Alexandre Munhoz

Metodologia para detecção de obstáculos para navegação de embarcações autônomas usando visão computacional.

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (Área de Concentração em Processamento de Sinais e Instrumentação)

Orientador: Prof.Dr.Valentin Obac Roda

São Carlos
2010

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

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

M966m	<p>Munhoz, Alexandre</p> <p>Metodologia para detecção de obstáculos para navegação de embarcações autônomas usando visão computacional / Alexandre Munhoz; orientador Valentin Obac Roda. -- São Carlos, 2010.</p> <p>Dissertação (Mestrado-Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Instrumentação) -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2010.</p> <p>1. Robótica. 2. Detecção de obstáculos. 3. Visão computacional. 4. Navegação autônoma. 5. Lago. 6. Rio. I. Título.</p>
-------	--

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel ALEXANDRE MUNHOZ.

Dissertação defendida e julgada em 03/09/2010 perante a Comissão Julgadora:

Prof. Associado **VALENTIN OBAC RODA** – (Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Prof. Associado **ADILSON GONZAGA**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADO

Prof. Dr. **JOÃO DO ESPÍRITO SANTO BATISTA NETO**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/USP)

APROVADO

Prof. Titular **GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA**
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e
Presidente da Comissão de Pós-Graduação

Agradecimentos

Um bom motivo para o leitor se interessar por esta seção de agradecimentos, é conhecer o ótimo ambiente de estudos e pesquisas que é o Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade de São Paulo, no campus de São Carlos.

Sou testemunho da melhor qualidade das relações sociais que já presenciei em toda a minha vida acadêmica, e sou eternamente agradecido pelo que isso proporcionou ao meu trabalho e a minha formação.

Todos os professores de que convivi são transparentes em suas opiniões e posturas, com perfeita clareza na transmissão de idéias. Aquele que mais se destaca nestas características, é sem dúvida o prof. Dr. Adilson Gonzaga, cuja liderança me cativou à segui-lo em suas disciplinas e alguns workshops de visão computacional.

Me impressionou muito o esforço da prof.a. Dra. Maria Stela Veludo de Paiva, ao vê-la realizar um bom levantamento de literatura, apenas para responder à curiosidade de um aluno. É sem dúvida nenhuma um exemplo raro no qual eu sou grato em ser uma testemunha ocular e poder me guiar, copiando esta postura.

Agradeço também ao prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira, pela virtude de sempre transmitir aos alunos com paciência e entusiasmo sem importar-se com os desafios que a literatura vai nos levar. Este é a postura exata e necessária que os alunos precisam para atingir o estado de arte.

Testemunhei durante meu convívio com uma bondade incondicional do prof. Dr. Denis V. Coury, que me permitiu acompanhar algumas de suas aulas e explicações no qual o único vínculo era um pedido verbal que eu havia feito.

Agradeço também ao prof. Dr. Ivan Nunes da Silva, cuja habilidade didática pode ser demonstrada pela multidão que o procura, e estas palavras já tem força para um seguro ponto final.

O ambiente também foi excepcional devido à turma de amigos que frequentaram as cadeiras junto comigo. Eles mantinham um nível de debates precisamente adequados ao desenvolvimento do grupo. Todos os questionamentos levantados sempre auxiliavam no desenvolvimento dos colegas e da comunidade. Havia sempre a sensibilidade para que as questões fossem colocadas de maneira correta a não ceifar o desenvolvimento de uma mosca e ao mesmo tempo estimular o raciocínio de divindades. É o caso de Luiz Marcelo Chiesse da Silva e Gustavo Teodoro Laureano. Lembro também de companheiros que colaboravam muito com idéias e questões, mas ficaram apenas o primeiro nome : Antônio e André (da disciplina de processamento de imagens ministrada pelo prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira) . As vezes acho que o Antônio não queria que nesta homenagem, houvessem nomes por alguma filosofia que transcende rótulos, mas aí está.

Finalmente, meu orientador, professor e amigo prof. Dr. Valentin Obac Roda, que manteve desde o primeiro dia que conheci, o inalterável comportamento de paciência, respeito, sapiência... portando sempre os conselhos mais seguros para atravessar esta fase única de minha vida.

À todos, obrigado.

Epígrafe

“ . . . dois objetos podem, inadvertidamente, ocupar o mesmo lugar no espaço.”

Massola, A.M.G et al **Fundamentos de Computação Gráfica**

Rio de Janeiro; São Paulo: Livros Técnicos e Científicos

Editora S.A., 1987, p 265

RESUMO

Este trabalho apresenta um novo método de detecção de obstáculos usados para navegação de um barco autônomo. O método desenvolvido é baseado em visão computacional e permite medir a distância e direção do obstáculo à câmera de vídeo. A distância do possível obstáculo à câmera de vídeo, e o vetor de contorno predominante da imagem são os parâmetros usados para identificar os obstáculos.

Imagens estereoscópicas adquiridas nas margens da lago do clube Náutico de Araraquara, usando bóias de navegação como obstáculos, foram usadas para extrair as características significantes das experiências. Para validar a experiência, foram utilizadas imagens do Reservatório do Broa (Itirapina, SP). A proposta desenvolvida mostrou ser mais eficiente que o método tradicional usando a teoria de Campos Potenciais.

As imagens foram propositadamente tomadas contra o sol, onde o brilho das ondas são erroneamente indicadas como obstáculos pelo método de campos potenciais. Esta proposta filtra as ondas de forma a diminuir sua interferência no diagnóstico.

Palavras-chave: Robótica. Detecção de obstáculos. Visão computacional. Navegação autônoma, Lago. Rio.

ABSTRACT

This work presents the results of new obstacle detection methods used for an autonomous boat navigation. The developed method is based on computer vision and allows to measure the distance and direction of the obstacle to the boat. The distance of the possible obstacle to the camera, and the obstacle outline predominant vector are the parameters used to identify the obstacles.

Stereo images acquired from the margins of the Nautical Araraquara lake, using navigation buoys as obstacles, were used to extract the meaningful characteristics of the experiments. To validate the experiment, images from the Broa Reservoir (Itirapina, SP) were used. The developed proposal showed to be more efficient than the traditional method using the potential fields theory.

The images were taken willfully against the sun, where the brightness of the waves are erroneously identified as obstacles by the method of potential fields. This method filters the waves so as to reduce its interference in the diagnosis.

Keywords: : Robótica. Obstacle avoidance. Computer vision. Autonomous navigation, Lake. River.

Ilustrações

Figura 1. - Pesquisas primordiais em reconhecimento de padrões visuais	23
Figura 2. - Diagrama geral do trabalho	26
Figura 3. - Diagrama do experimento principal	28
Figura 4. - Diagrama de câmeras montadas	36
Figura 5. - Montagem das câmeras	37
Figura 6. - Erro de rotação de câmeras	38
Figura 7. - Sobreposição de imagens desalinhadas e de imagens alinhadas por erro de rotação da câmera	38
Figura 8. - Tratamento de imagens para correção do erro de inserção	41
Figura 9. - Pré-Processamento da imagem	43
Figura 10. - Exemplo de levantamento de Blobs	44
Figura 11. - Imagens capturadas para extração de características – 1	45
Figura 12. - Imagens capturadas para extração de características – 2	46
Figura 13. - Imagens capturadas para extração de características – 3	47
Figura 14. - Boias de navegação tomadas como obstáculos	48
Figura 15. - Exemplo de cálculo de vetor predominante de contorno	51
Figura 16. - Espaço de características para análise de validação de disparidade	53
Figura 17. - Figura de transferidor utilizada para calcular o angulo relativo a cada pixel da web cam.....	55
Figura 18. - Disposição da câmera e alfinetes sobre painel do transferidor e a imagem capturada por esta câmera	56
Figura 19. - Triângulo relativo à disposição das duas câmeras e um ponto do objeto analisado	57
Figura 20.- Diagrama genérico de representação geométrica do espaço entre câmeras e o objeto em estudo	60
Figura 21. - Diagrama de cálculo de α para pixels à direita da imagem	61
Figura 22. - Diagrama de cálculo de α para pixels à esquerda da imagem	62

Figura 23. - Diagrama de cálculo de ad para pixels à direita da imagem	64
Figura 24. - Diagrama de cálculo de ad para pixels à esquerda da imagem	65
Figura 25. - Representação das variáveis para cálculo de distância	66
Figura 26. - Teste de campo para cálculo de distância	67
Figura 27.- Erros do calculo de distância gerados pela discretização da imagem	68
Figura 28. - Estacas de madeira gerando erros de medida de distância	69
Figuras 29. - Blobs não filtrados em um espaço de características Distância X Vetor	72
Figura 30. - Blobs filtrados por validação > 30 dispostos em um espaço de características Distância X Vetor	72
Figura 31. - Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	77
Figura 32. - Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	78
Figura 33.- Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	79
Figura 34. - Blobs presentes nas imagens;;.....	80
Figura 35.- Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	82
Figura 36.- Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	83
Figura 37.- Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	83
Figura 38.- Amostragem para validade externa comparando método proposto com método de Snyder(2004)	84
Figura 39. - GPS <i>GT-272</i>	89
Figura 40. - Bússola V2XE	90
Figura 41. - Conversor de tensão Bússula – TTL	90
Figura 42. - Adaptador de USB para Bússula	90
Figura 43. – Pontos de borda da represa	91

Tabelas

Tabela 1 - Teste de cálculo de distância	68
Tabela 2 - Legenda de cores utilizada nos gráficos de distribuição de características	71
Tabela 3 - Desempenho do método de Snyder em comparação com o método proposto.....	85

Lista de símbolos e abreviaturas utilizados

Convenções - Os símbolos apenas em negrito são considerados variáveis utilizadas. Os símbolos em negrito e itálicos, são considerados imagens.

angdesl - Ângulo obtido pelo desvio entre o ângulo de 90 graus do pixel central e o ângulo de incidência do ponto do objeto em análise.

AUV – Veículo Autônomo Submerso (*Autonomous Underwater Vehicle*).

coordh – Coordenada horizontal de um pixel em análise.

deslpixdir – Desvio em pixels do ponto analisado sobre o centro horizontal original da imagem direita.

deslpixesq – Desvio em pixels do ponto analisado sobre o centro horizontal original da imagem esquerda.

distância_margem – Distância entre o ponto de captura da imagem e a margem do lago exibida pela mesma imagem. Esta distância é calculada a partir de um GPS, uma bússola e coordenadas de contorno do lago.

distância_ponto-cursor – Distância entre um ponto da margem do lago e um cursor móvel para procura de **distância_margem**. Esta variável tem como propósito detectar se o cursor móvel chegou à margem.

distância_testada – Distâncias em que serão procuradas a **distância_margem**.

hp – Deslocamento horizontal da imagem propiciado por erro de inserção da câmera no seu suporte.

im – Imagem pré-processada.

Nim – Imagem pós-processada.

palf - Distância média em pixels entre cada alfinete de referência. Medida em pixels, utilizada para calcular ângulo de incidência da luz sobre cada pixel da imagem.

pixa – Graus de incidência de luz entre 2 pixels vizinhos horizontalmente na imagem.

pmesq - Pixel cuja coordenada horizontal corresponde ao centro da câmera, e cujo raio de incidência da luz é de 90 graus

ponto_margem - Pontos de contorno da margem, para fins de mapear as coordenadas na margem no sistema.

rot – Rotação da imagem propiciado por erro de inserção da câmera no seu suporte.

sdob - Distância entre o ponto do objeto analisado e o centro do diafragma da câmera direita

sed – Distância entre o centro do diafragma da câmera direita e o centro do diafragma da câmera esquerda

seob – Distância entre o ponto do objeto analisado e o centro do diafragma da câmera esquerda.

vp – Deslocamento vertical da imagem propiciado por erro de inserção da câmera no seu suporte

X – Eixo horizontal de rotação da câmera de vídeo.

xcursor – Coordenada x de um cursor móvel utilizado com objetivo de procurar a distância da margem ao ponto onde a imagem foi capturada. Esta procura é feita utilizando um GPS, uma bússola e pontos de mapeamento do contorno do lago.

xdir – Coordenada x do ponto em análise da imagem real refletido na câmera direita.

xesq – Coordenada x do ponto em análise da imagem real refletido na câmera esquerda.

xmargem – coordenada x de cada ponto ao longo da margem do lago.

Y – Eixo vertical de rotação da câmera de vídeo.

ycursor – Coordenada y de um cursor móvel utilizado com objetivo de procurar a distância da margem ao ponto onde a imagem foi capturada. Esta procura é feita utilizando um GPS, uma bússola e pontos de mapeamento do contorno do lago.

ymargem - coordenada y de cada ponto ao longo da margem do lago.

Z – Eixo de rotação da câmera de vídeo situado no sentido do fluxo de raio luminoso para o centro da imagem.

α_{lf} - Ângulo entre alfinetes de referência, tomados para medir ângulo de incidência da luz sobre cada pixel da imagem.

α_d - Ângulo sobre a câmera direita refletindo a abertura entre a câmera esquerda e o ponto do objeto analisado

α_e – Ângulo sobre a câmera esquerda refletindo a abertura entre a câmera direita e o ponto do objeto analisado

α_{ob} - Ângulo sobre o ponto do objeto analisado refletindo a abertura entre a câmera direita e a câmera esquerda.

α_{pix} – Pixels de distância entre cada grau de incidência de luz sobre a imagem, em varredura horizontal.

σ_{xn} – Desvio Padrão das coordenadas x do ponto n.

σ_{yn} – Desvio Padrão das coordenadas y do ponto n.

Sumário

1.0 - Introdução	23
1.1 – Motivação	23
1.2 – Objetivos	25
1.3 – Organização da dissertação	26
2.0 - Detecção de Obstáculos por visão computacional	29
3.0 – Materiais e métodos	35
3.1 – Procedimentos de calibração das câmeras	38
3.1.1 – Detecção de erros	38
3.1.2 – Correção de erros	41
3.2 – Pré-processamento das Imagens	43
3.3 – Imagens capturadas para definição de classes	45
3.4 – Atribuição de classes	48
3.5 – Atribuição de características	50
3.6 – Disparidade de Imagens	52
3.6.1 – Cálculo de disparidade	52
3.6.2 – Validação da análise de disparidade do blob.....	53
3.7 – Cálculo de distância	55
3.7.1 – Cálculo pixel-grau	55
3.7.2 – Diagrama de cálculo de distância	57
3.7.3 – Calculando α_e	59
3.7.3.1 – Cálculo de α_e para pixels situados à direita	61
3.7.3.2 - Cálculo de α_e para pixels situados à esquerda	62
3.7.4 – Calculando α_d	63
3.7.4.1 – Cálculo de α_d para pixels situados à direita	64
3.7.4.2 – Cálculo de α_d para pixels situados à esquerda	65
3.7.5 – Finalização do cálculo da distância	66
3.7.6 – Aferição do cálculo de distância	67
4 – Resultados	71
4.1 – Determinação da região de classificação de obstáculos	71
4.2 – Teste de desempenho em comparação com Snyder (2004)	75

5 – Conclusões	87
6 – Propostas	89
Referências	93
Apêndice A – Rotinas desenvolvidas	99
Apêndice B - Erros proporcionados pela discretização	105

Capítulo 1

Introdução

1.1 - Motivação

Muito tempo antes de haver computadores, ou mesmo da eletrônica digital, já havia investigações sobre padrões de reconhecimento visual. Em um trabalho pioneiro na área de etologia, Timbergen e Perdeck (1950 apud Manning, Aubrey 1977) já fazia alguns experimentos para identificar estímulos visuais em animais. Em seu trabalho, era descrito o comportamento de filhotes de gaivotas no ninho, que abriam o bico em coordenação motora para receber comida toda vez que se aproximava um graveto com a ponta pintada de vermelho. Nesta espécie, a mãe possuía uma mancha vermelha na ponta do bico, logo deduziu-se que bastaria a presença de qualquer cilindro de dimensão próxima e com a ponta vermelha para que a imagem fosse reconhecida pelos filhotes como sendo a imagem da mãe.

