



**COPPE/UFRJ**

**METODOLOGIA DE RECONHECIMENTO DE VÓRTICES A PARTIR DE IMAGENS  
ORBITAIS**

Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira Paes

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Orientador: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Rio de Janeiro  
Dezembro de 2009

# **Livros Grátis**

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

METODOLOGIA DE RECONHECIMENTO DE VÓRTICES A PARTIR DE IMAGENS  
ORBITAIS

Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira Paes

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ  
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS  
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM  
ENGENHARIA CIVIL.

Examinada por:

---

Prof. Nelson Francisco Favilla Ebecken, D.Sc.

---

Prof. Luiz Pereira Calôba, Ph.D.

---

Prof. Alexandre Gonçalves Evsukoff, Dr.

---

Prof<sup>a</sup>. Beatriz de Souza Leite Pires de Lima, D.Sc.

---

Prof. Helio José Correa Barbosa, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL  
DEZEMBRO DE 2009

Paes, Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira

Metodologia de Reconhecimento de Vórtices a partir  
de Imagens Orbitais / Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira  
Paes – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2009

X, 87 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Tese (doutorado) – UFRJ / COPPE / Programa de  
Engenharia Civil, 2009.

Referências Bibliográficas: p. 81–85.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Oceanografia 3. Lógica  
*Fuzzy*. 4. Reconhecimento de Padrões. 5. Classificador  
Morfológico. I. Ebecken, Nelson Francisco Favilla. II.  
Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE,  
Programa de Engenharia Civil. III. Título.

**A minha querida mãe**

## **Agradecimentos**

São tantas as pessoas a agradecer e qualquer agradecimento será muito pouco diante de tudo que recebi. O período em que estive envolvida com esse trabalho me apresentou grandes desafios, tanto em relação ao trabalho quanto em questões pessoais, mas me proporcionou gratas surpresas. Ganhei verdadeiros amigos e tive apoio dos grandes “velhos” amigos. Aos “velhos” amigos, agradeço a todos que bem sabem quem são.

Iniciarei agradecendo ao novo amigo Prof. Nelson Ebecken pela confiança e apoio incondicionais.

Agradeço também a todos os membros da banca examinadora por aceitarem participar desse momento tão importante em minha vida.

Ao Angelo Sartori, por todo o apoio, amizade e por ter contribuído para a realização do trabalho. Obrigada por ter compartilhado comigo grande parte dessa jornada.

Ao Luis Manoel, muito obrigada por ter me ajudado e incentivado em vários momentos difíceis, nem tenho como agradecer, sei bem o quanto fez por mim e sou muito grata.

Muito obrigada também por ter acreditado em mim e me incentivado por trabalhar na área oceanográfica. Foi um novo desafio, mas foi muito prazeroso também.

Ao Prof. Gutemberg, por toda a amizade e apoio, principalmente quando me encontrava mais fragilizada. Muito obrigada por todo o carinho, você também sempre será lembrado por mim como um grande ser humano.

Aos amigos do LMA. Ao Dudu (Eduardo Vaz), que sempre me incentivou e acreditou em mim. Ao Victor, pela ajuda no Matlab e pelo amigo que ganhei, sempre generoso e disposto a ajudar.

Ao Prof. Calôba, sempre tão solícito e carinhoso. Também foi através dele que me interessei por redes neurais, assunto que me fascinou através da admiração que tive por ele.

Ao Prof. Seixas, com quem compartilhei um tempo e apesar de toda sua exigência me fez acreditar que eu era capaz. Agradeço pelas discussões e dicas preciosas. Foi um aprendizado sofrido, mas valoroso. Ganhei um grande amigo.

A Eгна, pelo carinho e por resolver as questões burocráticas com boa vontade. Ao Programa de Engenharia Civil por toda a estrutura disponibilizada ao seu corpo discente. A ANP por ter me concedido bolsa durante parte desta pesquisa.

A minha família, de quem recebi o melhor de tudo, o amor. Em especial, Célia, Ciça, mamãe, Ludmila e minha princesa Juliana.

Aos meus pais, que mesmo de forma indireta, me incentivaram a seguir sempre adiante e nunca desistir dos meus sonhos. Mãe, a senhora é a mulher, simplesmente isso.

Ao Alexandre, meu companheiro durante esse ciclo, com quem compartilhei momentos maravilhosos em minha vida. Meu eterno amor, carinho e admiração.

Ao Sérgio Henrique, com quem inicio um novo ciclo. Obrigada pelo apoio nesta etapa final.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

METODOLOGIA DE RECONHECIMENTO DE VÓRTICES A PARTIR DE IMAGENS ORBITAIS

Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira Paes

Dezembro/2009

Orientador: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Programa: Engenharia Civil

O desenvolvimento de técnicas que permitam a caracterização rápida e conclusiva de feições oceanográficas de mesoescala tem sido uma constante busca de profissionais da área que necessitam de resultados rápidos e precisos. Há algum tempo, a análise visual de imagens obtidas por sensores remotos é o que tem sido feito para determinação de feições oceanográficas. No entanto, as avaliações visuais são cansativas e podem induzir a inconsistências, principalmente quando se precisa interpretar grande número de dados. Este trabalho visa a utilização de ferramentas especializadas de modo a facilitar a interpretação dos dados e reconhecer vórtices de forma semiautomática, possibilitando uma maior agilização e diminuição da possibilidade de avaliações sujeitas a erros humanos.



Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

## METHODOLOGY FOR EDDIES RECOGNITION FROM SATELLITE IMAGES

Rosa Cristhyna de Oliveira Vieira Paes

December/2009

Advisor: Nelson Francisco Favilla Ebecken

Department: Civil Engineering

The development of techniques for rapid and conclusive characterization of mesoscale oceanographic features has been a constant search by professionals who need fast and accurate results. The visual analysis of images obtained by remote sensors has been used to determinate oceanographic features for some time. However the visual evaluations are tiring and can lead to inconsistencies, especially with the need to interpret large volumes of data. The aim of this work is to study the use of specialist tools to facilitate data interpretation and semi-automatically eddies recognition, allowing greater agility and to decrease evaluations prone to human error.

## Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	1
<b>2</b>	<b>Objetivos</b>	5
<b>3</b>	<b>Revisão da Literatura</b>	6
	3.1 O Sensoriamento Remoto na Oceanografia	6
	3.2 Feições Oceanográficas S–SE	8
	3.3 Imagens de Temperatura da Superfície do Mar	9
	3.4 Reconhecimento de Padrões em Imagens	10
<b>4</b>	<b>Materiais e Métodos</b>	15
	4.1 Área de Estudo	15
	4.2 O Pré–Processamento dos Dados	16
	4.3 Climatologia das Feições Oceanográficas	17
	4.3.1 Metodologia para obtenção do perfil médio da frente térmica da Corrente do Brasil	17
	4.3.2 Metodologia para obtenção das características dos Vórtices	18
	4.4 O Sistema de Reconhecimento de Vórtices	18
	4.4.1 Segmentação <i>Fuzzy</i>	21
	4.4.2 O Classificador	25
	4.4.2.1 Metodologia do Classificador de Vórtices	25
<b>5</b>	<b>Resultados e Discussões</b>	27
	5.1 O Pré–Processamento dos Dados	27
	5.1.1 Imagens obtidas na região espectral das Micro–ondas	27
	5.1.2 Imagens obtidas na região espectral do Infravermelho termal	28

5.1.3	Dados Mesclados – Micro–ondas e Infravermelho termal	30
5.1.4	Composição de 72 horas GOES	31
5.1.5	Composição de 48 horas GOES com remoção de nuvens	32
5.2	Climatologia das Feições Oceanográficas	33
5.2.1	Frentes termais da Corrente do Brasil	37
5.2.2	Vórtices	42
5.3	Identificação Semiautomática de Vórtices	53
5.3.1	A Segmentação da Imagem	54
5.3.2	A Classificação Semiautomática	59
<b>6</b>	<b>Conclusões</b>	<b>77</b>
<b>7</b>	<b>Propostas Futuras</b>	<b>80</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>81</b>
	<b>Apêndice A – Coordenadas geográficas do perfil médio da frente térmica da Corrente do Brasil</b>	<b>86</b>

## Introdução

A classificação automática de vórtices é de extremo interesse para atividades *offshore* e será de ganho significativo na indústria petrolífera. A busca por classificadores cada vez mais eficientes deve ser perseguida, bem como aplicações e desenvolvimentos de técnicas que permitam melhoria na qualidade das imagens de Temperatura da Superfície do Mar (TSM), obtidas por sensores remotos.

Uma das contribuições da pesquisa realizada é o desenvolvimento de uma ferramenta semiautomática aplicada na identificação de vórtices na costa brasileira. Não existe nenhuma ferramenta automática de identificação de vórtices disponibilizada no mercado.

Procurou-se desenvolver e implementar uma ferramenta “inteligente” capaz de produzir um classificador eficiente com pouca intervenção de um especialista que dominasse o problema e tivesse que tomar decisões baseadas numa análise visual das feições, como tem sido feito até hoje. Para identificação desses vórtices é importante que o processo seja automatizado de modo a reduzir erros humanos de interpretação, bem como agilizar o processo e torná-lo mais eficiente.

Uma etapa que antecede a classificação dos vórtices é a climatologia das feições oceanográficas, cujo objetivo é estudar as características dos vórtices presentes na região de interesse da pesquisa, limitando, assim, a janela de busca das feições procuradas e servindo de ferramenta auxiliar para exclusão de vórtices falsos positivos, a serem detectados pelo classificador. A ferramenta de reconhecimento de vórtices é dividida em duas etapas, sendo a primeira um clusterizador *fuzzy* que serve para definir regiões de busca dos vórtices nas bordas dos *clusters*, e a segunda o classificador propriamente dito, que é baseado nas características geométricas dos vórtices, sendo, portanto, um classificador morfológico.

O sensoriamento remoto (SR) possui cada vez mais aplicação em atividades *offshore*, como fonte importante de dados oceanográficos e meteorológicos das áreas de atuação desta indústria. E, mais recentemente, com a descoberta de novas jazidas petrolíferas no litoral do Espírito Santo e na chamada Bacia de Santos (litoral sul do

Rio de Janeiro e São Paulo), todo o litoral sudeste e parte do litoral sul brasileiro tem sido alvo de estudos oceanográficos detalhados.

As feições oceanográficas de mesoescala alteram o padrão normal de circulação, afetando as direções e intensidades da corrente. Essas alterações são importantes em diversas atividades, tais como a estimativa de trajetórias de derrames de óleo, operações de perfuração e de completação, operação de navios tipo FPSO<sup>1</sup> que mudam seu aproamento em função das correntes superficiais, etc. O presente trabalho pode vir a contribuir para o melhor conhecimento oceanográfico de toda essa região, o que pode ser feito através da utilização de informações obtidas a partir de imagens de SR aplicadas no classificador desenvolvido.

