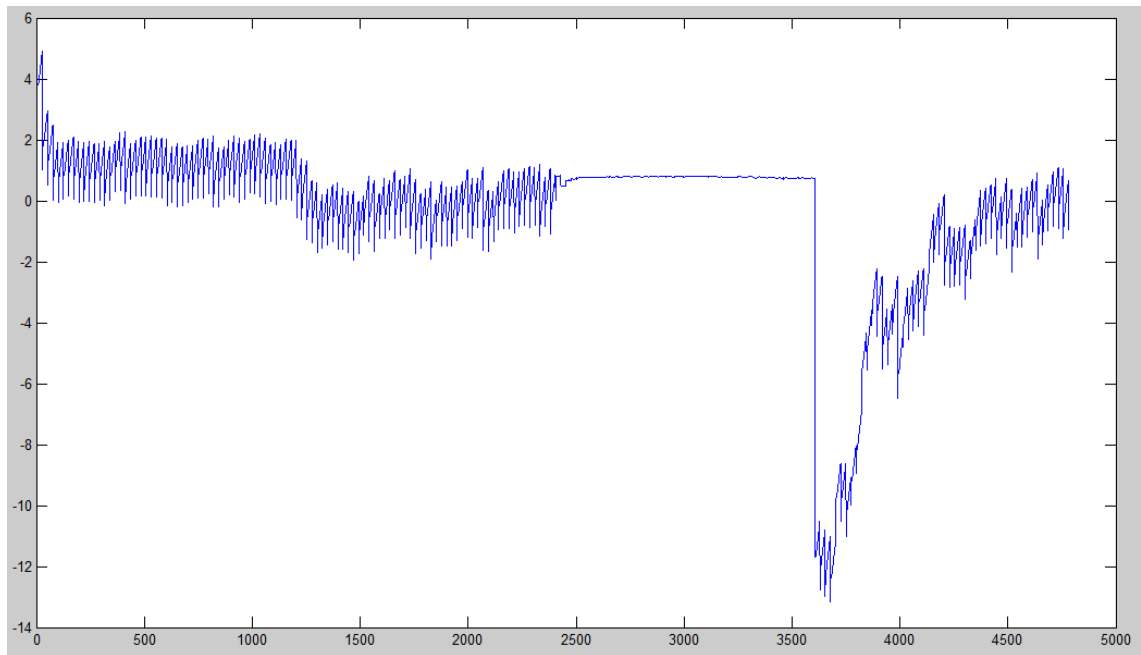


Fig 117 - Diferença entre X e Xk com corrente 0.1 m/s na direcção y

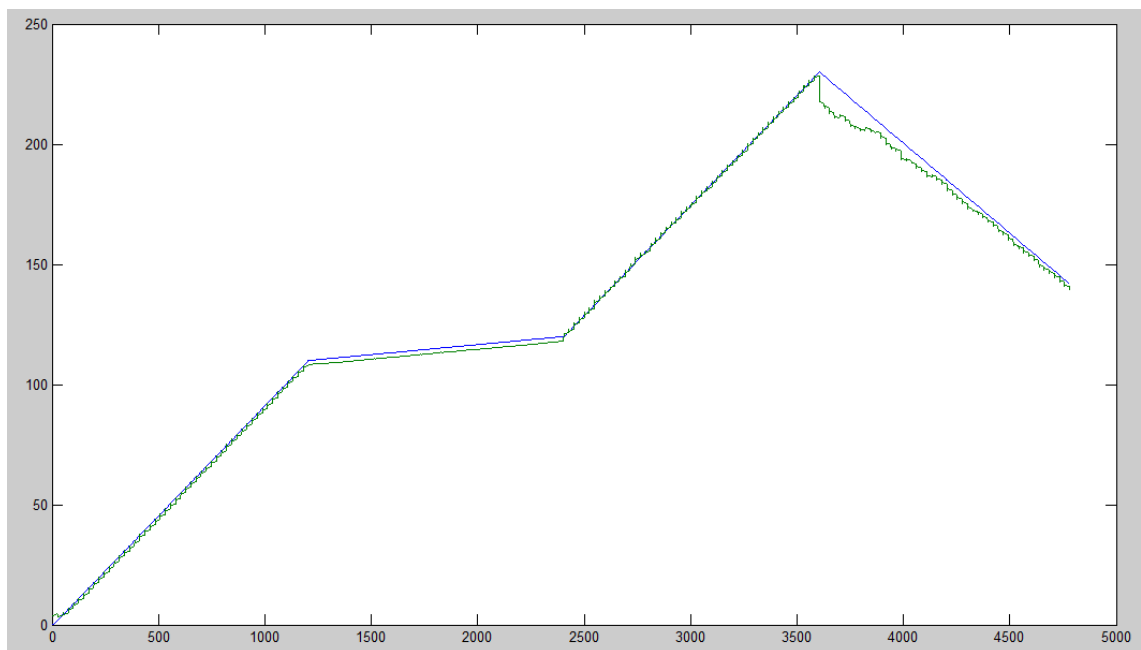


Fig 118 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção y

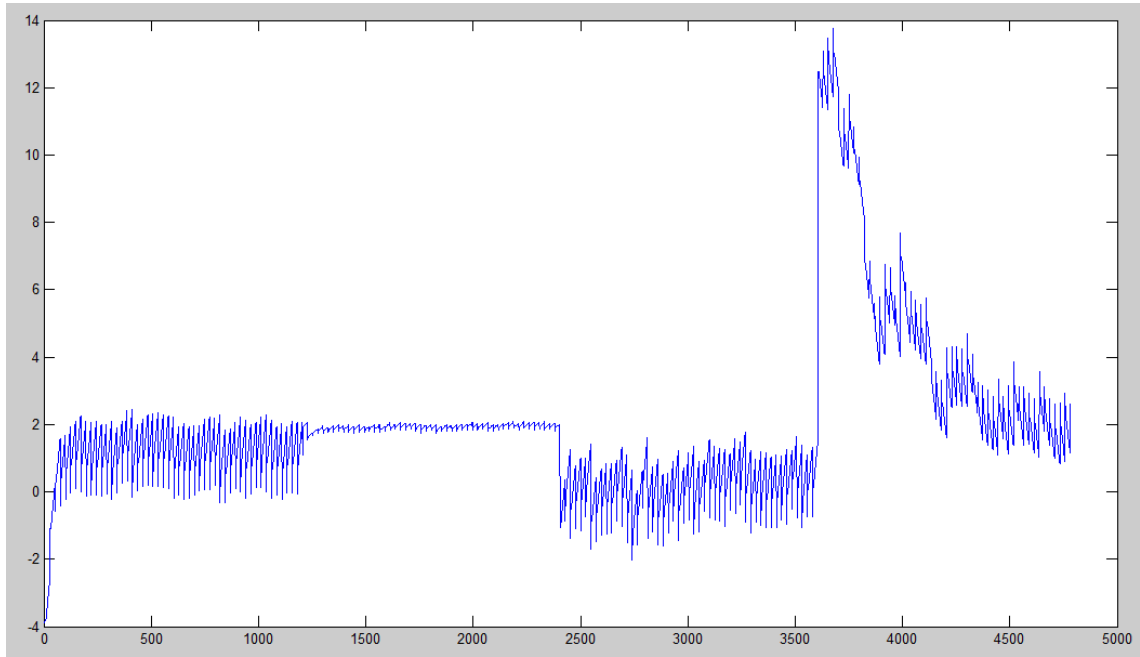


Fig 119 - Diferença entre Y e Yk com corrente 0.1 m/s na direcção y

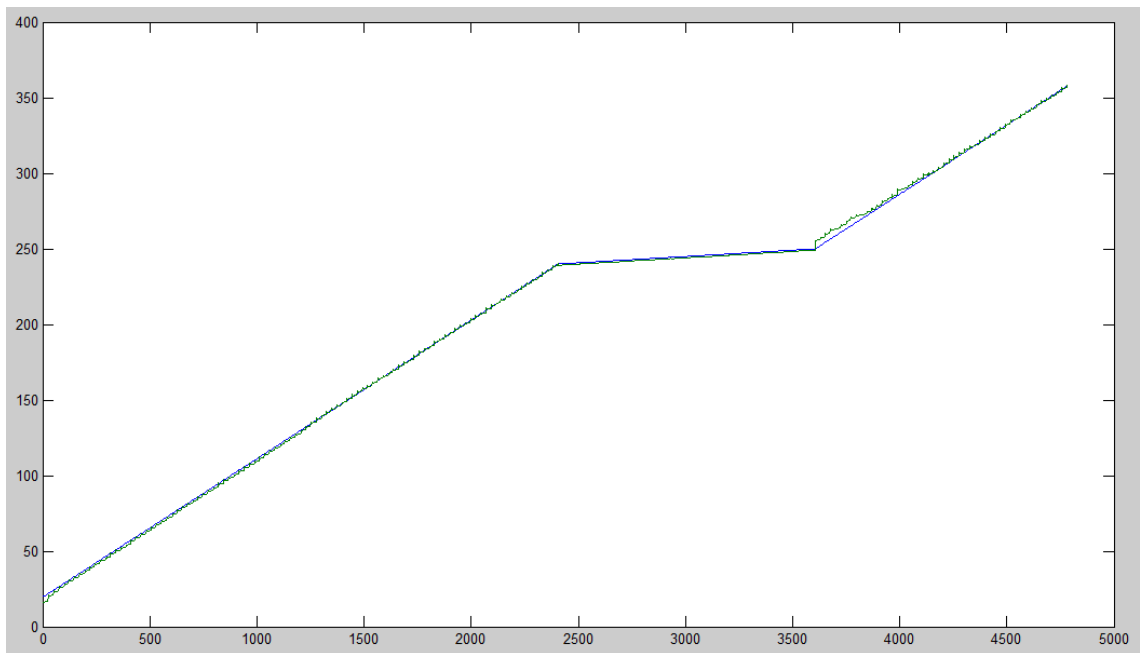


Fig 120 - X e Xk com corrente 0.1 m/s em ambas as direcções

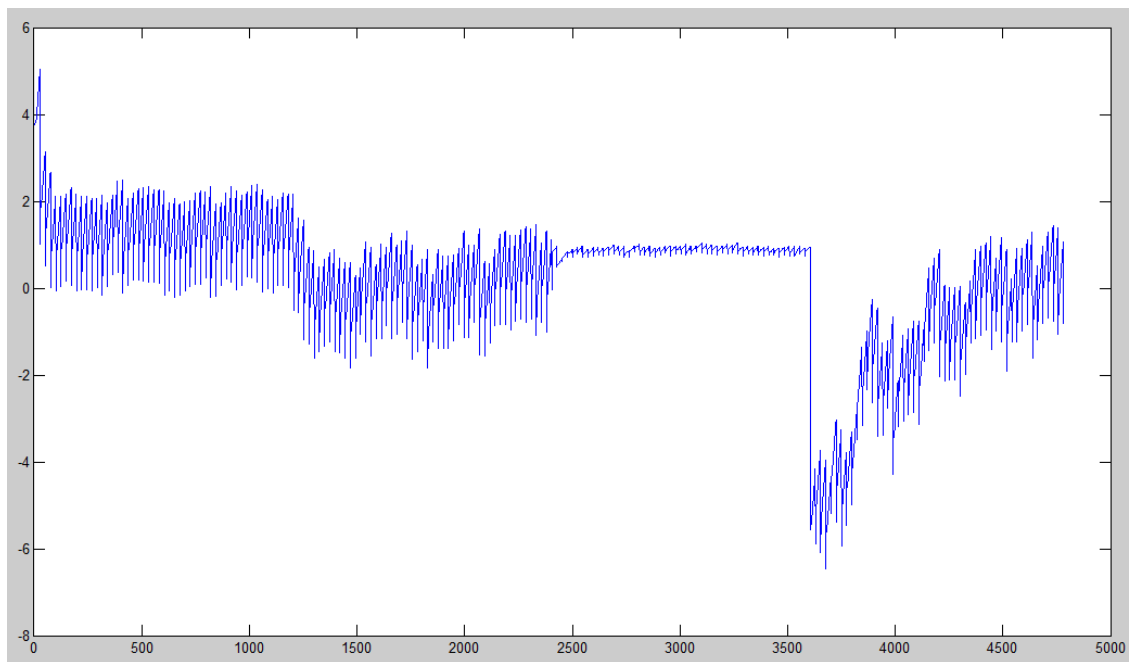


Fig 121 - Diferença entre X e Xk com correntes 0.1 m/s em ambas as direcções