Figura 1. Experimentos primordiais em reconhecimento de padrões em imagens. (ilustração segundo , Timbergen e Perdeck (1950 apud Manning, Aubrey 1977) e Timbergen (1951 apud Manning, Aubrey 1977))

Em outro experimento clássico de Timbergen (1951 apud Manning, Aubrey 1977) sobre reconhecimento de imagens, descrito neste mesmo livro, é recortada em cartolina uma silhueta, conforme a Figura 1. Este recorte possui um formato que pode lembrar tanto um

gavião quanto um ganso, dependendo apenas do sentido de seu deslocamento. Foi suspensa então a cartolina por fios e deslocada sobre ninhos de diversas espécies de aves que se aninham no chão. Quando o recorte era deslocado no sentido que faz lembrar um ganso, os filhotes em seu ninho permaneciam tranquilos, sem nenhuma atenção ao estímulo visual. No entanto, quando a cartolina era deslocada no sentido que lembra um gavião, os filhotes apresentavam comportamento de alarde. Este experimento, mostra que nos primórdios da etologia, já era estudada a influencia do movimento no reconhecimento de imagens.

Hoje, com a presença disseminada dos computadores em nossas vidas, as investigações sobre reconhecimento de padrões visuais cresceu. No ano de 2008 a base de dados Scopus registrou 5962 artigos publicados com as palavras-chave “computer vision”

Um interesse particular surgiu no Laboratório de Instrumentação Virtual e Microprocessada, do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade de São Paulo – Campus de São Carlos. Neste local, se desenvolveu um barco com navegação autônoma, onde se verificou o interesse por um sistema de reconhecimento automático de obstáculos fortuitos.

Primordialmente, neste laboratório, Stavarengo (2006) desenvolveu um sistema de navegação autônoma com uma embarcação em sua dissertação de mestrado “Telemetria de Dados e Imagens para Plataforma Autônoma para Coleta de Dados Hidrológicos “. Dispondo então o laboratório deste material, percebemos a oportunidade do desenvolvimento do presente trabalho.

1.2 - Objetivos

Pretende-se com o presente trabalho, apresentar soluções adaptadas à embarcações para detecção de obstáculos, utilizando visão computacional. A imagem desejada é a de perspectiva da superfície do corpo de água aonde a embarcação irá navegar. Desta forma, as câmeras poderão ser apoiadas sobre o próprio barco.

Os obstáculos que se pretendem detectar, são aqueles fortuitos, já que este projeto está integrado à outras rotinas de navegação, onde o planejamento de rota e propulsão já é estabelecida pela rotina principal.

Como a rotina em si apenas se comunica com o programa de planejamento de rota, não compete à ela o plano de fuga. Com isso esta passa a ser responsável em determinar a distância e direção do obstáculo para que o programa principal possa tomar as decisões cabíveis.

O padrão das ondas depende da direção e intensidade dos ventos, e principalmente da superfície ao qual a água se expõe à estes ventos. Sendo os lagos ligados ao projeto, de superfície pequena em relação ao mar, não se espera ondas das proporções encontradas nos oceanos. Por esta razão, os testes realizados neste experimento são em ambientes com ondas de pequeno tamanho.

Esta pesquisa tem cunho investigativo. Sendo uma aplicação nova não se pretende indicar o método para todos os obstáculos possíveis, mas medir o desempenho para detecção dos obstáculos encontrados em campo.

Este trabalho se propõe a ser um método mais eficiente do que o proposto por Snyder, F. D. (2004), que trata do reconhecimento de obstáculos por visão computacional sobre a superfície em perspectiva de um lago. Verificamos que os métodos por ele defendidos são pouco efetivos para imagens coletadas contra o sol em condições de ondas sobre a superfície do lago.

1.3 – Organização da dissertação.

Figura 2. - Diagrama geral do trabalho

Esta breve introdução que procurou descrever a motivação inicial do trabalho, e a determinação dos objetivos, se preocupa agora em mostrar como se distribui o presente trabalho a fim de facilitar a compreensão geral do leitor.

Um histórico sobre reconhecimento de obstáculos é apresentado no capítulo 2. Como os trabalhos sobre reconhecimento de obstáculos sobre a superfície da água utilizando-se de visão computacional não são muitos, procurou-se inicialmente descrever o estado em reconhecimento de obstáculos por visão computacional estéreo em ambientes não aquáticos. Posteriormente é descrito o estado de arte em reconhecimento de obstáculos em ambiente aquático em geral.

No diagrama geral do experimento, conforme ilustrado na figura 2, procuramos inicialmente coletar classes de contornos sobre imagens em estéreo coletadas à margens do clube Náutico de Araraquara – SP. Estes contornos rastreados (blobs) foram divididos manualmente em diversas classes. Observou-se então, as principais características envolvidas nas classes deste banco de imagens preliminar.

Como teste de validação externa, procurou-se então verificar se estas características estavam presentes também em um novo banco de imagens coletados em um outro lago. Por esta razão, tomamos novas imagens na represa do Broa em Itirapina – SP.

Por constatarmos que o método de Snyder et al. (2004), é pouco eficiente em imagens contra o sol, todas as imagens capturadas neste experimento são tomadas tendo o sol como fundo.

No capítulo 3, onde são abordados os materiais e métodos utilizados, há uma ênfase especial à presença de duas câmeras com uma distância não convencional entre elas. Por conta desta característica peculiar, achou-se conveniente aplicar uma técnica alternativa para calibragem de seus parâmetros .

O diagrama do experimento é exposto na figura 3.

O capítulo 4 mostra os resultados, comparando o desempenho de nossas rotinas com o método proposto por Snyder et al. (2004). Esta comparação é apresentada tanto através de uma tabela de desempenho numérico. Também são apresentadas imagens indicando onde estariam os resultados falso-positivos de obstáculos detectados pelo método de campos potenciais.

As conclusões de que o método proposto é superior, descrevendo as limitações do estado de arte geral para imagens coletadas neste perfil são detalhadas no capítulo 5.

Este método utiliza como variável necessária para o processamento, a distância da margem do lago de fundo para cada imagem coletada. Por se tratar de um procedimento experimental, esta distância foi tomada por medidas realizadas a partir de imagens de satélite. Pretende-se que em eventual uso da técnica no futuro, a distância da margem de fundo do lago à câmera seja obtida automaticamente. Para isso, no capítulo 6, é feita uma proposta que ainda não foi implementada, mas que pode ser tomada como guia. Neste projeto, esta distância poderá ser recuperada a partir de coordenadas de um GPS e da direção da imagem fornecida com uma bússola, utilizando para cálculo um conjunto de pontos coletados ao longo do contorno do lago.

Figura 3. - Diagrama do Experimento principal

Capítulo 2

Detecção de obstáculos em ambiente aquático por visão computacional

Entre as propostas iniciais de reconhecimento de obstáculos utilizando visão estéreo, foi projetado um sistema de navegação autônoma para um automóvel em meados da década de 70 e este trabalho só foi publicado décadas depois por Tsugawa (1994). Neste sistema, as imagens são coletadas por um par de câmeras e segmentadas por filtro derivativo, a fim de procurar as bordas laterais de uma pista para navegação de um veículo à 10 km/h.

As aplicações desta área, já se estendem à uma diversidade de veículos autônomos. A detecção de obstáculo por visão estéreo foi utilizada desde em veículos extra-terrestres à cadeira de rodas. Dur (2009) desenvolveu sistemas para detecção de obstáculos em um veículo da NASA para exploração de Marte, enquanto Oda e Shimizu (2006) construiu um sistema para cadeira de rodas, ambos os projetos utilizando-se da visão estéreo.

Os métodos de detecção de obstáculos por análise espacial não necessita necessariamente de 2 câmeras. Alguns trabalhos utilizam-se de uma única câmera capturando 2 imagens após um movimento de translação entre cada imagem. É o caso de de Wekel, Kroll-Peters, e Albayrak (2008) e Molton e Brady (2000). Bhanu et al. (1994) desenvolveram um trabalho que se utilizava de duas câmeras, porém combinava os dados estéreo destas duas câmeras, com duas imagens seqüenciais providas por uma das suas câmeras para melhorar a percepção espacial. A detecção destes obstáculos também pode ser feita por 3 câmeras, como por exemplo Li e Brady (2006) que utilizou-se de um FPGA para processar as três imagens na detecção de obstáculos. Ainda pode ser realizada por diversas câmeras onidirecionais, como fez Koyasu, Miura e Shirai. (2001, 2003).

Em muitos casos, aliados à visão computacional estéreo, são combinados outros sensores que integrados melhoram a percepção de obstáculo, quando comparados à cada sensor individualmente ou à visão computacional em si. Wallner e Dillmann (1995) integrou

um sistema de visão computacional à um sistema de sonar para refinar o mapeamento. Esta integração também está presente em Nara e Takahashi (2006) e Moghadam, Wijesoma e Feng (2008) que integraram visão computacional estéreo com sensor de varredura à laser. A Identificação por rádio frequência (RFID) também foi integrada à visão computacional estéreo para identificar obstáculos por Songmin et al. (2007), onde a região de interesse para processamento de imagem é definida por uma seleção feita por RFID.

Stillier et al. (2000) e Polycronopoulos et al. (2004) integraram ainda mais sensores. Ambos adicionaram à visão estéreo, a varredura à laser e sensores de sonar para mapear obstáculos.

Diversos métodos já foram desenvolvidos para que os obstáculos sejam detectados nas imagens em estéreo. Ho (2010) detecta pontos característicos de Harris em ambas imagens, a fim de ter uma triangulação entre cada par de pontos que permitam calcular a distância. No artigo de Svasta e Hapenciuc (2009), as formas encontradas nas imagens são tratadas por correlação cruzada e é feito um casamento de características. Hubber e Kortenkamp (1998) faz uso de frames anteriores das imagens para prever a região de maior probabilidade de encontrar características correspondentes em um par de imagens. Na proposta de Patnaik, Konar, e Mandal (2002) as coordenadas 3D são reconstruídas em um plano de obstáculo utilizando o filtro de Kalman

Muitos autores dão importância em localizar o plano do chão no método. Assim fez Li e Jia (1998) que buscavam seus obstáculos a partir da localização de um plano de chão em imagens estéreo. Encontramos 3 algoritmos para cada uma das 3 situações no artigo de Zhang, Weiss e Hanson (1997): 1) Plano de chão conhecido, 2) Plano de chão desconhecido, 3) estimativa do plano de chão. Yoon, Roh e Shim (2008) desenvolveram um método de invariantes projetiva, onde se define um polígono interligando 4 pontos onde ocorre a maior probabilidade de se encontrar obstáculos, a partir de um par de imagens.

O método mais utilizado para se detectar obstáculos a partir de visão computacional estéreo é a teoria de campos potenciais. Neste método é estimado o fluxo ótico entre um par de imagens. Temos então como resultado uma matriz de vetores de deslocamento de regiões de pixels de uma imagem em relação à outra. A rota de fuga seria aquela que possui os

menores vetores de deslocamento. Exemplos de utilização de campos potenciais são Vicent e Tjahjadi (2005), Ohnishi e Imiya (2007), Guldner e Utkin (2005) e Ge e Cui (2000)

Hrabar e Sukhatme (2009) utilizaram a teoria de campos potenciais para um veículo terrestre e um veículo aéreo. Estes veículos trocavam dados dos dois pares de imagens coletados a fim de se integrarem e ter um mapa mais preciso das rotas de fuga comum para ambos.

Outro método quase tão utilizado quanto a teoria dos campos potenciais é a análise de disparidade entre as imagens. Nesta proposta, em uma varredura podemos encontrar uma sequência de pixels de uma imagem em uma outra imagem pareada. Porém, ao invés de vetor, temos o deslocamento exato em número de pixels deslocados de um campo em relação à outro. Mingxiang e Yunde (2006) apresentam em seu artigo um exemplo típico desta técnica. Através de visão bi-ocular, Saurav (2009) utilizou-se deste método para montar uma representação estocástica do mapa de navegação, para ambientes internos (laboratório com luz artificial) e externos (ambiente externo sob luz solar). Li e Brady (2006) já citado por ter se utilizado de 3 câmeras, também se utilizou de análise de disparidade. Uma aplicação de utilização de disparidade para imagens com veículos aéreos, foi proposta por Hannal, Straznicky e Goubran (2008) onde a disparidade foi analisada sobre contornos segmentados. Quek, Ibañez-Guzmán e Lim (2005) utilizaram-se de análise de disparidade para um veículo que seguia outro por visão, a partir de um par de imagens segmentadas por lógica Fuzzy aplicado à coloração.

Laureano (2008), realizou um bom levantamento sobre o estado da arte e métodos de análise de disparidade.

Em ambiente aquático, os trabalhos sobre detecção de obstáculos são muitos, porém aqueles que se utilizam de visão computacional para este fim são raros. Principalmente aqueles com tomada de imagens sobre a superfície da água em vista sob perspectiva conforme a disponível em um barco.

A grande maioria dos veículos de navegação autônoma em ambiente aquático presentes em literatura são submersos, conhecidos como AUV (*Autonomous Underwater Vehicle*).

O trabalho mais antigo de detecção de obstáculos em AUV encontrado, foi o de Khanmohammadi et al. (1988). Os obstáculos são fixos, em posições previstas e é proposto um sistema de 6 equações lineares e não lineares dimensionais para movimentação e controle de motores para desvio dos obstáculos sub-aquáticos.

Em 2001 Antonelli e Chiaverini. utilizaram visão computacional para detecção de obstáculos fortuitos submersos. Este sistema de percepção se baseia em redes neurais com desempenho em tempo real.

Kanakakis, Valavanis e Tsourveloudis (2004) desenvolveram em um submarino, um sistema de percepção de obstáculos com base em um sonar baseado em algoritmo de lógica Fuzzy. O sistema de percepção submarina de Nolan, Toal e Ewald (2005) já era mais sensível, pois este construiu um sonar com emissor de formato curvo para aumentar o ângulo de procura.

O sistema de percepção de lógica Fuzzy sobre o sonar submarino foi aperfeiçoado por Bui e Kim (2006), onde foi implementado em produtos B-K (*Bandler and Kohout's Triangle Subproduct*) de relação Fuzzy.

O uso de sonar para detecção de obstáculos submersos chegou a ser simulado por Bouxsein et al. (2006). Outras variantes de detecção acústica de obstáculos por veículos submersos é a de Wu et al. (2006) que incluiu junto ao veículo, uma linha-guia para navegação. Um sonar de custo muito baixo, foi o objetivo de Xu et al. (2006). Pebody (2008) utilizou de sonar para submarino de exploração no Ártico para navegação e detecção de obstáculos em ambiente abaixo de uma camada de gelo.

Outra tecnologia para detecção de obstáculos em ambientes aquáticos, é a percepção destes por sensores táteis. Dobbins e Samways (2003) desenvolveram este sistema em um barco que navega por um canal, onde correntezas e ventos podem desvia-los de seu curso. A indicação da necessidade de correção de rota ocorre assim que algum sensor toca uma borda do canal.

Toal e Flanagan (2005) desenvolveram um sensor próprio utilizando fibras óticas. O obstáculo submerso, quando muito próximo do submarino (distância tátil), desvia os raios luminosos, acusando sua presença.

Sensores de infravermelho (IR) foram utilizados por Ye et al. (2007) para submarinos. O sensor segue uma fonte de luz IR que é o alvo de direção do veículo. Assim que a fonte de luz é interrompido pelo obstáculo, ele busca a direção da fonte mais próxima, efetuando o desvio.

Para barcos, os obstáculos também foram detectados por ultra-som Zeng, Ito e Shimizu (2000) e por sensor à laser por Ruiz e Granja (2009)

A visão computacional acompanhou pouco os veículos submersos. Barisic, Vukic e Miskovic (2007) utilizaram a teoria de campos potenciais, que é muito usada para robôs terrestres, no planejamento de rota do veículo autônomo sub-aquático. Também utilizou desta metodologia Gao et al. (2008) para AUV.

Pouca literatura foi encontrada sobre detecção de obstáculos em embarcações de superfície utilizando visão computacional. Na superfície da água temos como problema as variações de brilho e luminosidade do sol.