O conhecimento do ambiente, seja ele marinho ou terrestre, sofreu uma mudança brusca nas últimas décadas em função do advento do sensoriamento remoto. Novos satélites e diferentes tipos de sensores estão em constante evolução. Esta tecnologia, por ser relativamente nova, ainda não foi totalmente explorada em termos de aplicações, tendo muito a ser feito em diversas áreas, como as de oceanografia e meteorologia. Apesar dos avanços do SR, existem algumas limitações de atuação dos sensores imageadores, as quais não se devem propriamente a capacidade tecnológica de construção dos sensores, mas a outros fatores limitadores a que estão sujeitas as imagens de SR, como: fonte de energia, atmosfera, interação com a superfície, processamento em tempo real, múltiplos usuários (MENESES, 2003).

Com relação ao sensor, o lançamento de um supersensor com centenas de bandas espectrais, resolução espacial<sup>2</sup> centimétrica e com repetitividade diária é inviável, pois geraria um volume impraticável de dados que teriam que ser armazenados e analisados (MENESES, 2001).

Os sistemas sensores atuais ainda apresentam limitações. Uma das conseqüências desse fato é que esses sensores freqüentemente são incapazes de detectar todos os alvos ou feições de interesse de uma determinada área de estudo.

---

<sup>1</sup> FPSO – *Floating, Production, Storage and Offloading*.

<sup>2</sup> Resolução espacial é definida como o menor elemento de área no terreno que é visto pelo sensor a uma dada altitude, em um instante de tempo. Esse tipo de resolução determina o tamanho do menor objeto que pode ser identificado em uma imagem.

Essa questão levanta a possibilidade de se utilizar imagens provenientes de diferentes tipos de sensores, como as obtidas na região espectral do infravermelho termal (IVT) e das micro-ondas (MO), na tentativa de combinar diferentes imagens e obter as informações desejadas.

As imagens de SR da região do infravermelho têm apresentado grande potencial na identificação de feições oceanográficas de mesoescala, tais como vórtices e meandros. Contudo, a presença de nuvens fornece imagens que muitas vezes impossibilita a identificação de tais feições. Já nas imagens obtidas na região espectral de micro-ondas, a atmosfera é quase 100% transparente. Portanto, a presença das nuvens quase não interfere na imagem, porém há limitações na resolução espacial (MOREIRA, 2003). No presente trabalho, após uma análise detalhada de diferentes tipos de dados, utilizou-se apenas imagens obtidas numa única região espectral, a do infravermelho termal.

Inicialmente, a pesquisa se concentrou em selecionar e organizar quais tipos de imagens seriam mais adequadas para serem utilizadas no trabalho, concentrando-se nas resoluções e nos períodos escolhidos, de forma a se conseguir uma quantidade significativa de dados que retratassem bem o comportamento das feições durante todo o ano, incluindo a possibilidade de uma avaliação sazonal.

Após diversas tentativas em diferentes tipos de imagens, optou-se por se utilizar imagens de TSM, gentilmente fornecidas pelo LMA (Laboratório de Meteorologia Aplicada da UFRJ), composições de 72 horas de imagens obtidas do satélite GOES<sup>3</sup> (<http://www.goes.noaa.gov/>). Ainda assim, essas imagens apresentavam muitos valores ausentes em função do problema de recobrimento por nuvens, não sendo possível selecionar uma quantidade muito grande de imagens que contemplassem as feições de interesse. Dessa forma, uma metodologia para minimizar esse problema de recobrimento por nuvens foi desenvolvida nessa tese e comentada na seção 5.1.5.

Através da sistematização da extração de feições das imagens, é possível se conhecer melhor a climatologia dos fenômenos de mesoescala, tanto espacial como temporalmente. Esta melhoria no conhecimento pode permitir ganhos operacionais e

---

<sup>3</sup> GOES – *Geostationary Operational Environmental Satellite*.

de projeto em instalações *offshore*. Além disso, o resultado do processamento das imagens é um produto muito importante na assimilação de dados em modelos oceanográficos, como os de circulação.

## CAPÍTULO 2

# Objetivos

A identificação de feições e o reconhecimento de padrões que podem estar presentes nos dados orbitais são tarefas necessárias para extrair informações das imagens. A automatização destes processos pode auxiliar na melhoria da sua eficiência, tornando o processo mais rápido e menos suscetível a erros de interpretação. O escopo desse estudo está centrado na busca de algoritmos capazes de reconhecer padrões em imagens de satélites.

O objetivo principal é:

- Desenvolver metodologia para identificação semiautomática de vórtices em imagens de Temperatura da Superfície do Mar.

No procedimento de desenvolvimento do classificador, há um subproduto que é a estimativa e análise das dimensões e estatísticas de vórtices utilizando imagens de TSM.

Para se atingir esse objetivo, as seguintes etapas foram executadas:

1. Climatologia para identificar as principais características dos vórtices e definir a área de interesse;
2. Clusterização para definir regiões para busca dos vórtices;
3. Classificador morfológico, baseado em elemento estruturante, para identificação dos vórtices.



## Revisão da Literatura

Neste capítulo são apresentados os principais conceitos de sensoriamento remoto associados ao trabalho, definições das feições oceanográficas presentes na região de estudo, o tipo de dados utilizados e uma breve descrição sobre reconhecimento de padrões em imagens.