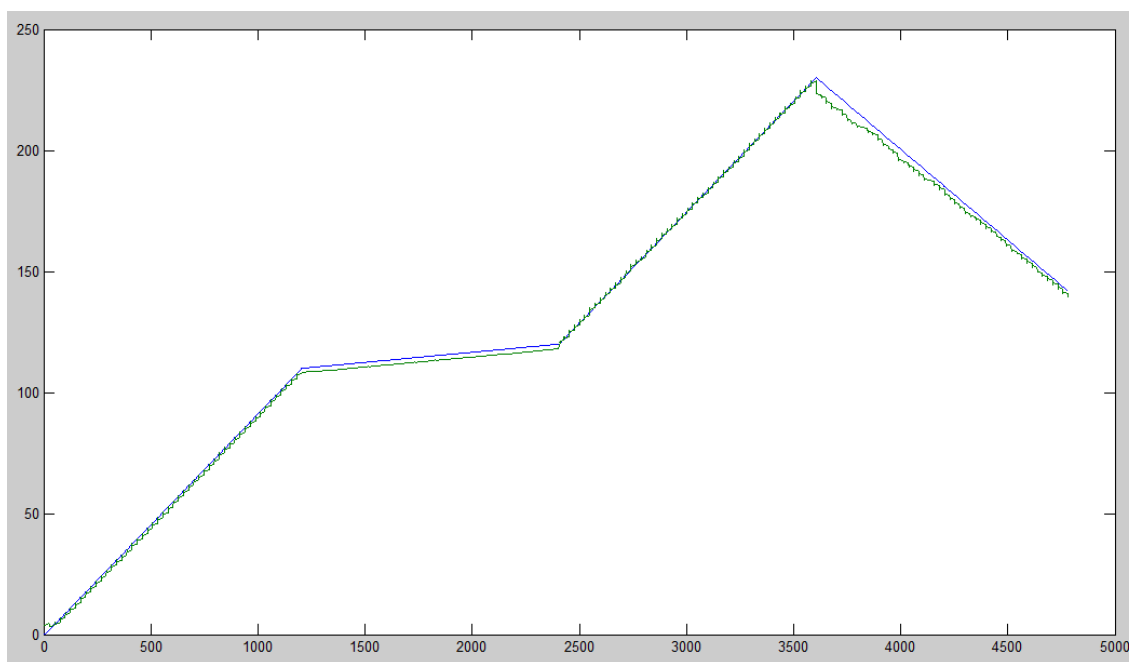


Fig 122 - Y e Yk com corrente 0.1 m/s em ambas as direcções

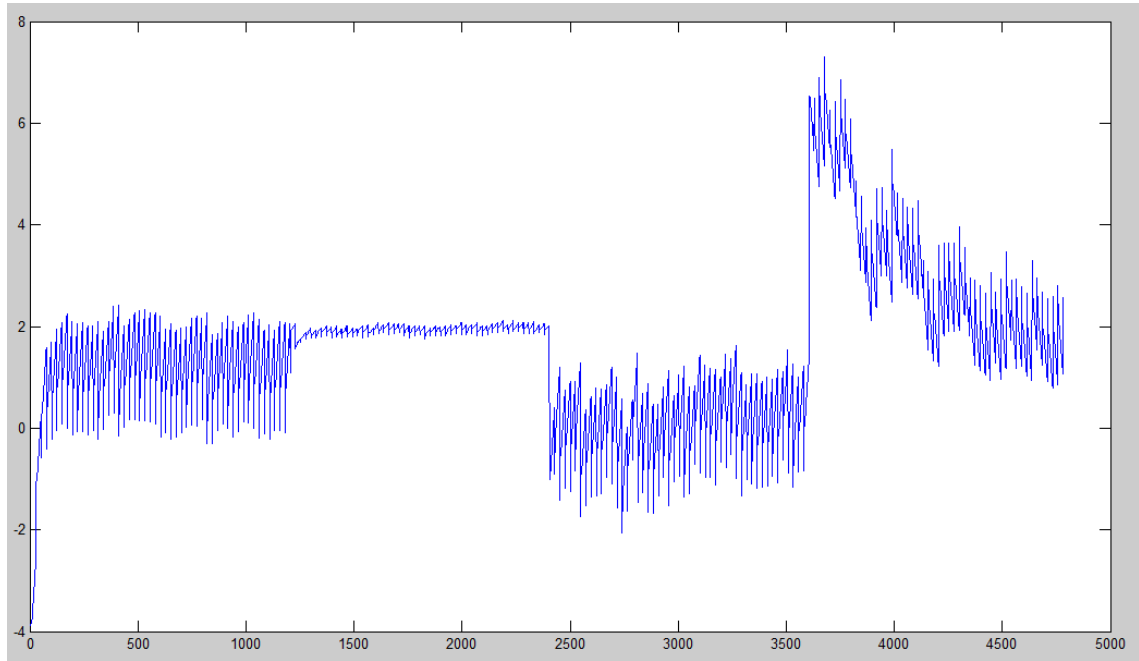


Fig 123 - Diferença entre Y e Yk com correntes 0.1 m/s em ambas as direcções

Como se pode observar, mesmo com correntes este algoritmo apresenta resultados sólidos, pois acompanha sempre o movimento do veículo e com um erro reduzido.

8. Conclusões e Trabalhos Futuros

Os resultados apresentados podem ser considerados bastante satisfatórios, para os objectivos