Na grande parte dos casos, os experimentos com detecção de obstáculos com robôs terrestres são realizadas em ambientes fechados, com iluminação artificial e obstáculos pré-definidos em um universo finito de situações. As queixas sobre ambiente externo sobre iluminação solar estão relacionadas com variações bruscas da iluminação e também com a hiper-segmentação da imagem (NABBE, B. Et al., 2006) .

Um único trabalho localizado, o de Snyder et al. (2004), identifica os obstáculos de um barco de navegação autônoma por visão através da teoria de campos potenciais, para navegação em um rio. Imagens mostradas pelo autor sugerem a presença de águas calmas e espelhadas, quase sem ondas. Ocasionalmente observa-se ondas que poderiam influenciar como falso-positivo na teoria dos campos potenciais, mas que não foram tomadas como fonte do experimento. Estas ondas se tornariam um problema ainda mais significativo se as

imagens fossem capturadas contra o sol, onde seu brilho se tornariam contrastante a ponto de se confundir com um obstáculo.

Diferente de submarinos, o barco navega sobre a superfície do lago, necessitando então de imagens de perspectiva deste ambiente. Propomos para melhor determinação de distância e angulação do obstáculo, a análise de disparidade de imagens.

Toda vez em que se trabalha com câmeras para captura de imagem bi-ocular, é necessário calibrá-las para eliminar erros de rotação durante a inserção destas sobre o substrato, conforme será descrito no capítulo seguinte. Bouguet,. (2008), desenvolveu rotinas de calibragem de fácil uso.

Capítulo 3

Materiais e Métodos

Com o objetivo de capturar imagens e processá-las à margem de um lago, as rotinas desenvolvidas em Matlab, foram executadas em um microcomputador portátil, marca Toshiba com processador AMD64 Turion com 2.0 Ghz. As imagens foram obtidas através de um par de câmeras *webcam* modelo 11123 fabricadas pela Clone.

Apesar de não termos utilizado em nosso experimento, recomendamos o uso de uma bússola eletrônica e um GPS para detectar a distância da margem do lago ao barco. Neste trabalho, como as imagens foram coletadas de um ponto fixo, a distância da margem foi determinada por imagens de satélite.

As câmeras foram apoiadas em um suporte feito com chapa de aço 16 por ser resistente e suficientemente leve. As dimensões desta chapa são de 1500 mm x 55 mm, e foi dobrada em 90 graus longitudinalmente para eliminar qualquer possibilidade de flexão.

Sobre este suporte foram coladas as duas *web-cams*. Como desejamos detectar obstáculos à grande distâncias, desejamos que a distância entre elas seja a maior possível. A distância entre as *web-cams* é de 1,4m, por ser a largura do barco.

As *web-cams* tem por características o ajuste automático do brilho e contraste, assim que ligadas. Por esta razão, quando o Matlab faz a captura de uma imagem, estas são ligadas, e a imagem é imediatamente transferida ao computador antes mesmo que este ajuste seja efetuado. Como consequência disso, as primeiras imagens tomadas em ambiente aberto, tem brilho altíssimo por influência da luminosidade solar. Experimentalmente, observou-se que as imagens chegam a ser totalmente brancas, o que não ocorre quando a captura é realizada em ambiente protegido, como no interior de uma casa ou escritório. Não foi encontrada *web-cam* onde o ajuste de brilho e contraste não seja automático.

Para capturar imagens com brilho adequado, foram adicionados ao suporte dois adaptadores para que se coloque à frente da câmera filtros óticos atenuadores, construídos

com vidros cobertos com *insulfilm*. Estes adaptadores permitem que se troquem os filtros da frente da câmera, dependendo da luminosidade. Foram preparados 4 pares de placas de vidros, o primeiro par com uma camada de *insulfilm* para autos com 5% de transmitância, o segundo par de placas possui 2 camadas deste mesmo *insulfilm*, o terceiro possui três camadas e o quarto quatro camadas.

Este suporte foi fixado em um tripé para máquina fotográfica VPT-20 fabricado pela Tron. Assim, o suporte com as duas câmeras podem ser rotacionadas em sincronia para que possa ser coletadas imagens em estéreo de diversas direções.

Figura 4. (A) Diagrama de inserção de peças em wireframe. (B) Diagrama com nome das peças em imagem renderizada. (C) Peças montadas em imagem wireframe. (D) Peças montadas em imagem renderizada. (E) Suporte das câmeras com as duas câmeras montadas em imagem wireframe (F) Conjunto total com as duas câmeras montadas em imagem renderizada.

Este aparato físico montado, ilustrado nas figuras 4 e na 5, foi conectado ao microcomputador de forma a capturar e processar as imagens utilizando o aplicativo Matlab 2008, com as ferramentas *Image Acquisition toolbox* e *Image Processing toolbox*.

Figura 5. Imagens do acessório montado. (A) Equipamento total, com suporte das câmeras apoiado sobre tripé para máquinas fotográficas. (B) Imagem ampliada do suporte das câmeras com o suporte de placas, contendo um par de placas com 4 camadas de insulfilm. (C) Laptop com uma pequena mesa de apoio para operação em campo.

3.1 – Procedimentos de calibração das câmeras

3.1.1. – Detecção de erros

Quando fixamos as câmeras sobre o suporte, podem ocorrer desalinhamentos entre estas, causados por rotação de uma câmera em relação à outra em os diversos eixos possíveis de seu espaço. Estes casos estão ilustrados na figura 6, onde temos em A um diagrama das câmeras alinhadas. Em B temos a rotação de uma câmera em relação à outra relativo do eixo X. Em C é exibido um desalinhamento entre câmeras proporcionado por uma rotação no eixo Y, e em D temos uma rotação de uma das câmeras ao longo do eixo Z.

Figura 6. – Rotações possíveis da câmera por erro de inserção.

Os erros gerados pela rotação do eixo X acarretam em um deslocamento vertical da imagem de uma câmera em relação à outra, enquanto os erros gerados pela rotação no eixo Y acarretam em um deslocamento horizontal da imagem de uma câmera em relação à outra. Os erros gerados pela rotação do eixo Z acarretam em uma rotação real da imagem de uma câmera em relação à outra.

As rotinas de calibração como as propostas por Bouguet (2009), necessitam de um gabarito que é melhor adaptado à um par de câmeras com pequena distância entre si. Quando a distância entre câmeras é grande, como no nosso caso, situar o gabarito em um campo comum entre as câmeras é um problema significativo. O gabarito ficaria tão longe

das câmeras, ao atingir o campo comum entre elas, que teria o tamanho de sua imagem reduzida. Também estaria reduzida a resolução da imagem deste gabarito.

Baseado nesta constatação, foi desenvolvida uma rotina simples para detectar o deslocamento de uma imagem em relação à outra, por consequência de rotação dos eixos x e y entre as câmeras, e também detectar a rotação entre as imagens por consequência da rotação do eixo z entre as câmeras

Como referência, as câmeras já fixadas em seu suporte comum, foram direcionadas à Lua por ser a imagem mais distante possível. Desta forma o deslocamento de pixels de uma imagem em relação à outra não deve acontecer pela distância entre as câmeras, mas unicamente pela rotação das mesmas.

Obtendo então duas imagens da lua, a rotina cria uma imagem fruto da alternância de pixels entre as imagens da câmera direita (figura 7 B) e da câmera esquerda (figura 7 A). Resulta-se assim uma imagem com as bordas da lua desalinhadas (figura 7 C).

Através de comandos do teclado podemos deslocar uma das imagens à esquerda, ou direita, ou acima, ou abaixo. Este deslocamento pode ser no passo de 1 pixel ou de 10 pixels. Quando as imagens já estiverem alinhadas (por comando manual (figura 7D), encerramos o programa, que fornece o deslocamento horizontal (hp) e vertical (vp) atingido depois do alinhamento.

O programa também permite rotacionar uma das imagens para detectar rotação do eixo z sobre a câmera. Porém este comando não foi utilizado, por se verificar que este tipo de rotação não foi significativa durante a inserção das câmeras sobre seu suporte. A rotina desenvolvida encontra-se no Apêndice A.

O programa principal extrai bordas das imagens com o propósito de alinhá-las, para posterior processamento.

Figura 7. Imagens obtidas com o programa de calibração de posição da câmera.

3.1.2 – Correção de erros

Sobre os deslocamentos horizontais e verticais detectados na inserção das câmeras, temos as seguintes situações, conforme ilustrado na figura 8.

Figura 8. Tratamento de imagens para correção do erro de inserção.
Nim= imagem corrigida. im=imagem com erro.

No caso A, com o deslocamento horizontal (**hp**) positivo, há um corte na borda esquerda da imagem esquerda, e um corte na borda direita da imagem direita. A nova imagem esquerda será $Nim = im(1:480, hp:640)$, onde Nim é a nova imagem, e im é a imagem com erro de deslocamento. A nova imagem direita será :

$$Nim = im(1:480, 1:(640-hp)).$$

No caso B, com o deslocamento horizontal (**hp**) negativo, há um corte na borda direita da imagem esquerda, e um corte na borda esquerda da imagem direita. A nova imagem esquerda será $Nim = im(1:480, 1:(640-hp))$ e a nova imagem direita será

$$Nim = im(1:480, hp:640).$$

No caso C, com o deslocamento vertical (**vp**) positivo, há um corte na borda inferior da imagem esquerda, e um corte na borda superior da imagem direita. A nova imagem esquerda será $Nim = im(1:(480-vp), 1:640)$ e a nova imagem direita será

$$Nim = im(vp:480, 1:640)$$

No caso D, com o deslocamento vertical (**vp**) negativo, há um corte na borda superior da imagem esquerda, e um corte na borda inferior da imagem direita. A nova imagem esquerda será $Nim = im(vp:480, 1:640)$ e a nova imagem direita será

$$Nim = im(1:(480-vp), 1:640)$$

3.2 – Pré-processamento das imagens

As imagens que tiveram suas bordas recortadas com o objetivo de corrigir erros de alinhamento, serão agora processadas para que extração de polígonos. Estes polígonos conhecidos como blobs, serão nossa principal ferramenta de análise da imagem.

Cada imagem esquerda foi transformada em monocromática com 4 níveis de cinza, para facilitar a segmentação.

Figura 9. Diagrama do pré-processamento das imagens

Em seguida, cada imagem esquerda foi submetida a um filtro passa-alta Laplaciano. Os blobs são então obtidos rastreando as coordenadas x e y ao longo de cada polígono da imagem resultante. As imagens exemplo deste processamento estão ilustradas na figura 9.

Na figura 10, temos um exemplo de identificação dos Blobs. Ao longo da varredura da imagem são encontrados diversos polígonos pelo caminho. A cada polígono encontrado, percorre-se todos os pontos de seu contorno, registrando as coordenadas encontradas. Estes polígonos, ao qual se tem uma tabela com as coordenadas de todos os pontos de seu contorno são chamados de Blobs, e são o principal elemento deste trabalho.

Figura 10. - Exemplo de levantamento dos Blobs de uma imagem passa-alta.

3.3 – Imagens capturadas para definição de classes em validade Interna

Com o objetivos de pré-definir as classes envolvidas em cada blob, foram capturadas uma série de 11 pares de imagem estéreo das margens do Clube Náutico de Araraquara-SP. Estas imagens foram pré-processadas, segundo os procedimentos descritos na seção 3.2.

Figura 11. Imagens capturadas para definição de classes

Foram tomados como obstáculos as bóias de navegação indicadas como exemplo na figura 14.

Imagem esquerda	Imagem direita	Número
D
E
F
G

Figura 12. Imagens capturadas para definição de classes

Imagem esquerda	Imagem direita	Número
H
I
J
K

Figura 13. Imagens capturadas para definição de classes

Figura 14. - Boias de navegação tomadas como obstáculos para extração de características.

3.4 – Atribuição de classes

As imagens esquerdas da sequência de imagens das figuras 11-13 quando pré-processadas geraram 1674 blobs. Estes blobs foram classificados manualmente a fim de obter características que pudessem ser agrupadas. Observou-se nestes contornos as seguintes classes de dados :

- A) Nuvens – Nesta classe notamos contornos com distância superior à distância da margem oposta do lago. Sua área e vetor de contorno predominante podem ser diversificados.
- B) Margem – Nesta classe notamos contornos com distância compatível à distância esperada para margem oposta do lago. Não foram distinguidas variações de área e vetor de contorno predominante significativas
- C) Reflexo de imagem da margem sobre o lago. Nesta classe notamos características como distância, área e vetor de contorno predominante similares à classe Margem. Pelo fato do presente trabalho se dedicar à detecção de obstáculos, não temos interesse em diferenciar esta classe da classe Margem.
- D) Luminosidade da água proveniente do sol. – Nesta classe encontramos as maiores distâncias, sendo distância superior à distância da margem e das nuvens. A área ocupada por este blob é relativamente grande. Ocasionalmente, a luminosidade do sol pode refletir sobre ondas, gerando contorno de pequenas áreas, mas este caso é identificado como sendo a classe a seguir.
- E) Onda – Classe com área sempre bem definida. Espera-se que esta área possa sofrer mudanças dependendo da altura das ondas nas condições ambientes, mas mesmo mudando teremos uma área constante para aquelas condições. O vetor de contorno predominante deste blob é próximo de 90 graus, ou seja, este se aproxima de retas horizontais. A distância destes contornos envolve os obstáculos, podendo ser diferenciados apenas pelo vetor e pela área.
- F) Obstáculo – Entende-se como obstáculo o blob que possui distância inferior à margem oposta do lago, com vetor diferente à 90 graus e com área diferente à atribuída às ondas.

3.5 – Atribuição de características .

Com o objetivo de caracterizar os blobs gerados, foram extraídas as seguintes características para cada blob esquerdo gerado :

A) Area – A área do blob foi definida em pixels. Depois de levantada a área de todos os blobs, esta característica foi descartada por se verificar de que não é significativa para a caracterização.

B) Distância - Cada blob foi quebrado em suas diversas linhas no qual este contorna. Cada linha teve a sequência de pixels recuperada a partir da imagem esquerda original e executada a estimativa de disparidade. Em seguida, foi calculada a distância desta linha à câmera esquerda. Como um blob pode agrupar diversas linhas, está sujeito à obter variações espúrias do cálculo de distância sobre eventual linha. A distância de um blob é então definida como sendo a distância de maior ocorrência entre suas linhas.

C) Vetor predominante do contorno. Foi analisado se o contorno tem tendência de achatamento em que inclinação. Vetores próximos de 90 graus indicam que o contorno tem um achatamento vertical, ou seja, se aproxima de uma linha horizontal. Vetores próximos de 0 graus indicam que o contorno tem um achatamento horizontal, ou seja, este se aproxima de uma linha vertical

Para determinar este vetor, tomemos como exemplo um blob em formato de círculo, como o ilustrado na figura 15 no alto. A cada quadrante que o blob percorre em sua trajetória A-B-C-D-E ... etc., marcamos o mesmo deslocamento no gráfico da figura 15 abaixo. A única diferença é que quando o quadrante do blob desce, como no deslocamento H e J, o gráfico abaixo por tomar sempre o módulo do deslocamento sobe um quadrante. O mesmo ocorre quando na varredura do blob, o deslocamento passa à um quadrante à esquerda, por exemplo, no deslocamento M e O. Por tomar sempre o módulo, no gráfico abaixo, o deslocamento M e O será à direita. Terminada a varredura, o vetor predominante será o ângulo entre o primeiro e o último ponto. Curiosamente, para figuras achatadas verticalmente, o ângulo predominante será próximo de 90 graus, enquanto figuras achatadas lateralmente, o ângulo predominante será de 0 graus. Como o contorno das ondas são na maioria achatadas verticalmente, este vetor predominante poderá medir o formato geral destas.

Com o objetivo de testar as características de cada classe, foram pré-processadas as imagens relativas as figuras 11,12 e 13 para se extrair as imagens passa-alta e o blob destas imagens. Os 1674 blobs obtidos de todos os pares de imagens foram classificados manualmente através de uma inspeção visual. Em seguida estes elementos foram plotados em um gráfico para exposição de suas características de vetor de deslocamento de contorno e distância.