### 3.1 O Sensoriamento Remoto na Oceanografia

As imagens de sensoriamento remoto orbital sofreram um aprimoramento significativo nos últimos anos, suas resoluções têm melhorado bastante, mas a meta é que os sensores apresentem definições altas para todos os tipos de resolução (espectral<sup>4</sup>, temporal<sup>5</sup>, etc.). Na área oceanográfica, as imagens de TSM são as mais utilizadas para identificação de processos dinâmicos, tais como vórtices e meandros através de padrões na superfície (POLITO, 2004).

As principais regiões de interesse para o sensoriamento remoto estão nas regiões espectrais do visível, infravermelho e micro-ondas, conforme pode ser visto na Figura 1.

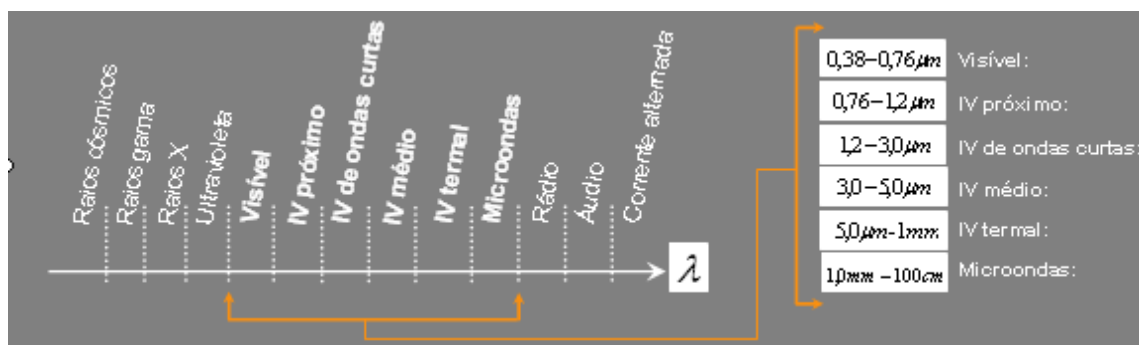
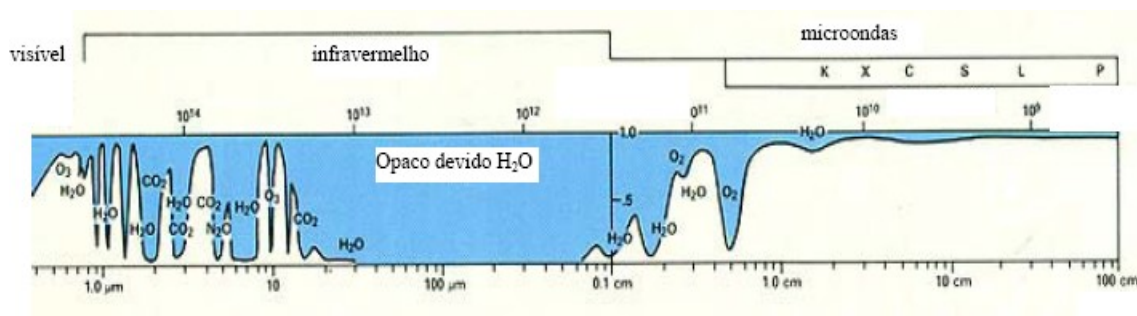


Figura 1: Regiões do espectro eletromagnético

<sup>4</sup> Resolução espectral refere-se à obtenção simultânea de imagens em diferentes bandas espectrais (comprimentos de onda).

<sup>5</sup> Resolução temporal corresponde a uma medida de tempo (dias) em que um satélite leva para obter, repetitivamente, uma nova imagem da mesma área. Esse tipo de resolução tem sua principal aplicação no acompanhamento da dinâmica de fenômenos naturais.

Uma questão que deve ser levada em consideração na escolha das bandas espectrais dos sensores refere-se à questão da interferência atmosférica. A absorção é o efeito mais prejudicial ao SR, como pode ser visto na Figura 2.



**Figura 2: Regiões de interferência atmosférica**

Observando-se as regiões mais utilizadas no SR, verifica-se que em vários comprimentos de onda a atmosfera mostra-se parcial ou totalmente opaca à passagem da radiação solar e para radiação emitida pela Terra, em razão da absorção pelos gases presentes na atmosfera. Na Figura 2, as áreas mais claras correspondem as regiões de transparências da atmosfera (janelas atmosféricas) e áreas em azul correspondem as regiões espectrais onde os gases atmosféricos absorvem a radiação (bandas de absorção da atmosfera – regiões proibitivas para o uso do SR). Então, pela Figura 2, boa parte dos comprimentos de onda do espectro eletromagnético sofrem fortes absorções da atmosfera. A região mais afetada é no intervalo espectral do infravermelho termal. Em contrapartida, nas regiões das micro-ondas, a atmosfera é quase 100% transparente.

Os sensores que fornecem imagens de TSM e privilegiam uma boa resolução espacial são os que operam na região do infravermelho e têm como desvantagem o problema de recobrimento por nuvens. Por outro lado, sensores de TSM por micro-ondas não são sensíveis à presença de nuvens, mas não apresentam boa resolução espacial, sendo quase impossível identificar as feições visualmente.

Privilegiando a resolução espacial, de modo que se possa identificar os fenômenos de mesoescala, diversos algoritmos para eliminação de nuvens das imagens de TSM por infravermelho têm tido sucesso, mas quando há longos períodos recobertos, este é um limitador para as correções atmosféricas.