previstos. No entanto, apesar de estes se encontrarem validados pelos simuladores desenvolvidos, este trabalho peca pela falta de resultados em ambiente real e que permitiriam uma avaliação do funcionamento dos algoritmos em conjunto.

Contudo, baseando-se nos resultados obtidos, pode-se dizer que os resultados são positivos, pois existem algoritmos capazes de realizar com grande precisão a estimativa da corrente (tabela 1) e a navegação em ambos os lados da baseline, permitindo o atravessamento desta, como pode ser visualizado nas figuras, 89, 91, 93, 98 e 100.

Este trabalho serve então como prova de conceito, servindo como base para o desenvolvimento de sistemas capazes não só de actuarem em áreas de acção alargadas, mas também para o desenvolvimento de novas formas de planeamento da missão, pois este tipo de navegação permite-nos ter a facilidade do lançamento do veículo a partir da costa. Algo que se torna bastante importante pela facilidade e pelo tempo poupado nesta acção.

Foi ainda desenvolvido com sucesso um algoritmo capaz de determinar o quadrante em que o veículo se encontra no caso de falha de um dos faróis acústicos. E também apresentados algoritmos para estimação da posição e correntes no caso de falha de um dos faróis acústicos, bem como um algoritmo de navegação, para a mesma situação. Estes algoritmos apresentaram resultados bastante aceitáveis, para detecção de posição e navegação. Contudo a estimação de correntes apresenta valores, que não são aceitáveis, pelo que a navegação posterior á falha de um dos faróis terá que se basear apenas nas correntes previamente calculadas.