Figura 15. - Exemplo de determinação de vetor predominante de contorno.

Observou-se que a distância é a característica mais significativa que separa as classes de blobs : Nuvem, Margem, Reflexo e Luminosidade da classe Obstáculo. A única classe que não pode ser separada da classe Obstáculo pela distância é a classe Onda. Para isso, se torna significativa a classe de vetor de contorno predominante.

3.6 – Disparidade de imagens

3.6.1 - Cálculo de disparidade de imagens

Os métodos de disparidade consistem em procurar uma sequência de pixels de uma imagem em seu par estéreo. Esta procura é realizada deslocando uma janela de mesmo tamanho desta sequência de pixels sobre a imagem complementar. Enquanto se desloca a janela é verificada em qual posição as sequências de ambas as imagens são mais semelhantes.

Esta comparação de semelhança é feita subtraindo cada croma de cada pixel da imagem janela original de cada croma de cada pixel da janela complementar deslocada. Dos valores subtraídos é extraído seus módulos para eliminar o sinal negativo de algumas destas subtrações. É obtido um índice da diferença somando todos os módulos destas diferenças .

A disparidade será a diferença de coordenadas entre a sequência de pixels da imagem direita e a sequência mais semelhante na imagem esquerda.

O método aqui desenvolvido trabalha com blobs. Havendo cada blob diversas linhas, estamos sujeitos à encontrar alguns erros de disparidade entre cada linha de pixels contida no interior de cada blob.

A disparidade do blob é então tomada como sendo a disparidade de maior ocorrência entre as suas linhas.

3.6.2 – Validação da análise de disparidade do blob.

Ocasionalmente, obtemos alguns campos da imagem direita que não aparecem na imagem esquerda por consequência do deslocamento entre câmeras. Este caso são chamados de oclusão de imagem. Casos de oclusão geram blobs não correspondentes.

A presença de blobs sem correspondência entre imagens direita e esquerda também podem ocorrer devido a eventuais ruídos, ou diferenças de brilho do sol na onda visto em diferentes câmeras. Mas ao calcular a disparidade como sendo o conjunto de pixels mais semelhantes, o programa vai a princípio tomar o blob mais próximo da coordenada calculada na imagem esquerda como sendo o blob correspondente. É preciso verificar o blob verdadeiramente correspondente existe.

Para verificar se existe o mesmo contorno em ambas imagens foi desenvolvida uma rotina que procura se o blob em estudo da esquerda é coerente com o blob da direita localizado pela disparidade entre eles. Este índice é calculado medindo a distância euclidiana entre os dois blobs em um espaço de características tetra-dimensional. Para melhor entender como esta distância é medida, vamos rever a fórmula para medidas de distância para um espaço tri-dimensional :

Figura 16. - Gráfico do espaço de características para análise de validação de disparidade, apresentando apenas 3 eixos.

Uma das esferas do gráfico da figura 16 representa o local do espaço de características do blob esquerdo analisado. A outra esfera é o blob em análise da imagem direita. Todos os

blobs da imagem direita são comparados por este método para verificar se existe mesmo um blob correspondente.

Quando comparamos a coordenada x do ponto central entre os blobs direito e esquerdo, já devemos saber que elas não coincidirão por causa da disparidade entre as imagens. Por causa disso, o blob da imagem direita é situado em um espaço de características onde a coordenada x é somada à disparidade.

Se o gráfico tivesse apenas estes 3 eixos de características, conforme ilustrado na figura 16, a fórmula para calcular a distância entre dois pontos no espaço tri-dimensional é :

$$d := \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (\sigma_{x2} - \sigma_{x1})^2}$$

Onde d = distância entre os pontos

x_2 = coordenada x do centro do blob esquerdo

x_1 = coordenada x do centro do blob direito - disparidade

y_2 = coordenada y do centro do blob esquerdo

y_1 = coordenada y do centro do blob direito

σ_{x2} = desvio padrão das coordenadas x do blob esquerdo

σ_{x1} = desvio padrão das coordenadas x do blob esquerdo

Porém tomamos 4 eixos em nosso espaço de características, pois levamos em conta também o desvio padrão das coordenadas y dos blobs. A figura 16 desenhou apenas 3 eixos por ser o limite do que se pode representar neste impresso. A fórmula para calcular a distância entre os blobs utilizada neste nosso experimento é :

$$d := \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (\sigma_{x2} - \sigma_{x1})^2 + (\sigma_{y2} - \sigma_{y1})^2}$$

Onde :

σ_{y2} = desvio padrão das coordenadas y do blob esquerdo

σ_{y1} = desvio padrão das coordenadas y do blob esquerdo

Experimentalmente, constatamos que todos os blobs inválidos apresentam uma distância euclidiana menor que 30. A rotina de validação encontra-se no apêndice A.

3.7 – Cálculo de distância

Para se calcular a distância de obstáculos à câmera é fundamental conhecer, a princípio o ângulo de incidência de cada raio luminoso que proporciona cada pixel. Como a disparidade entre as imagens se refere à um deslocamento de blobs em sentido horizontal, estes ângulos serão levantados ao longo de uma distribuição horizontal.

3.7.1 – Cálculo pixel-grau

Foi calculado o grau de incidência dos raios luminosos na web-cam, para cada pixel produzido por esta.

Para isso foi desenhado um transferidor e plotado em um painel de tamanho A0, conforme desenhado na figura 17. Este pôster foi apoiado em uma folha de isopor e ao longo do perímetro deste transferidor foram inseridos alfinetes com cabeça de esferas coloridas. Nos graus múltiplos de 10, foram inseridos alfinetes com cabeças azuis, enquanto nos graus com valores terminados em 5 foram inseridos alfinetes de cor branca. No ponto de grau 0 foi inserido um alfinete com cabeça de cor dourada.

A câmera foi posicionada com centro focal situado no centro do transferidor, e fixada com fita crepe. Desta forma foi capturada uma imagem contendo o eixo dos diversos alfinetes ao longo do transferidor

Figura 17. Transferidor plotado sobre um painel.

Figura 18. Câmera apoiada em transferidor com alfinetes.

Todos os alfinetes da imagem C da figura 18 possuem um ângulo (α_{alf}) de 5 graus cada um, e uma distância média (p_{alf}) de 67,5 pixels.

A relação de pixels por cada grau (α_{pix}) será :

$$\alpha_{pix} := \frac{p_{alf}}{\alpha_{alf}} \quad (1)$$

Ou seja, cada $\alpha_{pix}=13,5$ pixels por grau

A relação de graus por pixel (pix_{α}) será o inverso de (1), ou seja

$$pix_{\alpha} := \frac{1}{\alpha_{pix}} \quad (2)$$

Segundo nossos resultados, $pix_{\alpha} = 0,074074$ graus para cada pixel

3.7.2 – Diagrama do cálculo de distância

A disposição espacial das câmeras e o objeto se situa conforme ilustrado na figura 19. Um ponto da imagem do objeto, refletido sobre a imagem da câmera esquerda e sobre a imagem da câmera direita, formam um triângulo.

Figura 19. Triângulo relativo à disposição das duas câmeras e um ponto do objeto analisado.

Neste triângulo as variáveis significativas são :

sed – distância entre o centro do diafragma da câmera direita e o centro do diafragma da câmera esquerda

αe – ângulo sobre a câmera esquerda refletindo a abertura entre a câmera direita e o ponto do objeto analisado.

αd - ângulo sobre a câmera direita refletindo a abertura entre a câmera esquerda e o ponto do objeto analisado.

αob - ângulo sobre o ponto do objeto analisado refletindo a abertura entre a câmera direita e a câmera esquerda.

seob – distância entre o ponto do objeto analisado e o centro do diafragma da câmera esquerda.

sdob - distância entre o ponto do objeto analisado e o centro do diafragma da câmera direita.

Um dado que possuímos a priori é a distância entre as câmeras (**seb**), que no nosso caso tomamos o cuidado de apoiá-las sobre um suporte que corresponde à largura do barco, que é 1,4 m.

A imagem original possui 640 pixels de largura. Quando o pixel está no centro desta imagem, ou seja, na coordenada horizontal 320, sabemos que o ângulo de incidência da luz sobre as câmeras é de 90 graus.

Porém, não podemos tomar como 90 graus o centro da imagem já processada, pois conforme descrito na seção 3.1.2, ela teve suas bordas retiradas e passa a ter um centro irreal para a trajetória de raios luminosos. O pixel que corresponde ao ângulo de 90 graus é o do centro horizontal da imagem original antes de perder esta borda.

A nova coordenada do centro horizontal da imagem é :

pmesq = 320-**hp**, onde :

hp é o deslocamento da imagem proporcionado pelo erro de inserção da câmera sobre o suporte. Este deslocamento pode ser positivo ou negativo.

3.7.3 – Calculando α

Preliminarmente, podemos considerar que todo pixel presente no centro horizontal da imagem original, ou seja, na coordenada horizontal p_{mesq} , possui um ângulo de inclinação de seus raios luminosos igual a 90 graus.

No entanto, os cálculos para determinação de α podem divergir nos casos em que o pixel está à direita do centro p_{mesq} , em relação aos casos em que o pixel analisado está à esquerda do centro p_{mesq} . Isso se deve ao fato do desenho geométrico ser diferente para cada caso.

Para facilitar a compreensão das disposições geométricas desenhadas nos próximos tópicos, a figura 20 descreve uma disposição geométrica genérica onde está representada a imagem final, a imagem dentro da câmera, o diagrama, os ângulos de interesse em cada questão, e o objeto contendo o pixel analisado.

Nesta figura 20, em J, temos a imagem capturada, K define o deslocamento do pixel entre o centro da imagem e o pixel analisado. I mostra a imagem rotacionada, refletida no interior da câmera. Em G temos o diafragma (ou pinhole) da câmera, onde os raios luminosos se cruzam. A Região F mostra os ângulos de interesse discutidos em cada seção, e a Região E mostra o objeto que emite o raio luminoso do pixel analisado. A representação da câmera H, refere-se à uma câmera cuja metade superior foi removida, conforme exposto em A, B e C. Esta câmera foi rotacionada de forma a observarmos sua vista do topo para baixo (D).

Figura 20. Diagrama genérico para representar o espaço geométrico ocupado.

3.7.3.1– Cálculo de α_e para pixel situado à direita da imagem

Figura 21. Diagrama geométrico de uma imagem capturada pela câmera esquerda com pixel de interesse situado na porção direita da imagem.

Se o ponto analisado estiver à direita do centro da imagem ($\text{coordh} > \text{pmesq}$) para câmera esquerda, o diagrama geométrico será o da figura 21. Neste caso, o deslocamento em pixels (deslpixesq) sobre a incidência de 90 graus será :

$$\text{deslpixesq} = \text{coordh} - \text{pmesq}, \text{ onde} \quad (3)$$

coordh = coordenada h do pixel analisado.

O ângulo deslocado (angdesl) entre o centro de 90 graus e o angulo do pixel será :

$$\text{angdesl} = \text{deslpixesq} * \text{pix}\alpha \quad (4)$$

O angulo α_e será

$$\alpha_e = 90 - \text{angdesl} \quad (5)$$

Substituindo as equações 3, 4 e 5 podemos decompor α_e para escrevê-lo de uma forma mais completa e compatível à rotina “calcula distância” escrita em MatLab no apêndice A:

$$\alpha_e = 90 - (\text{deslpixesq} * \text{pix}\alpha)$$

$$\alpha_e = 90 - [(\text{coordh} - \text{pmesq}) * \text{pix}\alpha] \quad (6)$$

3.7.3.2 – Cálculo de α_e para pixel situado à esquerda da imagem

Figura 22. Diagrama geométrico de uma imagem capturada pela câmera esquerda com pixel de interesse situado na porção esquerda da imagem.

Para câmera esquerda com pixel de interesse à esquerda do centro da imagem, conforme desenho geométrico da figura 22, o deslocamento em pixels (**deslpixesq**) passará a ser :

$$\mathbf{deslpixesq} = \mathbf{pmesq} - \mathbf{coordh} \quad (7)$$

O ângulo deslocado ainda será o mesmo da equação 4 : (8)

$$\mathbf{angdesl} = \mathbf{deslpixesq} * \mathbf{pixa}$$

O ângulo α_e neste caso será

$$\alpha_e = 90 + \mathbf{angdesl} \quad (9)$$

Substituindo as equações 7, 8 e 9 podemos decompor α_e para escrevê-lo de uma forma mais completa e compatível à rotina “calcula distância” escrita em MatLab no apêndice A:

$$\alpha_e = 90 + (\mathbf{deslpixesq} * \mathbf{pixa})$$

$$\alpha_e = 90 + [(\mathbf{pmesq} - \mathbf{coordh}) * \mathbf{pixa}] \quad (10)$$

3.7.4 – Calculando α_d

Tal qual o α_e , nas situações onde o pixel se situa no centro horizontal da imagem original, sabemos que o ângulo de incidência do raio luminoso é de 90 graus. Porém neste caso, como demonstrado anteriormente, a imagem da câmera direita tem o tratamento de borda diferente da imagem esquerda para corrigir erros de inserção desta sobre o suporte. Como consequência disso, o centro horizontal da imagem, após o tratamento de correção tem um novo cálculo, e passa a se chamar **pmdir**.

Semelhante à situação do α_e , aqui também temos cálculos distintos para a situação onde o pixel analisado se encontra à esquerda ou à direita do centro **pmdir**.

O formato dos diagramas apresentados, ainda seguem o mesmo formato adotado para a câmera esquerda, representado na figura 20.

Por similaridade, também é evidente que **pmdir** possui 90 graus de incidência. A partir daí calculamos o deslocamento em pixels do pixel analisado em relação ao centro, agora chamado de **deslpixdir**. Em seguida, também calculamos o ângulo de desvio **angdesl** a partir do deslocamento em pixels **deslpixdir**.

Uma grande diferença em relação ao cálculo de α_e está no desenho geométrico para estimar se o ângulo de desvio deve ser somado ou subtraído do ângulo de referência de 90 graus.

3.7.4.1 – Calculando α_d para pixel situado à direita da imagem

Figura 23. Diagrama geométrico de uma imagem capturada pela câmera direita com pixel de interesse situado na porção direita da imagem.

Para câmera direita com pixel de interesse à esquerda do centro da imagem, conforme desenho geométrico da figura 23, o deslocamento em pixels (**deslpixdir**) passará a ser :

$$\text{deslpixdir} = \text{coordh} - \text{pmdir} \quad (11)$$

O ângulo deslocado ainda será o mesmo da equação 4 :

$$\text{angdesl} = \text{deslpixdir} * \text{pix}\alpha \quad (12)$$

O ângulo α_d neste caso será

$$\alpha_d = 90 + \text{angdesl} \quad (13)$$

Substituindo as equações 11, 12 e 13 podemos decompor α_d para escrevê-lo de uma forma mais completa e compatível à rotina “calcula distância” escrita em MatLab no apêndice A:

$$\alpha_d = 90 + (\text{deslpixdir} * \text{pix}\alpha)$$

$$\alpha_d = 90 + [(\text{coordh} - \text{pmdir}) * \text{pix}\alpha] \quad (14)$$

3.7.4.2 – Calculando α_d para pixel situado à esquerda da imagem

Figura 24. Diagrama geométrico de uma imagem capturada pela câmera direita com pixel de interesse situado na porção esquerda da imagem.

Para câmera direita com pixel de interesse à esquerda do centro da imagem, conforme desenho geométrico da figura 24, o deslocamento em pixels (**deslpixesq**) passará a ser :

$$\mathbf{deslpixdir} = \mathbf{pmdir} - \mathbf{coordh} \quad (15)$$

O ângulo deslocado ainda será o mesmo da equação 4 :

$$\mathbf{angdesl} = \mathbf{deslpixdir} * \mathbf{pixa} \quad (16)$$

O ângulo α_d neste caso será

$$\alpha_d = 90 - \mathbf{angdesl} \quad (17)$$

Substituindo as equações 15, 16 e 17 podemos decompor α_d para escrevê-lo de uma forma mais completa e compatível à rotina “calcula distância” escrita em MatLab no apêndice A:

$$\alpha_d = 90 - (\mathbf{deslpixdir} * \mathbf{pixa})$$

$$\alpha_d = 90 - [(\mathbf{pmdir} - \mathbf{coordh}) * \mathbf{pixa}] \quad (18)$$

3.7.5 – Finalização do cálculo da distância

Revido o nosso triângulo da figura 25, formado pelas duas câmeras e o ponto analisado de um objeto, podemos concluir que diversos elementos já foram solucionados.