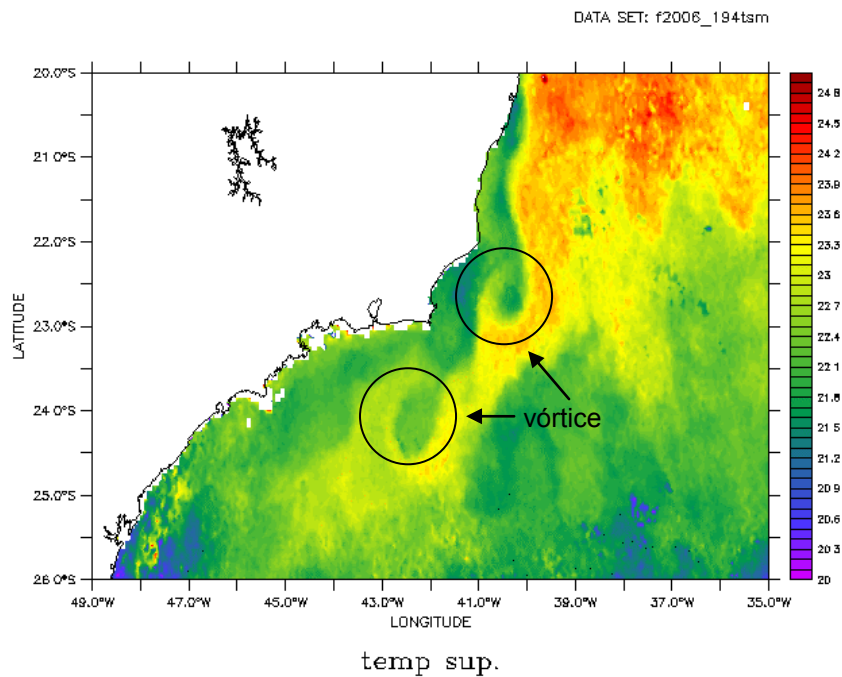
De acordo com PALTRIDGE e PLATT (1976), a superfície da Terra tem um percentual maior que 50% de cobertura de nuvens, o que se torna um grande problema para visualização das feições nesse tipo de imagem. A Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e a passagem de frentes atmosféricas são os dois principais fenômenos que provocam a cobertura persistente de nuvens na região de estudo. A ZCAS, em particular, é considerada mais crítica à cobertura persistente de nuvens, uma vez que se trata de uma banda de nebulosidade quase estacionária, por um período que varia de 4 a 20 dias, orientados na direção Noroeste/Sudeste, estendendo-se desde a Amazônia até o oceano Atlântico Sul (SEABRA, 2002), atuando principalmente nas regiões das maiores bacias de exploração petrolífera nacional (bacias de Santos, Campos e Espírito Santo).

### **3.2 Feições Oceanográficas S–SE**

As principais feições oceanográficas presentes na costa sul–sudeste brasileira, são as ressurgências, meandramentos e vórtices ao longo da Corrente do Brasil (CB). Segundo relatório do Projeto Roncador realizado pela Petrobras em conjunto com a empresa Oceansat, estas feições são consideradas quando apresentam as seguintes características (OCEANSAT, 2002):

- Ressurgência: núcleos de águas frias junto à costa, freqüentes em Cabo Frio, Cabo de São Tomé e Vitória;
- Corrente do Brasil: transporta águas mais quentes, fluindo ao longo do talude no sentido Norte–Sul;
- Meandro: feição oceanográfica associada a perturbações na Corrente do Brasil, principalmente na sua borda oeste. Muitas vezes o meandro é um estágio preliminar dos vórtices;
- Vórtice: estruturas vorticais, representadas por giros ciclônicos ou anticiclônicos, associados à Corrente do Brasil, aprisionando em seu interior águas com diferentes características termais, ocorrendo principalmente na borda oeste da CB.

A Figura 3 ilustra dois vórtices ciclônicos.



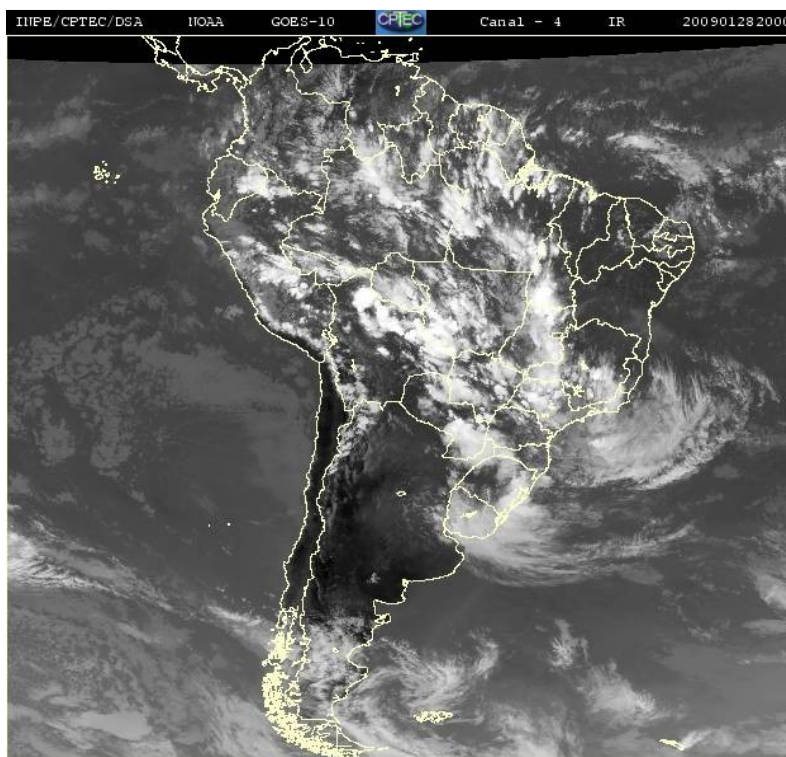
**Figura 3: Carta de Temperatura da Superfície do Mar de 13/07/2006**

De acordo com as definições das feições, pode-se constatar que elas apresentam características relevantes quanto à forma e gradiente termal. Dessa forma, é importante que essas características estejam presentes nos dados utilizados no trabalho. Por isso a constante busca por encontrar imagens que contivessem essas características para que seja possível o reconhecimento dos vórtices.