Desta forma pode-se considerar que os objectivos do trabalho foram não só alcançados, mas ultrapassados.

Trabalho Futuro

Como trabalho futuro pode-se perspectivar a implementação destes algoritmos no sistema de navegação do veículo MARES e o seu teste em ambiente real.

No entanto podem ainda existir outras formas de evolução deste trabalho de acordo com os objectivos que o Grupo de Sistemas Oceanográficos venha a ter no futuro. De entre estas pode-se imaginar, o desenvolvimento de faróis acústicos que possam ser lançados da costa, permitindo em conjunto com os algoritmos desenvolvidos, que não exista necessidade de qualquer embarcação de apoio, o que conduz a uma grande redução dos custos. Isto conjugado com o menor tempo de preparação da missão no local, são grandes mais valias, potenciando o aumento de número de missões.

Outra possível evolução será a conjugação deste algoritmo com dados recolhidos por sonar, permitindo assim que o veículo reaja à geografia do local evitando obstáculos, não sendo necessário ter um conhecimento detalhado da geografia subaquática do local aquando do planeamento da missão.

Referências

- [1] R.E.Kalman, “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems”, ASME-Journal of Basic Engineering 1960
- [2] Greg Welch and Gary Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter”, Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill, Julho 2006
- [3] Fredrik Orderud, “Comparison of Kalman Filter Estimation Approaches for State Space Models with Nonlinear Measurements”, Trondheim
- [4] Arthur Gelb, “Applied Optimal Estimation”, MIT Press, 1989
- [5] K. Madsen, H.B. Nielsen, O. Tingleff, “METHODS FOR NON-LINEAR LEAST SQUARES PROBLEMS”, Technical University of Denmark, Abril 2004
- [6] Hervé Abdi, “Least Squares”, The University of Texas at Dallas
- [7] Cidália Fonte, “AJUSTAMENTO DE OBSERVAÇÕES UTILIZANDO O MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS”, Universidade de Coimbra, 1994
- [8] J. Carl Hartsfield, “Single Transponder Range Only Navigation Geometry (STRONG) Applied to REMUS Autonomous Under Water Vehicles”, MASTER OF SCIENCE at the MASSACHUSETT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY, Agosto 2005
- [9] C.D.Edwards, “Short Baseline Phase Delay Interferometry”, Setembro 1987
- [10] Pan-Mook Lee, Bong-Huan Jun, “Pseudo long base line navigation algorithm for underwater vehicles with inertial sensors and two acoustic range measurements”, MOERI Coreia, Junho 2006

- [11] Nuno A. Cruz e Aníbal C. Matos, “The MARES AUV, a Modular Autonomous Robot for Environment Sampling”, FEUP, 2008
- [12] Aníbal Matos, Nuno Cruz, Alfredo Martins e Fernando Lobo Pereira, “Development and Implementation of a Low-Cost LBL Navigation System for an AUV”, FEUP, 1999
- [13] Aníbal Matos, Nuno Cruz e Fernando Lobo Pereira, “Post Mission Trajectory Smoothing for the Isurus AUV”, FEUP, 2003
- [14] Edwin Olson, John Leonard e Seth Teller, “Robust Range-Only Beacon Localization”, MIT, 2004
- [15] J.Curcio, J.Leonard, J.Vaganay, A.Patrikalakis, A.Bahr, D.Battle, H.Schmidt e M.Grund, “Experiments in Moving Baseline Navigation using Autonomous Surface Craft”, MIT, 2005
- [16] www.desertstar.com, acesso em 5 de Maio de 2009
- [17] S. M. Jesus e O. C. Rodríguez, “UNDERWATER ACOUSTIC POSITIONING SYSTEMS BASED ON BUOYS WITH GPS”, Portugal, junho 2006
- [18] M. Morgado, P. Oliveira, C. Silvestre e J.F. Vasconcelos, “USBL/INS Tightly-Coupled Integration Technique for Underwater Vehicles”, IST
- [19] M. Ribeiro, “Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties2”, IST, Fevereiro 2004