Figura 25. Triângulo entre duas câmeras e ponto analisado de um objeto.

Já possuindo **ad**, **ae**, e a distância entre as câmeras **sed**, podemos achar **αob** pelo princípio de que os ângulos internos de um triângulo é 180° .

Portanto :

$$\alpha_{ob} + \alpha_d + \alpha_e = 180$$

Como temos **ad** e **ae**, isolamos e calculamos **αob** :

$$\alpha_{ob} = 180 - \alpha_d - \alpha_e \quad (19)$$

Agora, com todos os ângulos calculados, a distância **seob** pode ser calculada pela lei dos senos :

$$\text{sed}/\sin(\alpha_{ob}) = \text{seob}/\sin(\alpha_d) = \text{sdo}/\sin(\alpha_e)$$

logo :

$$\text{seob} = \text{sed} * \sin(\alpha_d) / \sin(\alpha_{ob})$$

Convertendo grau para Pi-Radiano, que é a unidade adotada no MatLab, temos:

$$\text{seob} = \text{sed} * \sin(\alpha_d * \pi/180) / \sin(\alpha_{ob} * \pi/180) \quad (20)$$

3.7.6 – Aferição do cálculo de distância

Com o objetivo de aferir a rotina de cálculo de distância, foi tomada um par estéreo de imagens em uma praça em Araraquara–SP conforme ilustrado na figura 26.

Figura 26. – Teste de campo para rotina de cálculo de distância. No alto são exibidas as imagens estéreo coletadas, e abaixo à esquerda, são evidenciados os pontos de distância estudados.

Sobre esta imagem estéreo foram medidos diversos pontos de referência utilizando uma trena. Estes pontos foram também calculados utilizando uma rotina desenvolvida em MatLab. Nesta rotina podemos clicar em cada ponto de referência em ambas as imagens, e o programa calcula a distância do ponto de referência. O resultado é exibido na tabela 1.

Notamos então que os os pontos B, E, F e H possuem um erro de medida empírica menor que o erro previsto pela discretização da imagem. Os pontos C e D possuem o desvio de 1 pixel além do erro previsto e o ponto A possui o erro excedente de 1,2 pixels além do previsto. Surpreendente foi o ponto G, onde o desvio de distância foi o equivalente à coletar

os dados com o deslocamento de 2,5 pixels. Isso ocorreu pelo artefato de uma estaca de madeira ter camuflada a moita em análise, conforme ilustrado na figura 28.

Tabela 1 - Teste de cálculo de distância

Pontos estudados e descrição	Medidas em campo com trena	Medidas calculadas pelo programa	Erro obtido	Erro Previsto para cada pixel
A – Estremo direito de árvores em feixes	51 m	45.2672 m	5,732 m 11,24%	2,61 m
B – Ponto inferior luminoso da forquilha de árvore	65 m	62.4100 m	2,6 m 10,84%	4,72 m
C – Estremo direito de árvore inclinada	65 m	57.0669 m	7,9 m 12,20%	4,72 m
D - Poste	62,8 m	56.2536 m	6,54 m 10,84%	4,13 m
E - Poste	97 m	103.0582m	6,05 m 5,65%	11,02 m
F – Pedra ao lado de depressão	7,10 m	7.0659 m	0,034 m 0,48 %	0,045 m
G – Margem direita de Moita	47,20 m	39.0086 m	8,191 m 17,35%	2,36 m
H – Margem direita de Moita	85 m	80.7974 m	4,944 m 4,94%	7,51

Figura 27. Erro gerado pela discretização da imagem

O erro previsto para cada pixel depende da distância do pixel analisado à câmera. Quando o pixel candidato à obstáculo está muito perto da câmera há uma margem de erro insignificante quando comparamos à situações onde o pixel em análise está distante.

A figura 27 ilustra como o erro cresce exponencialmente com a distância. Nesta figura temos um gráfico cujo eixo y corresponde ao erro em metros proporcionados pela discretização da imagem. A coordenada x corresponde à distância entre as coordenadas horizontais de um mesmo ponto da imagem visto pela câmera direita e a câmera esquerda. Quando um ponto da imagem está em coordenada muito próxima da câmera esquerda e a câmera direita, o ponto analisado está distante.

Figura 28. Trena utilizada para verificar distância e estacas de madeiras situadas à frente dos arbustos atribuídas como responsáveis pelo desvio da observação do ponto G da tabela 1.

O algoritmo para cálculo de erro de discretização entre os pixels pode ser descrito como :

xesq=1;

distância_anterior=0 ; dado do último cálculo de distância

Para xdir = 1 até 640 :

distância= distancia(xdir,xesq) ; distância é a calculada conforme seção 3.7.2

erro(xdir) = Distância – distância_anterior

distância_anterior = distancia.

Fim_xdir

Este mesmo algoritmo proporcionou a tabela A-1 inserida no apêndice B.

Capítulo 4

Resultados

4.1 – Determinação da região de classificação de obstáculos.

Na figura 29, vemos pontos relativo aos blobs coletados na amostra das imagens estéreo da figuras 11 12 e 13 sem nenhum teste de validação (seção 3.6.2) . Por isso neste gráfico aparecem pontos dos blobs oclusos e originados por ruídos. O eixo y representa a distância de cada blob da câmera esquerda, o eixo x mostra o vetor predominante do contorno do Blob. Os símbolos de cada dado plotado nesta figura e na figura 30 seguem o diagrama da tabela 2. Esta descrição obedece à classificação realizada manualmente. Nestes gráficos pretendemos visualizar características que permitam classificar os blobs tidos como obstáculos.

Os pontos relativo aos blobs no gráfico da figura 30 já estão filtrados através do teste de validação realizado após o teste de disparidade. Existe uma região do gráfico que pode ser tomada como o espaço de características que define o obstáculo . O retângulo amarelo mostra a região de vetor predominante no qual verificamos que não contém as ondas. Dentro desta região amarela, é classificado como obstáculos aqueles pontos com distância inferior à distância da margem.

Tabela 2 - Código de cores adotados nos gráficos à seguir.

Classe	Cor	Descrição
Obstáculo		Bóias de sinalização presentes nas imagens.
Onda		Oscilações na superfície da água capaz de gerar blobs
Luminosidade		blobs provenientes do brilho do sol sobre a água
Margem		blobs provenientes da margem de fundo do lago
Reflexo imagem		blobs provenientes de reflexos de nuvens ou margens sobre a água.
Nuvem		blobs provenientes das nuvens do céu.
Não Classificado		Blob que não teve sua classificação manual.

Figura 29. Espaço de características vetor x deslocamento de pixels, com plotagem dos blobs totais.

Figura 30. Espaço de características vetor x deslocamento de pixels, com plotagem dos lobs filtrados por teste de validação.

Os pontos H e I, por estarem na região amarela, entende-se como tendo o vetor de contorno predominantemente achatado verticalmente, em formato idêntico à uma onda, porém estão na distância relativa à margem de fundo da imagem.

A rotina desenvolvida detectou corretamente todos os obstáculos da figura 11, 12 e 13. A imagem A da figuras 11, teve o obstáculo atribuído como ponto B, e o obstáculo da imagem B atribuído como ponto D no gráfico. O obstáculo da imagem C não aparece por estar ocluso na imagem esquerda após recorte.

Na figura 13, o obstáculo da imagem H aparece no gráfico como sendo o ponto E, enquanto o obstáculo da imagem I está ocluso na imagem esquerda. Na imagem J, os obstáculos aparecem como um ponto branco tão pequeno que ocupam praticamente a área de alguns pixel, não sendo sequer considerado uma cadeia blob significativa.

Na imagem K da figura 13 o obstáculo escuro foi detectado como sendo o ponto C do gráfico, enquanto o obstáculo claro, apresentado como o ponto A do gráfico da figura 30, foi reprovado na análise de validade, e foi tomado como falso-negativo pelo programa. Isso se deve ao fato da distância deste obstáculo ser maior do que a informada como sendo a da margem oposta ao lago.

Foram classificados como falso-positivos os pontos F, G, H e I. O ponto F refere-se à um ponto em terra da imagem F - figura 12 e imagem J - figura 13. Estes não foram considerados como significativos pelo fato deste campo em terra ser um artefato gerado pela imagem ter sido obtida à margem da lagoa. Deduzimos que quando as câmeras estiverem sobre o barco não haverá este segmento de terra na porção inferior das imagens.

A região do gráfico da figura 30 que é tida como obstáculo, é aquela sobre o retângulo amarelo que :

- 1) No eixo y relativo à distância em pixels está acima dos 2 pixels. Isso significa que o obstáculo será aquele menor que 496 metros que é a distância atribuída como sendo da margem oposta do lago, em sua direção mais curta.

2) No eixo x relativo ao vetor de contorno sobre o blob é menor que 70 graus, o que já está em uma boa margem de segurança para separar do blob das ondas que estariam teoricamente muito próximo dos 90 graus.

3) Para que seja plotado no gráfico é necessário que o blob passe no teste de validação de forma que tenha sua validação menor que 30, e também é necessário que ele possua uma área maior que 40 pixels². Estes valores foram os limites obtidos empiricamente para se excluir os blobs inválidos e para se excluir os blobs com área maior do que as ondas encontradas.

Podemos concluir com o gráfico da figura 30 que o espaço de características da distância do blob em função do vetor predominante de contorno como sendo suficientes para separar os obstáculos das ondas. O gráfico por ser bidimensional é muito simples e elegante para tomada de decisões. A análise de área de cada blob, apesar de coletada nestes exemplos, contribuíram muito pouco. Isso porque a distância e vetor predominante de contorno foram suficientes para delimitarem os obstáculos.

4.2 – Teste de desempenho e comparação com Snyder et al. (2004)

Foram coletadas 26 imagens em estéreo às margens da represa do Broa em Itirapina-SP a fim de submeter o método à situações não previstas e testar o desempenho. As imagens estão expostas nas figura 31, 32, 33. Abaixo de cada imagem, expomos uma imagem com os campos potenciais propostos por Snyder et al. (2004). Na série de imagens das figuras 35, 36 , 37 e 38 as imagens do campo potenciais estão ao lado..

A figura 34 apresenta imagens esquerdas coletadas sobrepostas aos seus blobs. A imagem Ab mostra a imagem A da figura 31, juntamente com seus blobs. Ainda na figura 34, a imagem Bb mostra a imagem B da figura 32, com seus respectivos blobs, e a imagem Cb mostra a imagem C da figura 33. Os blobs detectados como obstáculos são pintados em verde, mesmo que sejam falso-positivos. A imagem Cb detecta como obstáculo na porção inferior um contorno que é a fusão da imagem de dois banhistas com ondas. Tanto os banhistas, como as ondas, por estarem contra o sol tiveram o mesmo tom enegrecido. Notamos um pouco mais acima outros dois contornos verdes falso-positivos.

Para obter as imagens com os supostos obstáculos de Snyder , extraímos os campos potenciais através do fluxo ótico pelo método Lucas-Kanade. O método de campos potenciais, gera para cada micro-região da imagem um vetor de deslocamento vertical, e outro vetor horizontal . Foram somados os módulos do vetor horizontal e vertical para cada uma destas micro-regiões, e com isso atribuído um valor relativo à esta soma. Estes índices de cada micro-região foram normalizados para 1 byte.

A princípio, as regiões que tiveram maiores vetores de deslocamento, e com isso seriam as melhores candidatas a obstáculos, teriam bytes altos na imagem final. Porém, para evitarmos uma imagem escura demais o que dificultaria a visualização, a invertemos de forma que os obstáculos fiquem representados como manchas escuras em fundo branco.

$$im(x,y) = 255 - Nim(x,y)$$

Na figura 31, temos acima, a imagem esquerda do par estéreo. Apesar de não haver obstáculos, notamos na imagem de campos potenciais abaixo 19 regiões com concentração de pontos escuros de forma a serem consideradas como obstáculos.

Estes 19 falsos-positivos detectados pelo método de Snyder et al (2004) são gerados pelo brilho das ondas sobre a superfície como consequência da imagem ser coletada contra o sol. No método proposto, não houveram falsos-positivos.

A figura 32, na imagem abaixo também é de uma região do lago onde não havia obstáculos. Porém, pela imagem haver sido coletada em um ângulo muito mais direto em direção ao sol, o número de falsos obstáculos aumentou. Na imagem acima, notamos 42 regiões de pontos escuros, que erroneamente seriam classificados como falso-positivos pelo método tradicional, mas que neste método proposto não foram detectados.

A figura 33, vemos na imagem abaixo a presença de 2 banhistas. Pelo método de Snyder et al (2004), existem 4 regiões de pontos escuros que acusam a presença de obstáculos em coordenadas da região dos banhistas, com 26 regiões de obstáculos falsos-positivos.

As figuras 35, 36, 37 e 38 apresentam uma série de imagens, com o mapa de disparidade ao lado e a interpretação na mesma altura. O balanço geral do desempenho do método de Snyder et al (2004) em comparação com o método proposto, está na tabela 3

No método de Snyder et al (2004) notamos então uma predominância de 914 regiões obstáculos falso positivos contra 68 regiões de obstáculos reais. 7 obstáculos não foram reconhecidos por estarem oclusos no campo de visão da imagem direita do par estéreo.

Todos os obstáculos não detectados, seja por qualquer um dos métodos, foi devido à oclusão. Em outras palavras a totalidade dos casos de não detecção, foi devido à obstáculos presente no campo de uma câmera e que está ausente no campo de outra.

Os casos de falso-positivos encontrados no método desenvolvido foram devido à novos formatos de brilho das ondas. Notamos na imagem da 34-C algumas ondas de formatos mais circulares, que não seguiam o padrão de achatamento vertical. Apesar de tudo, estas ocorrências foram significativamente menor do que na proposta de Snyder et al (2004). No antigo método, a grande maioria dos brilhos de onda foram tomados como obstáculos.

Imagem
A

Figura 31. – Resultado de imagens coletadas na represa do Broa-Itirapina-SP com as respectivas imagens de campos potenciais.

Imagem
B

Figura 32.– Resultado de imagens coletadas na represa do Broa-Itirapina-SP com as respectivas imagens de campos potenciais.

Imagem
C

Figura 33. – Resultado de imagens coletadas na represa do Broa-Itirapina-SP com as respectivas imagens de campos potenciais.

Figura 34. - Blobs presentes nas imagens coletadas

	Imagem esquerda	Campos potenciais
D
E
F
G
H

Figura 35. - Resultado de imagens coletadas em Itirapina e comparação de métodos

	Imagem Esquerda		Campos Potenciais	
I
J
K
L
M
N

Figura 36. - Resultado de imagens coletadas em Itirapina e comparação de métodos

	Imagem esquerda	Campos Potenciais
O
P
Q
R
S
T

- Figura 37. - Resultado de imagens coletadas em Itirapina e comparação de métodos

	Imagem esquerda		Campos Potenciais	
U
V
W
X
Y
Z

Figura 38. Resultado de imagens coletadas em Itirapina e comparação de métodos

Tabela 3 – Desempenho do método de Snyder et al (2004) em comparação com o método proposto para imagens contra o sol.