### 3.3 Imagens de Temperatura da Superfície do Mar

As imagens de TSM utilizadas nesse trabalho foram obtidas a partir dos satélites geoestacionários da série GOES, operada pela NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), conforme pode ser visto na Figura 4. Localizam-se a cerca de 36.000 km de altitude, em órbita equatorial geossíncrona. Todos os satélites da série são capazes de visualizar cerca de um terço da superfície terrestre. A América do Sul e a maior parte do Oceano Atlântico são monitoradas pelo GOES-East, responsável pela geração, a cada quinze minutos, de imagens

meteorológicas, disponibilizadas diariamente na Internet pelo CPTEC/INPE<sup>6</sup> (<http://satelite.cptec.inpe.br/home/>).



**Figura 4: Imagem do canal 4 (IVT) do satélite GOES-10 do dia 07/02/2006**

Neste trabalho, inicialmente, utilizou-se composições das últimas 72 horas dos satélites GOES-10,12, com resolução espacial de aproximadamente 5.5km. Estas imagens de TSM são obtidas na região espectral do infravermelho, situado, aproximadamente, entre os comprimentos de onda que variam de  $0.7\mu\text{m}$  e  $300\mu\text{m}$ . Cabe ressaltar que a atmosfera é completamente opaca em comprimentos de onda variando de  $30\mu\text{m}$  e  $0.1\text{cm}$ , em função da absorção da radiação pelo vapor d'água presente na atmosfera (KIDDER e HAAR, 1995).

### **3.4 Reconhecimento de Padrões em Imagens**

Na área de Reconhecimento de Padrões em Imagens não existe um algoritmo de “Visão Computacional” genérico. A interpretação de padrões em imagens é um processo complexo e constituído de várias etapas. É necessário um

---

<sup>6</sup> CPTEC/INPE – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos/Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

pré-processamento realizado através de um conjunto de filtros para imagens, que depende do que se quer identificar e do tipo de imagem trabalhada. Os algoritmos são sempre extremamente específicos para cada tarefa a ser realizada e de acordo com as características da imagem.

Segundo MARR (1982), em reconhecimento de padrões, existem quatro passos na análise de uma imagem que devem ser realizados por um ou mais algoritmos específicos, passando de um estágio em que a imagem não tem nenhum significado a uma representação simbólica do seu conteúdo. Tais passos podem ser descritos como:

1. Filtragem e Pré-processamento (onde as imagens são apenas suavizadas ou melhoradas, não havendo profundas modificações);
2. Condicionamento (onde uma nova imagem é gerada);
3. Rotulação (é o início da etapa de interpretação);
4. Modelagem e Interpretação (tarefa que efetivamente fornece os resultados, onde os dados são classificados e interpretados).

Outra questão que deve ser levada em consideração é a abordagem dada à imagem, podendo ser vista através de três “domínios” diferentes, a saber: valor, espaço de imagem e frequência. E para essas três abordagens há uma série de algoritmos para processamento das imagens. A Tabela 1 apresenta algumas técnicas utilizadas no processamento de imagens de acordo com a etapa, segundo MARR (1982), e o domínio (valor, espaço, frequência). A segunda e terceira coluna da Tabela 1 tem como resultado a transformação de uma imagem em outra imagem, a quarta coluna é a transformação de uma imagem em um modelo descritivo ou conjunto de parâmetros descritores e a quinta coluna é a transformação de um modelo de descrição paramétrica de baixo nível para um modelo mais refinado.

**Tabela 1: Exemplos de algoritmos de processamento de imagens**

	<b>Filtragem e Pré-processamento</b>	<b>Condicionamento</b>	<b>Rotulação</b>	<b>Modelagem e Interpretação</b>
<b>Valor</b>	-Transformações de escala; - <i>Windowing</i> .	- <i>Threshold</i> ; -Segmentação orientada a <i>pixel</i> para imagens coloridas.		
<b>Espaço</b>	-Eliminação de ruídos; -Morfologia Matemática.	-Detecção de bordas (Canny, MARR e outros filtros de convolução); -Segmentação através de técnicas estatísticas; -Morfologia Matemática.	-Classificadores espaciais; -Redes Neurais Artificiais (RNA); -Classificadores baseados em regras; -Classificadores Estatísticos.	-Grafos; -RNA; -Estruturas de dados espaciais.
<b>Frequência</b>	-Fourier (Passa-Alta, Passa Baixa); - <i>Wavelets</i> .	-Fourier (Eliminação de frequência, agrupamento por faixas de frequência); - <i>Wavelets</i> .	-Fourier (Classificação de canais); - <i>Wavelets</i> (Classificação de grupos de coeficientes).	

Como mencionado, existem muitas técnicas para reconhecimento de padrões e a sua escolha está condicionada ao conhecimento do problema e do tipo de dado a ser utilizado. Enquanto técnicas como segmentação foram amplamente aplicadas em estudos de SR (LOBO, 1997; WALTER, 2004), técnicas de reconhecimento de formas foram pouco aplicadas na classificação de imagens de sensores remotos. Uma destas técnicas é a Transformada de Hough (TH) que possui grande potencial para aplicações em estudos de SR (SHANKAR *et al.*, 1998, VAN DER WERFF, 2006), podendo ser utilizada para o reconhecimento de linhas, curvas ou outras formas que possam ser parametrizadas (KIMME *et al.*, 1975).

PECKINPAUGH (1994) testou vários detectores de círculos para definir a posição e o tamanho de vórtices em imagens de satélites (TSM – AVHRR<sup>7</sup>). Foi aplicado um detector de bordas (HOLYER *et al.*, 1989) e depois aplicadas algumas técnicas, inclusive a TH para detectar os possíveis vórtices. Os vórtices presentes nas imagens eram detectados visualmente por um especialista treinado, sendo então assumidos como verdadeiros. Os detectores de círculos não apresentaram resultados muito bons, apesar de terem sido aplicados na região do Golfo do México, onde o contraste é bem evidente (altos gradientes) e os vórtices estudados se apresentavam como estruturas bem circulares.

Os detectores de círculos utilizam para o reconhecimento das curvas, apenas os *pixels* das bordas de objetos, necessitando assim, a utilização prévia de um algoritmo de detecção de bordas, tais como o algoritmo de Canny (CANNY, 1986), de eficiência comprovada (HOU e KOH, 2003). A técnica de reconhecimento de formas, portanto, engloba em geral dois passos: detecção de bordas e a aplicação do detector da curva.

As bordas em uma imagem são resultantes de mudanças em alguma propriedade física ou espacial de superfícies iluminadas. A maioria das técnicas de detecção de bordas emprega operadores diferenciais de primeira ou de segunda ordem. Os operadores diferenciais ressaltam os contornos das bordas, mas também amplificam o ruído da cena. Grande parte dos operadores de borda utilizam algum tipo de suavização da imagem antes da operação diferencial. O operador de Canny

---

<sup>7</sup> AVHRR - *Advanced Very High Resolution Radiometer*.



também suaviza a imagem. Isto pode atenuar as bordas fracas, onde o contraste é pequeno.

Em geral, quando se deseja classificar padrões, uma fase que antecede a classificação propriamente dita é a extração de características, que é feita muitas vezes de uma forma não-supervisionada, cujo objetivo é selecionar um conjunto pequeno de padrões que contém as informações essenciais dos dados de entrada a serem classificados (HAYKIN, 2001). Na verdade é feita uma separação automática do conjunto de dados em agrupamentos distintos (segmentação ou clusterização). Ou seja, existe uma coleção de padrões representando situações ou configurações de dados, mas não se possui nenhum julgamento *a priori* sobre estes dados (não se sabe em quantas classes este conjunto é dividido nem o significado de cada padrão). O objetivo é justamente analisar estes dados para descobrir uma divisão satisfatória em classes, de acordo com as características dos mesmos e que forneçam algum tipo de significado.

O processo de segmentação de imagens utiliza uma variedade de algoritmos, dentre eles encontram-se os neurais (CHAUDHURI *et al.*, 2008; PATEL *et al.*, 2008; CHAUDHURI *et al.*, 2004) e os *fuzzy*. As RNA's por suas características de adaptabilidade, generalização e tolerância a ruídos, características estas fundamentais quando se trata de problemas complexos e de natureza ruidosa são indicadas para aplicação em dados de TSM, exatamente pela característica ruidosa dos mesmos. Dentro desse contexto, buscou-se a utilização de um segmentador neural, a saber ART (*Adaptive Resonance Theory*) (FAUSETT, 1984), que consiste numa rede de aprendizagem competitiva. No entanto o algoritmo não convergiu e não foi possível a clusterização. Outro segmentador utilizado foi o *fuzzy c-means*.

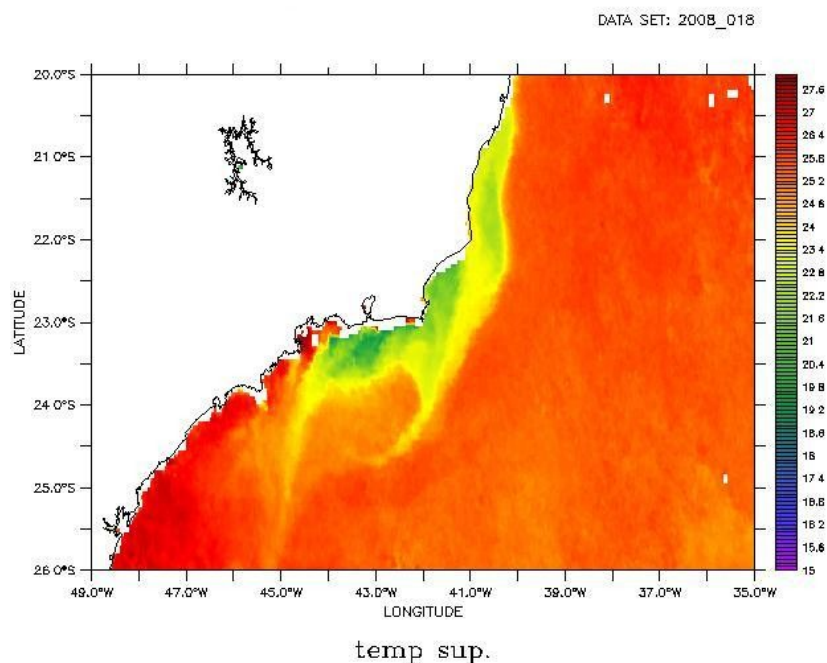
Após o processo de clusterização das imagens de TSM, uma outra etapa para classificação dos vórtices foi executada, onde foi desenvolvido um algoritmo para busca de candidatos a vórtices presentes nas bordas dos *clusters*, baseados nas características geométricas das bordas, informações geográficas, diâmetros e gradientes termais, seguindo informações obtidas a partir de um estudo detalhado dos vórtices presentes na região de estudo, conforme pode ser visto na seção 4.3. Ou seja, o classificador leva em consideração a climatologia dos vórtices presentes na região de estudo, etapa efetuada antes do desenvolvimento do classificador.