Snyder et al (2004)						Metodo proposto		
Imagem	Obstáculos presentes	Obstáculos Oclusos	Obstáculos Não Detectados Snyder et al (2004)	Obstáculos Detectados Snyder et al (2004)	Falsos + Snyder et al (2004)	Obstáculos Não Detectados Método Proposto	Obstáculos Detectados Método Proposto	Falsos +
A	0	0	0	0	19	0	0	0
B	0	0	0	0	42	0	0	0
C	2	0	0	2	26	0	2	1
D	2	0	0	2	26	0	2	3
E	2	1	1	1	25	0	1	3
F	2	0	0	2	13	0	2	0
G	2	0	0	2	26	0	2	0
H	2	0	0	2	18	0	2	0
I	2	0	2	0	19	0	2	2
J	1	0	0	1	29	0	1	8
K	1	1	1	0	22	1	0	1
L	0	0	0	0	19	0	0	4
M	1	0	0	1	12	0	1	2
N	6	2	2	8	20	0	6	0
O	4	1	2	2	47	1	3	0
P	4	2	2	2	48	2	2	0
Q	2	1	1	1	53	1	1	0
R	4	1	1	3	54	1	3	0
S	4	1	1	3	76	1	3	0
T	4	0	1	3	63	0	4	9
U	6	1	1	5	32	1	5	16
V	4	1	1	3	43	1	3	5
W	3	0	0	3	38	1	2	4
X	2	0	0	2	60	0	2	14
Y	3	1	2	1	36	0	1	0
Z	3	2	2	1	48	0	1	0
Total	66	15	20	50	914	10	51	72

Capítulo 5

Conclusões

Para as imagens que foram coletadas propositadamente contra o sol, o método proposto foi significativamente mais eficiente que o método de Snyder. As imagens de campos potenciais obtidas pelo método de fluxo ótico pela proposta de Lucas-Kanade mostraram uma grande quantia de obstáculos falso-positivos, sendo a maioria deles originários pelo brilho das ondas.

Apesar do método desenvolvido ser superior, quando realizamos novos testes de validade externa fomos surpreendidos por brilhos de onda com novos formatos e área. Apesar de tudo, a maioria das ondas foram cortadas pela análise de vetor predominante.

O método abordado possui versatilidade para incorporar novas características dos blobs. Poderia ser extraída por exemplo a cor interna de cada blob. O brilho das ondas possuem coloração muito próximo do branco. Deste modo, se o índice de croma R, G e B forem maiores do que 200, podemos supor que este blob possa entrar em uma região de classificação própria para ondas. Acredita-se que poucos obstáculos reais que tenham a cor branca por inteiro, sem que apareça uma região de uma outra cor.

Os obstáculos que são citados como “não-detectados” são em sua totalidade aqueles que tiveram a imagem oclusa em uma das câmeras, o que é uma limitação natural em análise estéreo por visão.

Estes procedimentos tiveram por função detectar e localizar os obstáculos, e não traçar uma rota de fuga conforme a proposta da teoria de campos potenciais. O planejamento da rota é realizado pelo programa principal do barco, não abordado neste presente trabalho.

No entanto, por ser uma parte do sistema de navegação, tornou-se necessária a determinação muito mais precisa da posição de cada obstáculo para que se envie dados concretos ao sistema. Estas coordenadas do obstáculo não são coletadas no método de campos potenciais.

Pelo fato do espaço de características para classificação de obstáculos possuir poucos parâmetros, nota-se que a imagem em perspectiva da superfície de um lago consiste de modelo ideal para estudos de reconhecimento de imagens. O método é elegante por reconhecer obstáculos apenas baseando-se em características simples como distância e em forma geral do blob.

Quanto mais aumentamos a amostragem sempre nos deparamos com novas condições que poderiam surpreender o sistema. A superação contínua sempre vai tornando o sistema cada vez mais confiável. Neste caso, como o gráfico de decisões é muito simples, é sempre fácil aumentar os eixos de características. Mesmo que estas características sejam posteriormente reduzidas por mineração de dados, poderíamos ainda reconhecer as diversas classes por análise de cluster.

É importante observar que pela legislação de tráfego em águas brasileiras, toda outra embarcação que se aproximar de uma primeira por boreste (direita), tem o direito à passagem. Deve portanto a primeira embarcação deixar que esta cruze seu caminho, pelo ato chamado na linguagem náutica como “pedir água”. Por decorrência destas normas, é muito importante que em implementações futuras, seja verificada a direção de deslocamento do obstáculo para auxiliar à decisão de desvio.

Capítulo 6

Propostas

Para utilização futura propomos o uso de um módulo GPS GT-3721FW da UniTraQ International Corp., ilustrado na figura 39, que pode ser conectado a um microcomputador através de seu conversor serial-USB .

Figura 39. - GPS GT-3721FW da UniTraQ International Corp

Também indicamos para uso futuro uma bússola eletrônica para monitorar a direção em que a imagem é coletada. O modelo proposto é o V2XE da PNI Sensor Corporation ilustrado na figura 40. Esta bússola possui lógica digital com estado alto em 3 V. Para garantir uma comunicação da bússola com um microcontrolador indicamos o circuito da figura 41, que foi desenhado e simulado para uma futura aplicação.

Para que a bússola e o conversor de tensão se comunicar com a porta USB de um microcomputador é indicado o circuito mostrado na figura 42. Ele tem como componente principal o CI FT232BL da Future Technology Devices International. O fabricante também fornece o drive para ser instalado no microcomputador, para que diferentes linguagens de programação possam ler o sinal USB.

Figura 40. - Bússola V2XE da PNI Sensor Corp

Figura 41. - Circuito de conversão de tensão do sinal digital em 3V da Bússola para o sinal digital TTL em 5V.

Figura 42. - Circuito para enviar o sinal da bússola para porta USB

3.2 – Estimando a distância do barco à margem

È primordial para nosso método conhecer a distância da margem do fundo de uma imagem ao barco de onde as imagens foram capturadas. Para isso, propomos em uma próxima implementação sejam coletadas uma série de coordenadas por imagem de satélite ao longo do contorno do lago, com intervalo médio de 50m. Estes pontos são ilustrados na Figura 43.

Figura 43. - Represa do Broa em imagem aérea com 164 pontos seleccionados ao longo de sua margem.

Sendo estes pontos representados por x_{margem} e y_{margem} , o algoritmo proposto para detectar a margem do lago do fundo de uma imagem, tendo a coordenada GPS e o ângulo tomado por uma bússola eletrônica é :

Para distância_testada = 1 até 630 ; distância testada é o tamanho do eixo

; coordenada polar

; obs. 630 é a tamanho em metro da maior

; distância possível entre duas margens

; convertendo coordenada polar em coordenada cartesiana :

*xcursor = cos(grau_bussola)*distancia_testada + coordenada_horizontal_GPS*

*ycursor = sin(grau_bussola)*distancia_testada + coordanda_vertical_GPS*

;

; detecta colisão

;

para ponto_margem=1 até 164 ; Obs. 164 é o numero de pontos da margem

*distancia_ponto-cursor = sqrt((xcursor-xmargem(ponto_margem))² +
(ycursor-ymargem(ponto_margem))²)*

Se distância < 50

distância_margem=distância_ponto-cursor

fim ponto_margem

fim distância_testada

REFERÊNCIAS

ANTONELLI, G. et al (2001). Real-time path planning and obstacle avoidance for RAIS **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, v.26, n.2, p.216-227

BARISIC, M.; VUKIC, Z.; MISKOVIC, N. (2007). Kinematic simulative analysis of virtual potential field method for AUV trajectory planning. In: MEDITERRANEAN CONFERENCE ON CONTROL AND AUTOMATION, 2007, Athens, Greece [Sl.:s.n]

BHANU, B. et al. (1994). Synergism of binocular and motion stereo for passive **Ranging IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, v.30, n.3, p.709-721

BOUGUET, J.Y. "Camera Calibration Toolbox for Matlab" disponível on line : http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/. Acessado em 14 de setembro de 2009

BOUXSEIN, P. et al. (2007). A Sonar Simulation used to develop an Obstacle Avoidance System. In: OCEANS 2006 - ASIA PACIFIC, 2007, 2007 16TH IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON THE APPLICATIONS OF FERROELECTRICS, 2007 [Sl.:s.n]

BUI, L. D.; KIM, Y. (2006). An obstacle-avoidance technique for autonomous underwater vehicles based on BK-products of fuzzy relation **Fuzzy Sets and Systems**, v.157, p.560-577

DOBBINS, T.; SAMWAYS, S. (2003). The use of tactile navigation cues in high speed craft operations **The Royal Institution of Naval Architects**, [Sl.:s.n]

DUR, E. (2009). Optical Flow-Based Obstacle Detection and avoidance behaviors for mobile robots used in unmanned planetary exploration. in: PROCEEDINGS OF 4TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON RECENT ADVANCES SPACE TECHNOLOGIES, 2009, p.638-647

FRANÇA, J. A. et al. (2009). Um novo algoritmo de calibração de um conjunto binocular com um gabarito 1D que realiza deslocamentos irrestritos. In: V WORKSHOP DE VISÃO COMPUTACIONAL, 2009, São Paulo – Brasil [Sl.:s.n]

GAO, J. et al. (2008). A potential field method for bottom navigation of autonomous underwater vehicles. In: PROCEEDINGS OF THE 7TH WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 2008, p.7466- 7470, Chongqing, China

GE, S. S.; CUI, Y. J. (2000). New potential functions for mobile robot path planning **IEEE Transactions on robotics and automations**, v.16, n.5 p.615-620

GULDNER, J.; UTKIN, V. I. (1995). Sliding mode control for gradient tracking and robot navigation using artificial potential fields **IEEE Trans. Robot. Automat.**, v.11, p.247-254, Apr.

HANNAL, E.; STRAZNICKY, P.; GOUBRAN, R. (2008). Obstacle detection for low flying unmanned aerial vehicles using stereoscopic imaging. In: CONFERENCE RECORD - IEEE INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT TECHNOLOGY CONFERENCE, 2008, p.113-118, Vancouver Island, Canada

HO, C. (2010). A stereo vision based target tracking and obstacle avoidance **Engineering Materials**, v.419-420, p.565-568

HRABAR, S.; SUKHATME, G. (2009). Vision-based navigation through urban canyons **Journal of Field Robotics**, v.26, n.5, p.431-452

HUBER, E.; KORTENKAMP, D. (1998). Behavior-based approach to active stereo vision for mobile robots **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v.11, n.2, p.229-243

JOORDENS, M. A. (2008). Design of a low cost underwater robotic research platform In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS OF SYSTEMS ENGINEERING, 2008. [SI.:s.n]

KANAKAKIS, V.; VALAVANIS, K. P.; TSOURVELOUDIS, N. C. (2004). Fuzzy-logic based navigation of underwater vehicles **Journal of Intelligent and Robotic Systems**, v.40 p.45-88

KHANMOHAMMADI, S. et al. (2008). A new artificial intelligence approach for 2D path planning for underwater vehicles avoiding static and energized obstacles **IEEE Congress on Evolutionary Computation**, p.1988-1995

KOYASU, H.; MIURA, J.; SHIRAI, Y. (2001). Realtime omnidirectional stereo for obstacle detection and tracking in dynamic environments In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2001, v.1, p.31-36, Osaka, Japan

KOYASU, H.; MIURA, J.; SHIRAI, Y. (2003). Mobile robot navigation in dynamic environments using omnidirectional stereo In: PROCEEDINGS - IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION, 2003, v.1, p.893-898

LAUREANO, G. T. (2008). **Criação de mapas de disparidades empregando análise multi-resolução e agrupamento perceptual**. 118 p
Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2008.

LI, F.; BRADY, M. (1998). Modeling the ground plane transformation for real-time obstacle detection **Computer Vision and Image Understanding** v.71, n.1, July, p.137-152

LI, M.; JIA, Y. (2006). Stereo vision system on programmable chip (SVSoC) for small robot navigation In: PROCEEDINGS OF THE 2006 IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, p.1359-1365, 2006, Beijing, China

MANNING, A. (1977). Introdução ao comportamento animal. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos. p.56-67

MINGXIANG, L.; YUNDE, J. I. A. (2006). Stereo vision system on programmable chip (SVSoC) for small robot navigation. In: PROCEEDINGS OF THE 2006 IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2006, p.1359-1365

MOGHADAM, P.; WIJESOMA, W. S.; FENG, D. J. (2008). Improving path planning and mapping based on stereo vision and liar. In: 10TH INTL. CONF. ON CONTROL, AUTOMATION, ROBOTICS AND VISION, 2008, p.384-389, Hanoi, Vietnam

MOLTON, N.; BRADY, M. (2000). Practical structure and motion from stereo when motion is unconstrained **International Journal of Computer Vision** v.39(1), p.5-23

NABBE, B. et al. (2006). Opportunistic use of vision to push back the path-planning horizon. In: PROCEEDINGS OF THE 2006 IEEE/RSJ INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2006, p.2388-2393

NARA', S.; TAKAHASHI, S. (2006). Obstacle avoidance control for mobile robots based on vision. In: 2006 SICE-ICASE INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE, 2006, p.5335-5338

NOLAN, S. P.; TOAL, D.; EWALD, H. (2005). A novel wideangle ultrasonic sensor utilizing a curved radiator developed for use in an AUV obstacle avoidance system **Oceans – Europe** p.1101-1106

ODA, N. ; SHIMIZU, H. (2006). Vision based control for power assist motion of wheelchair robots. In: 2006 SICE-ICASE INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE, 2006, p.5323-5328

OHNISHI, N.; IMIYA, A. (2007). Corridor navigation and obstacle avoidance using visual potential for mobile robot. In: PROCEEDINGS OF 2007 INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON PHYSICAL DESIGN, 2007, p.127-134

PATNAIK, S.; KONAR, A.; MANDAL, A. K. (2002). Building 3-D visual perception of a mobile robot employing extended Kalman filter **Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications**, v.34, n.1, p.99-120

PEBODY, M. (2008). Autonomous underwater vehicle collision avoidance for under-ice exploration **Proc. IMechE Vol. 222 Part M: J. Engineering for the Maritime Environment** p.53-66

POLYCHRONOPOULOS; A. et al. (2004) Dynamic situation and threat assessment for collision warning systems: The EUCLIDE approach. In: IEEE INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM, PROCEEDINGS, 2004, p.636-641

QUEK, B. K.; IBAÑEZ-GUZMÁN, J.; LIM, K. W. (2005). Feature-based perception for autonomous unmanned navigation. In: IECON PROC. (INDUSTRIAL ELECTRONICS CONFERENCE) 2005, p.1791-1796

QUNJIE, D.; MINGJUN, Z. (2006). Research on real time path planning method for the underwater robot in unknown environment with random shape obstacle. In: PROCEEDINGS OF THE 2006 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MECHATRONICS AND AUTOMATION, 2006, p.757-761

REBUT, J. ; TOULMINET, G. ; BENSRAH, A. (2004). Road obstacles detection using a self-adaptive stereo vision sensor : a contribution to the ARCOS french project. In: IEEE INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM UNIVERSITY OF PARMA, 2004, Parma, Italy. [Sl.:s.n]

RUIZ, A. R. J.; GRANJA, F. S. (2009). A short-range ship navigation system based on Ladar **IEEE Transactions on intelligent transportation systems**, v.10, n.1, p.186-187

SAURAV, K. (2009). Binocular stereo vision based obstacle avoidance algorithm for autonomous mobile robots. In: 2009 IEEE INTERNATIONAL ADVANCE COMPUTING CONF, 6-7 March 2009 p. 254- 259 Patiala Índia.

STAVARENGO, A. A. (2006). **Telemetria de dados e imagens para plataforma autônoma para coleta de dados hidrológicos**. 199 p
Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2006.

SNYDER, F. D. Et al. (2004). Autonomous river navigation. In: 2004 PROCEEDINGS OF SPIE - THE INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICAL ENGINEERING, 2004, n.28, p. 221-232

SONGMIN J. et al. (2007). Obstacle recognition for a mobile robot in indoor environments using RFID and stereo vision. In: PROCEEDINGS OF THE 2007 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MECHATRONICS AND AUTOMATION, August 5-8, 2007, Harbin, China, p.2789-2794

STILLER, C. et al. (2000). Multi-sensor obstacle detection and tracking **Image and Vision Computing**, v.18, n.5, p.389-396

SVASTA , P. M.; HAPENCIUC, I. A. (2009). Autonomous multi-sensor platform with stereo vision. In: ISSE 2009: 32ND INTERNATIONAL SPRING SEMINAR ON ELECTRONICS TECHNOLOGY: HETERO SYSTEM INTEGRATION, THE PATH TO NEW SOLUTIONS IN THE MODERN ELECTRONICS - CONFERENCE PROCEEDINGS, 2009. [Sl.:s.n]

TAN, C. S.; SUTTON R.; CHUDLEY, J. (2007). An integrated collision avoidance system for autonomous underwater vehicles **International Journal of Control**, v.80, n.7, p.1027-1049

TOAL, D. J. F. et al. (2005). Proximal object and hazard detection for autonomous underwater vehicle with optical fibre sensors **Robotics and Autonomous Systems** v.53, p.214-229

TSUGAWA, S. (1994). Vision-based vehicles in Japan: Machine vision systems and driving control. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v.41 n.4 p.398-405

VINCENT, C. Y. ; TIAHJADI , T. (2005). Planar direct method: a new framework for stereo vision based guidance and obstacle detection. In: PROCEEDINGS - INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING, ICIP, 2005, v.3, p. 381-384

WALLNER, F.; DILLMANN, R. (1995). Real-time map refinement by use of sonar and active stereo-vision **Robotics and Autonomous Systems**, v.16, p.47-56

WEKEL, T.; KROLL-PETERS, O.; ALBAYRAK, S. (2008). Vision based obstacle detection for wheeled robots In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, AUTOMATION AND SYSTEMS 2008 OCT. 14-17, 2008 IN COEX, p.1587-1592, Seoul, Korea

WU, X et al. (2006). Line of sight guidance with intelligent obstacle avoidance for autonomous underwater vehicles **Oceans**, art. n. 4098946 [Sl.:s.n]

XU, W. et al. (2006). First results of a novel and low power forward looking sonar technology for small AUV's **Oceans**, art. n.4099147 [Sl.:s.n]

YAVIN, Y.; ZILMAN, G.; MILOH, T. Ship maneuverability in finite depth water in the vicinity of an obstacle. A stochastic control approach **Computers Math. Applic.**, v.30, n.10, p.103-117, 1995

YE, X. et al. Infrared motion guidance and obstacle avoidance of an ICPF actuated underwater microrobot. In: PROCEEDINGS OF THE 2007 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON MECHATRONICS AND AUTOMATION August 5 - 8, 2007, Harbin, China, p. 1851- 1856, 2007

YOON, S.; ROH, K. S.; SHIM, Y. Vision-based obstacle detection and avoidance: application to robust indoor navigation of mobile robots **Advanced Robotics**, v.22, p.477-492, 2008

ZHANG, Z.; WEISS, R.; HANSON, A. R. Obstacle detection based on qualitative and quantitative 3D reconstruction **IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v.19, n.1, p.15- 26, 1997

ZENG, X.; ITO, M.; SHIMIZU, E. - Collision avoidance of moving obstacles for ship with genetic algorithm in: INTERNATIONAL WORKSHOP ON ADVANCED MOTION CONTROL, AMC, pp. 513-518, 2000

APÊNDICE A – Rotinas Desenvolvidas

Rotina - Calibra Posição

```
% Rotina Calibra Posição
%
% Deduz erros de rotação sobre as câmeras no momento de inserção
% sobre o suporte.
%
% Recomenda-se alinhar filmando a imagem da lua.
%
% Através de comandos manuais , alinhe as duas imagens e o programa
% exibirá o deslocamento horizontal, vertical e a rotação de uma
% imagem em relação a outra
%
% Comandos :
% a - desloca 10 pixels à esquerda
% s - desloca 1 pixel à esquerda
% d - desloca 1 pixel à direita
% f - desloca 10 pixels à direita
% e - desloca 10 pixels para cima
% w - desloca 1 pixel para cima
% z - desloca 1 pixel para baixo
% x - desloca 10 pixels para baixo
% h - rotação horária 10 graus
% j - rotação horária 1 grau
% k - rotação anti-horária 1 grau
% l - rotação anti-horária 10 graus
% m - sai do programa e retorna deslocamentos obtidos
%
% Como todos os programas que capturam imagem a partir de web-cams,
% este também necessita da biblioteca DirectX v 9.0 ou superior
% para funcionar
%
% Alexandre Munhoz
% parte integrante da dissertação de mestrado
% "Detecção de obstáculos em veículos autônomos"

clear
clc

hp=0; % Deslocamento horizontal inicial = 0
vp=0; % Deslocamento vertical inicial = 0
k=' '; % Botão de comandos = vazio
rot=0; % Rotação a ser incrementada = 0
acrot=0;% Rotação acumulada = 0
gr=0; % variavel auxiliar para que rotação > 360 = rotação - 360

% ROTINA DE CAPTURA DE IMAGENS NAS WEBCAMS
% saidas: imagem 1 = IM1
%          imagem 2 = IM2
imaqhwinfo
info = imaqhwinfo('winvideo',2);
vid1 = videoinput('winvideo',2,'RGB24_640x480'); % VMicro USB - PretoI
vid2 = videoinput('winvideo',1,'RGB24_640x480'); % Catch - Funciona
set(vid1,'TriggerRepeat',Inf);
vid.FrameGrabInterval = 1;
vid_src1 = getselectedsource(vid1);
set(vid_src1,'Tag','motion detection setup');
```

```

set(vid2,'TriggerRepeat',Inf);
vid_src2 = getselectedsource(vid2);
set(vid_src2,'Tag','motion detection setup');
%%%% Video 1
start(vid1)
data = getdata(vid1,2);
IM1 = imabsdiff(data(:,:,1),data(:,:,2));
stop(vid1)
IMP=IM1;
%%%% Video 2
start(vid2)
data = getdata(vid2,2);
IM2 = imabsdiff(data(:,:,1),data(:,:,2));
stop(vid2)

% Exibe imagens capturadas
figure(1)
imshow(IM1);
figure(2)
imshow(IM2);

s=size(IM1);
hp=0;
vp=0;
k='o';
'comando'

while k ~= 'm' % Enquanto o comando não for m (m=sair), permaneça no looping

for v=1:1:s(1) % Varrendo a imagem na vertical para Redesar com novo
deslocamento
    vc=v+vp; % coordenada vertical (vc) = looping(v)+deslocamento(vp)

    for h=1:1:s(2) % Varrendo a imagem na horizontal para Redesar com novo
deslocamento
        hc=h+hp; % coordenada horizontal (hc) = looping(h)+deslocamento(hp)

        if (vc>=1 && hc >=1 && vc<=s(1) && hc<=s(2))% Se coordenadas não forem
            % negativas, nem maior que limites da imagem
            IM3(v,(h*2)-1,1)=IMP(vc,hc,1); % põe pixel vermelho da imagem 1 em
coordenada impar
            IM3(v,(h*2)-1,2)=IMP(vc,hc,2); % põe pixel verde da imagem 1 em
coordenada impar
            IM3(v,(h*2)-1,3)=IMP(vc,hc,3); % põe pixel azul da imagem 1 em
coordenada impar
        end
    end
end

```

Rotina - Calibra Posição

```

        IM3(v,(h*2),1)=IM2(v,h,1); % põe pixel vermelho da imagem 2 em
coordenada par
        IM3(v,(h*2),2)=IM2(v,h,2); % põe pixel verde da imagem 2 em coordenada
par
        IM3(v,(h*2),3)=IM2(v,h,3); % põe pixel azul da imagem 2 em coordenada
par

    end
end

% Exibindo imagens sobrepostas
figure(3)
imshow(IM3);
% Exibindo comandos
title(['a]=<-<-    [s]=<-    [d]=-->    [f]=-->-->    [e]=^^    [w]=^    [z]=v
[x]=vv [h]=)rot.clock    [j]=)rot.clock    [k]=(rot.cont.clock
[l]=(rot.contclock)');

% Lendo comando
k=input('-->','s');

if k=='s' % Se comando = s então deslocamento horizontal decrementa 1
    hp=hp-1
end

if k=='d' % Se comando = s então deslocamento horizontal incrementa 1
    hp=hp+1
end

if k=='w' % Se comando = w então deslocamento vertical decrementa 1
    vp=vp-1
end

if k=='z' % Se comando = z então deslocamento vertical incrementa 1
    vp=vp+1
end

if k=='a' % Se comando = a então deslocamento horizontal decrementa 10
    hp=hp-10
end

if k=='f' % Se comando = f então deslocamento horizontal incrementa 10
    hp=hp+10
end

if k=='e' % Se comando = e então deslocamento vertical decrementa 10
    vp=vp-10
end

if k=='x' % Se comando = x então deslocamento vertical incrementa 10
    vp=vp+10
end

if k=='j' % Se comando = j então rotação incrementa 1
    rot=rot+1

```

```

end

if k=='k' % Se comando = k então rotação decrementa 1
    rot=rot-1
end

if k=='h' % Se comando = h então rotação incrementa 10
    rot=rot+10
end

if k=='l' % Se comando = l então rotação decrementa 10
    rot=rot-10;
end

if (k == 'h' | k == 'j' | k == 'k' | k == 'l') % se houve rotação
    acrot=acrot+rot; % rotação acumulada = rotação acumulada + 10

    if acrot<0 % se rotação for negativa
        gr=360+acrot; % incrementa 1 volta
    end

    if acrot>360 % se rotação for negativa
        gr=360-acrot; % decrementa 1 volta
    end

    acrot= gr; % memoriza rotação acumulada

end
    'rotacionando'
    gr
    IMP=imrotate(IM1,gr);

k

end

'Fim da calibragem'
acrot
vp
hp

```

Rotina Calcula distância

```
function [grau,graud,dist] = distpixel(xesq,xdir,pmesq,pmdir)

% Rotina para cálculo de distância de um ponto do objeto em estudo

% xesq = coordenada x do pixel estudado na câmera esquerda
% xdir = coordenada x do pixel estudado na câmera direita
% pmesq = coordenada central horizontal da câmera esquerda
% pmdir = coordenada central horizontal da câmera direita
% grau = grau esquerda
% graud = grau direita
% dist = distancia
%
% Alexandre Munhoz
% parte integrante da dissertação de mestrado
% "Detecção de obstáculos em veículos autônomos"

sed=1.4; % distância entre câmeras

k=0.074074074; %grau por pixel

grau=90; % Se não for detectado que xesq for < ou > que pmesq, então
% pixel estará no centro, e grau=90

if xesq>pmesq % Se xesq>pmesq então fórmula (6) do texto
    grau=90-((xesq-pmesq)*k);
end

if xesq<pmesq % Se xesq<pmesq então fórmula (10) do texto
    grau=90+((pmesq-xesq)*k);
end

graud=90;

if xdir>pmdir % Se xdir>pmdir então fórmula (14) do texto
    graud=90+((xdir-pmdir)*k);
end

if xdir<pmdir % Se xdir<pmdir então fórmula (18) do texto
    graud=90-((pmdir-xdir)*k);
end

grauob=180-grau-graud; % Fórmula 19 do texto

seob = (sed/(sin(grauob*(pi/180) )))*(sin(graud*(pi/180))); % Fórmula 20 do
texto

dist = seob;
end
```

Rotina de validação

```

function [valida,contorno]=validacao(blob,IMB,desl)
ndados=size(blob,1);
xac=0;
yac=0;
for lop=1:1:ndados
    yac=yac+blob(lop,1); % acumula y do blob original para tirar a media
    xac=xac+blob(lop,2); % acumula x do blob original para tirar a media
end
ymor=yac/ndados; % ymedio original
xmor=xac/ndados; % xmedio original
ystdor=std(blob(:,1)); % desvio padrão de y original
xstdor=std(blob(:,2)); % desvio padrão de x original
% Adequando a imagem
IMG=rgb2gray(IMB);
% Diminuindo o grayscale para 8
ma=double(max(max(IMG)));
mi=double(min(min(IMG)));
% Normalizando a escala
IMG=mat2gray(IMG,[mi,ma]);
% multiplicando por escala 4
IMG=uint8(IMG.*4);
maior=max(max(IMG(:,:)));
menor=min(min(IMG(:,:)));
fm=IMG-menor; % Ajusta deslocamento vertical = mínimo
expansao=(fm)* (255/(maior-menor));
level=graythresh(expansao);
bin=uint8(im2bw(expansao,level));
% Estraindo blob
w=fspecial('laplacian',0);
pa=imfilter(IMG,w);
[B,L] = bwboundaries(pa,'noholes');
num_blob=size(B,1);

% Obtendo pontos médios
valida=1000;
for c=1:1:num_blob
    bloblop=B{c};
    xac=0;
    yac=0;
    ndados=size(bloblop,1);
    for lop=1:1:ndados
        yac=yac+bloblop(lop,1);
        xac=xac+bloblop(lop,2);
    end
    ym(c)=yac/ndados; % ymedio
    xm(c)=xac/ndados; % xmedio
    ystd(c)=std(bloblop(:,1));
    xstd(c)=std(bloblop(:,2));
    distancia=sqrt( ((ymor-ym(c))^2) + ((xmor-xm(c)-desl)^2) + ((ystdor-
    ystd(c))^2) + ((xstdor-xstd(c))^2) );
    if distancia < valida
        valida = distancia;
        contorno=bloblop;
    end
end
end

```


APÊNDICE B – Erros proporcionados pela Discretização da imagem

Tabela A-1 – Erro proporcionado pela discretização da imagem. Dados calculados para distância em metros com a distância equivalente em pixels.

Distância entre pixels do ponto estudado na imagem direita e esquerda	Distância do objeto à câmera esquerda (m)	Erro por cada pixel desviado (m)
0	Inf	inf
1	992,6565	Inf
2	496,608	496,0485
3	331,2581	165,3499
4	248,5829	82,67521
5	198,9776	49,60535
6	165,9072	33,07042
7	142,2853	23,62188
8	124,5687	17,71655
9	110,7891	13,77966
10	99,76522	11,02384
11	90,74561	9,019607
12	83,22918	7,516431
13	76,86904	6,360142
14	71,41741	5,451629
15	66,69259	4,724819
16	62,5583	4,134286
17	58,91034	3,647964
18	55,66764	3,242696
19	52,76622	2,901418
20	50,15489	2,611332
21	47,79221	2,362686
22	45,64426	2,147947
23	43,68304	1,961217
24	41,88522	1,797828
25	40,23117	1,654046
26	38,70432	1,526854
27	37,29052	1,413795
28	35,97767	1,312849
29	34,75533	1,222346
30	33,61443	1,140893
31	32,54711	1,067323
32	31,54646	1,00065
33	30,60642	0,940038
34	29,72165	0,884774
35	28,8874	0,834247
36	28,09947	0,787931
37	27,3541	0,74537
38	26,64793	0,706169
39	25,97795	0,669983
40	25,34144	0,636512

Distância entre pixels	Distância do objeto à câmera esquerda (m)	Erro por cada pixel desviado (m)
320	3,482524	0,010291
321	3,472293	0,010231
322	3,462123	0,010171
323	3,452011	0,010111
324	3,441959	0,010053
325	3,431964	0,009994
326	3,422028	0,009937
327	3,412148	0,00988
328	3,402325	0,009823
329	3,392558	0,009767
330	3,382847	0,009711
331	3,373191	0,009656
332	3,363589	0,009602
333	3,354042	0,009547
334	3,344548	0,009494
335	3,335107	0,009441
336	3,325719	0,009388
337	3,316383	0,009336
338	3,307099	0,009284
339	3,297866	0,009233
340	3,288684	0,009182
341	3,279552	0,009132
342	3,27047	0,009082
343	3,261438	0,009032
344	3,252454	0,008983
345	3,24352	0,008935
346	3,234633	0,008887
347	3,225794	0,008839
348	3,217003	0,008791
349	3,208258	0,008745
350	3,19956	0,008698
351	3,190908	0,008652
352	3,182302	0,008606
353	3,173741	0,008561
354	3,165226	0,008516
355	3,156754	0,008471
356	3,148327	0,008427
357	3,139944	0,008383
358	3,131604	0,00834
359	3,123308	0,008297
360	3,115054	0,008254

41	24,73595	0,60549
42	24,15926	0,576683
43	23,60938	0,549886
44	23,08446	0,524917
45	22,58285	0,501612
46	22,10302	0,479827
47	21,64359	0,459432
48	21,20328	0,440312
49	20,78092	0,422363
50	20,37543	0,40549
51	19,98582	0,38961
52	19,61117	0,374647
53	19,25064	0,36053
54	18,90344	0,347198
55	18,56885	0,334592
56	18,24619	0,322662
57	17,93483	0,31136
58	17,63418	0,300643
59	17,34371	0,29047
60	17,06291	0,280806
61	16,79129	0,271618
62	16,52841	0,262874
63	16,27387	0,254546
64	16,02726	0,246609
65	15,78822	0,239038
66	15,55641	0,231811
67	15,3315	0,224908
68	15,11319	0,218309
69	14,90119	0,211998
70	14,69524	0,205957
71	14,49507	0,200171
72	14,30044	0,194626
73	14,11113	0,189309
74	13,92693	0,184207
75	13,74762	0,17931
76	13,57301	0,174606
77	13,40293	0,170085
78	13,23719	0,165738
79	13,07563	0,161556
80	12,9181	0,157531
81	12,76445	0,153655
82	12,61452	0,149921
83	12,4682	0,146322
84	12,32535	0,142851
85	12,18585	0,139503
86	12,04958	0,136272
87	11,91642	0,133152
88	11,78629	0,130138
89	11,65906	0,127226
90	11,53465	0,124411
91	11,41296	0,121689
92	11,2939	0,119056
93	11,1774	0,116508
94	11,06336	0,114041
95	10,9517	0,111651
96	10,84237	0,109337
97	10,73527	0,107094
98	10,63035	0,10492

361	3,106843	0,008211
362	3,098673	0,008169
363	3,090545	0,008128
364	3,082459	0,008086
365	3,074414	0,008045
366	3,066409	0,008005
367	3,058444	0,007964
368	3,05052	0,007924
369	3,042635	0,007885
370	3,03479	0,007845
371	3,026983	0,007806
372	3,019216	0,007768
373	3,011486	0,007729
374	3,003795	0,007691
375	2,996142	0,007653
376	2,988526	0,007616
377	2,980947	0,007579
378	2,973405	0,007542
379	2,9659	0,007505
380	2,958431	0,007469
381	2,950998	0,007433
382	2,943601	0,007397
383	2,936239	0,007362
384	2,928912	0,007327
385	2,92162	0,007292
386	2,914363	0,007257
387	2,90714	0,007223
388	2,899952	0,007189
389	2,892797	0,007155
390	2,885675	0,007121
391	2,878587	0,007088
392	2,871532	0,007055
393	2,86451	0,007022
394	2,85752	0,00699
395	2,850563	0,006957
396	2,843638	0,006925
397	2,836744	0,006894
398	2,829882	0,006862
399	2,823051	0,006831
400	2,816252	0,0068
401	2,809483	0,006769
402	2,802744	0,006738
403	2,796037	0,006708
404	2,789359	0,006678
405	2,782711	0,006648
406	2,776093	0,006618
407	2,769505	0,006589
408	2,762945	0,006559
409	2,756415	0,00653
410	2,749914	0,006501
411	2,743441	0,006473
412	2,736997	0,006444
413	2,73058	0,006416
414	2,724192	0,006388
415	2,717832	0,00636
416	2,711499	0,006333
417	2,705194	0,006305
418	2,698915	0,006278

99	10,52754	0,102811
100	10,42678	0,100766
101	10,32799	0,098782
102	10,23114	0,096856
103	10,13615	0,094986
104	10,04298	0,09317
105	9,951576	0,091406
106	9,861884	0,089692
107	9,773858	0,088026
108	9,687452	0,086406
109	9,602621	0,084831
110	9,519322	0,083299
111	9,437515	0,081808
112	9,357158	0,080357
113	9,278213	0,078944
114	9,200644	0,077569
115	9,124414	0,07623
116	9,049489	0,074925
117	8,975835	0,073654
118	8,90342	0,072415
119	8,832213	0,071207
120	8,762183	0,07003
121	8,693301	0,068882
122	8,62554	0,067762
123	8,558871	0,066669
124	8,493268	0,065603
125	8,428706	0,064562
126	8,365161	0,063546
127	8,302607	0,062554
128	8,241021	0,061585
129	8,180382	0,060639
130	8,120667	0,059715
131	8,061856	0,058812
132	8,003927	0,057929
133	7,94686	0,057066
134	7,890637	0,056223
135	7,835239	0,055398
136	7,780647	0,054592
137	7,726844	0,053803
138	7,673813	0,053031
139	7,621536	0,052276
140	7,569999	0,051538
141	7,519184	0,050815
142	7,469077	0,050107
143	7,419663	0,049414
144	7,370928	0,048735
145	7,322857	0,048071
146	7,275437	0,04742
147	7,228655	0,046782
148	7,182497	0,046158
149	7,136951	0,045546
150	7,092005	0,044946
151	7,047647	0,044358
152	7,003866	0,043782
153	6,960649	0,043217
154	6,917986	0,042663
155	6,875866	0,04212
156	6,834279	0,041587

419	2,692664	0,006251
420	2,68644	0,006224
421	2,680242	0,006198
422	2,674071	0,006171
423	2,667926	0,006145
424	2,661807	0,006119
425	2,655713	0,006093
426	2,649646	0,006068
427	2,643604	0,006042
428	2,637587	0,006017
429	2,631595	0,005992
430	2,625629	0,005967
431	2,619687	0,005942
432	2,61377	0,005917
433	2,607877	0,005893
434	2,602008	0,005869
435	2,596164	0,005844
436	2,590343	0,005821
437	2,584546	0,005797
438	2,578773	0,005773
439	2,573023	0,00575
440	2,567297	0,005726
441	2,561594	0,005703
442	2,555913	0,00568
443	2,550256	0,005658
444	2,544621	0,005635
445	2,539008	0,005612
446	2,533418	0,00559
447	2,52785	0,005568
448	2,522304	0,005546
449	2,51678	0,005524
450	2,511278	0,005502
451	2,505797	0,005481
452	2,500338	0,005459
453	2,4949	0,005438
454	2,489483	0,005417
455	2,484087	0,005396
456	2,478712	0,005375
457	2,473358	0,005354
458	2,468024	0,005334
459	2,462711	0,005313
460	2,457418	0,005293
461	2,452146	0,005273
462	2,446893	0,005253
463	2,441661	0,005233
464	2,436448	0,005213
465	2,431255	0,005193
466	2,426081	0,005174
467	2,420927	0,005154
468	2,415792	0,005135
469	2,410676	0,005116
470	2,405579	0,005097
471	2,400502	0,005078
472	2,395443	0,005059
473	2,390402	0,00504
474	2,38538	0,005022
475	2,380377	0,005003
476	2,375392	0,004985

157	6,793215	0,041064
158	6,752664	0,040552
159	6,712615	0,040049
160	6,67306	0,039555
161	6,63399	0,039071
162	6,595394	0,038595
163	6,557266	0,038129
164	6,519595	0,03767
165	6,482375	0,037221
166	6,445596	0,036779
167	6,409251	0,036345
168	6,373331	0,035919
169	6,337831	0,035501
170	6,302741	0,03509
171	6,268055	0,034686
172	6,233766	0,034289
173	6,199866	0,033899
174	6,16635	0,033516
175	6,133211	0,03314
176	6,100441	0,032769
177	6,068036	0,032405
178	6,035988	0,032048
179	6,004292	0,031696
180	5,972942	0,03135
181	5,941932	0,03101
182	5,911257	0,030675
183	5,880911	0,030346
184	5,850888	0,030023
185	5,821184	0,029704
186	5,791793	0,029391
187	5,762711	0,029082
188	5,733932	0,028779
189	5,705451	0,028481
190	5,677264	0,028187
191	5,649367	0,027898
192	5,621754	0,027613
193	5,594421	0,027333
194	5,567365	0,027057
195	5,54058	0,026785
196	5,514063	0,026517
197	5,487809	0,026254
198	5,461814	0,025994
199	5,436075	0,025739
200	5,410588	0,025487
201	5,385349	0,025239
202	5,360354	0,024995
203	5,3356	0,024754
204	5,311082	0,024517
205	5,286799	0,024284
206	5,262745	0,024053
207	5,238919	0,023826
208	5,215316	0,023603
209	5,191934	0,023382
210	5,168769	0,023165
211	5,145818	0,022951
212	5,123078	0,02274
213	5,100547	0,022532
214	5,07822	0,022326

477	2,370425	0,004967
478	2,365477	0,004949
479	2,360546	0,004931
480	2,355633	0,004913
481	2,350738	0,004895
482	2,34586	0,004878
483	2,341	0,00486
484	2,336157	0,004843
485	2,331332	0,004825
486	2,326524	0,004808
487	2,321733	0,004791
488	2,316959	0,004774
489	2,312202	0,004757
490	2,307461	0,00474
491	2,302737	0,004724
492	2,29803	0,004707
493	2,293339	0,004691
494	2,288665	0,004674
495	2,284007	0,004658
496	2,279365	0,004642
497	2,274739	0,004626
498	2,270129	0,00461
499	2,265534	0,004594
500	2,260956	0,004578
501	2,256393	0,004563
502	2,251846	0,004547
503	2,247314	0,004532
504	2,242798	0,004516
505	2,238297	0,004501
506	2,233811	0,004486
507	2,22934	0,004471
508	2,224885	0,004456
509	2,220444	0,004441
510	2,216018	0,004426
511	2,211607	0,004411
512	2,20721	0,004397
513	2,202828	0,004382
514	2,19846	0,004368
515	2,194107	0,004353
516	2,189768	0,004339
517	2,185444	0,004325
518	2,181133	0,004311
519	2,176837	0,004296
520	2,172554	0,004282
521	2,168286	0,004269
522	2,164031	0,004255
523	2,15979	0,004241
524	2,155562	0,004227
525	2,151349	0,004214
526	2,147148	0,0042
527	2,142961	0,004187
528	2,138788	0,004174
529	2,134627	0,00416
530	2,13048	0,004147
531	2,126346	0,004134
532	2,122225	0,004121
533	2,118117	0,004108
534	2,114022	0,004095

215	5,056096	0,022124
216	5,034172	0,021924
217	5,012444	0,021728
218	4,990911	0,021533
219	4,969569	0,021342
220	4,948416	0,021153
221	4,927449	0,020967
222	4,906665	0,020783
223	4,886064	0,020602
224	4,86564	0,020423
225	4,845394	0,020247
226	4,825321	0,020073
227	4,805421	0,019901
228	4,785689	0,019731
229	4,766126	0,019564
230	4,746727	0,019399
231	4,727491	0,019236
232	4,708416	0,019075
233	4,689501	0,018916
234	4,670741	0,018759
235	4,652137	0,018604
236	4,633685	0,018452
237	4,615384	0,018301
238	4,597233	0,018152
239	4,579228	0,018005
240	4,561368	0,017859
241	4,543652	0,017716
242	4,526078	0,017574
243	4,508644	0,017434
244	4,491347	0,017296
245	4,474188	0,01716
246	4,457163	0,017025
247	4,440271	0,016892
248	4,423511	0,01676
249	4,406881	0,01663
250	4,390379	0,016502
251	4,374004	0,016375
252	4,357755	0,016249
253	4,341629	0,016126
254	4,325626	0,016003
255	4,309744	0,015882
256	4,293981	0,015763
257	4,278337	0,015644
258	4,262809	0,015528
259	4,247397	0,015412
260	4,232099	0,015298
261	4,216914	0,015185
262	4,20184	0,015074
263	4,186877	0,014964
264	4,172022	0,014855
265	4,157275	0,014747
266	4,142635	0,01464
267	4,1281	0,014535
268	4,113669	0,014431
269	4,099341	0,014328
270	4,085115	0,014226
271	4,07099	0,014125
272	4,056964	0,014026

535	2,109939	0,004082
536	2,105869	0,00407
537	2,101812	0,004057
538	2,097768	0,004044
539	2,093736	0,004032
540	2,089716	0,00402
541	2,085709	0,004007
542	2,081714	0,003995
543	2,077732	0,003983
544	2,073761	0,00397
545	2,069803	0,003958
546	2,065856	0,003946
547	2,061922	0,003934
548	2,057999	0,003923
549	2,054089	0,003911
550	2,05019	0,003899
551	2,046303	0,003887
552	2,042427	0,003876
553	2,038563	0,003864
554	2,03471	0,003853
555	2,030869	0,003841
556	2,027039	0,00383
557	2,023221	0,003819
558	2,019413	0,003807
559	2,015617	0,003796
560	2,011832	0,003785
561	2,008058	0,003774
562	2,004295	0,003763
563	2,000543	0,003752
564	1,996802	0,003741
565	1,993072	0,00373
566	1,989352	0,00372
567	1,985643	0,003709
568	1,981945	0,003698
569	1,978257	0,003688
570	1,97458	0,003677
571	1,970914	0,003667
572	1,967257	0,003656
573	1,963611	0,003646
574	1,959976	0,003636
575	1,95635	0,003625
576	1,952735	0,003615
577	1,94913	0,003605
578	1,945535	0,003595
579	1,94195	0,003585
580	1,938375	0,003575
581	1,93481	0,003565
582	1,931255	0,003555
583	1,927709	0,003545
584	1,924173	0,003536
585	1,920647	0,003526
586	1,917131	0,003516
587	1,913624	0,003507
588	1,910127	0,003497
589	1,906639	0,003488
590	1,903161	0,003478
591	1,899692	0,003469
592	1,896233	0,00346

273	4,043037	0,013927
274	4,029207	0,01383
275	4,015474	0,013733
276	4,001836	0,013638
277	3,988292	0,013544
278	3,974841	0,013451
279	3,961483	0,013358
280	3,948216	0,013267
281	3,935039	0,013177
282	3,921951	0,013088
283	3,908952	0,012999
284	3,896041	0,012912
285	3,883215	0,012825
286	3,870476	0,01274
287	3,857821	0,012655
288	3,84525	0,012571
289	3,832762	0,012488
290	3,820356	0,012406
291	3,808031	0,012325
292	3,795787	0,012244
293	3,783622	0,012165
294	3,771536	0,012086
295	3,759528	0,012008
296	3,747597	0,011931
297	3,735742	0,011854
298	3,723964	0,011779
299	3,71226	0,011704
300	3,70063	0,01163
301	3,689073	0,011556
302	3,677589	0,011484
303	3,666177	0,011412
304	3,654837	0,011341
305	3,643567	0,01127
306	3,632366	0,0112
307	3,621235	0,011131
308	3,610172	0,011063
309	3,599177	0,010995
310	3,588249	0,010928
311	3,577388	0,010861
312	3,566592	0,010796
313	3,555862	0,01073
314	3,545196	0,010666
315	3,534594	0,010602
316	3,524056	0,010538
317	3,51358	0,010476
318	3,503167	0,010414
319	3,492815	0,010352

593	1,892783	0,00345
594	1,889342	0,003441
595	1,88591	0,003432
596	1,882487	0,003423
597	1,879074	0,003414
598	1,875669	0,003404
599	1,872274	0,003395
600	1,868887	0,003386
601	1,86551	0,003378
602	1,862141	0,003369
603	1,858781	0,00336
604	1,85543	0,003351
605	1,852088	0,003342
606	1,848754	0,003334
607	1,845429	0,003325
608	1,842113	0,003316
609	1,838805	0,003308
610	1,835505	0,003299
611	1,832215	0,003291
612	1,828932	0,003282
613	1,825658	0,003274
614	1,822392	0,003266
615	1,819135	0,003257
616	1,815885	0,003249
617	1,812644	0,003241
618	1,809412	0,003233
619	1,806187	0,003225
620	1,80297	0,003217
621	1,799762	0,003209
622	1,796561	0,003201
623	1,793368	0,003193
624	1,790184	0,003185
625	1,787007	0,003177
626	1,783838	0,003169
627	1,780677	0,003161
628	1,777523	0,003153
629	1,774378	0,003146
630	1,771239	0,003138
631	1,768109	0,00313
632	1,764986	0,003123
633	1,761871	0,003115
634	1,758763	0,003108
635	1,755663	0,0031
636	1,752571	0,003093
637	1,749485	0,003085
638	1,746407	0,003078
639	1,743337	0,003071