## Materiais e Métodos

O problema de reconhecimento de feições oceanográficas vem sendo estudado há algum tempo, mas nenhuma técnica foi desenvolvida e/ou aplicada de forma a caracterizar tais feições de forma automatizada, com alta precisão, e que seja operacional na região de interesse. Sendo assim, desenvolver um sistema preciso de reconhecimento de padrões, com uma metodologia mais robusta, que consiga gerar resultados de feições oceanográficas para operações *offshore* em tempo quase real, consiste num grande desafio.

### 4.1 Área de Estudo

A área de estudo foi definida em função do interesse econômico da região. Ela abrange a costa sul-sudeste brasileira, entre as latitudes de 20°S e 26°S, e longitude entre 49°W e 35°W (Figura 5).



**Figura 5: Área de Estudo – Costa sul-sudeste brasileira**

## 4.2 O Pré-Processamento dos Dados

Os dados analisados no trabalho foram obtidos via sensoriamento remoto e representam valores de Temperatura da Superfície do Mar que podem ser obtidos na região espectral do infravermelho termal ou micro-ondas.

Este conjunto de dados foi avaliado para determinar aquele que tivesse maior recobrimento temporal e com menor área afetada por recobrimento por nuvens.

As imagens analisadas foram:

1. Micro-ondas;
2. Infravermelho termal (AVHRR e GOES);
3. Dados mesclados micro-ondas e infravermelho termal, obtidos do OSTIA<sup>8</sup>, elaborados e desenvolvidos pela equipe do GHRSSST (*GODAE<sup>9</sup> High Resolution Sea Surface Temperature*);
4. Composição de 72 horas GOES;
5. Composição de 48 horas GOES com remoção de nuvens.

As imagens foram processadas usando o *software* Ferret<sup>®10</sup> versão 5.51, rodando em um ambiente Windows XP<sup>®</sup>. As estatísticas, agrupamentos e a classificação foram executadas no *software* Matlab<sup>®11</sup> versão 7.0. Algumas interpolações foram feitas no *software* GMT<sup>12</sup> versão 4.5.1.

---

<sup>8</sup> OSTIA – *Operational Sea Surface Temperature and Sea Ice Analysis*.

<sup>9</sup> GODAE – *Global Ocean Data Assimilation Experiment*.

<sup>10</sup> Ferret é um *software* que lê arquivos NetCDF, desenvolvido pela NOAA, com ferramentas para análise de malha de dados.

<sup>11</sup> Matlab (*Matrix Laboratory*) é um *software* científico da *Mathworks* projetado para fornecer uma visualização numérica integrada dos dados e de gráficos em linguagem de programação de alto nível.

<sup>12</sup> GMT (*Generic Mapping Tools*) é um *software* desenvolvido pela Universidade do Hawaii que possui inúmeras ferramentas para manipulação de dados geográficos e cartesianos, incluindo filtros, projeções, interpolações, etc.

### **4.3 Climatologia das Feições Oceanográficas**

Com o intuito de estimar as dimensões espaciais médias dos vórtices formados ao longo da Corrente do Brasil, conhecer as características de temperaturas superficiais em seu interior, bem como sua localização geográfica típica e também uma posição média da CB ao longo do ano, utilizou-se uma rotina desenvolvida por SARTORI NETO (2004). Com este método é possível discretizar tanto a frente térmica quanto os vórtices sobre as imagens de satélites.

O objetivo principal de tal caracterização é restringir a janela de busca das feições procuradas no processo de classificação semiautomática dos vórtices, além de fornecer as dimensões típicas dos vórtices, dentre outras características, sendo um instrumento avaliador para tomada de decisão na classificação.

#### **4.3.1 Metodologia para obtenção do perfil médio da frente térmica da Corrente do Brasil**

- 1) Discretizar as frentes termais utilizando a rotina supracitada;
- 2) Dadas as frentes discretizadas, criar bandas latitudinais de modo a se capturar uma quantidade mínima de elementos diários (banda inicializa com 0.02°);
- 3) Se o número de elementos for maior que o estabelecido, então calcula-se a média. Do contrário, executa-se a rotina de ampliação de banda (critério: aumenta-se o valor da banda em 10%);
- 4) Calcula-se a média das latitudes e longitudes dos pontos que estão na banda;
- 5) Armazena-se as bandas, atualiza-se a latitude e volta ao passo 2 para reiniciar o processo até se chegar a latitude mais ao sul;
- 6) Plota-se as médias latitudinais e longitudinais que melhor representam a posição do perfil médio da CB.

Esse processo foi efetuado para o período de dados de 2003 a 2008, sendo também calculado um perfil médio da CB para cada uma das estações do ano.

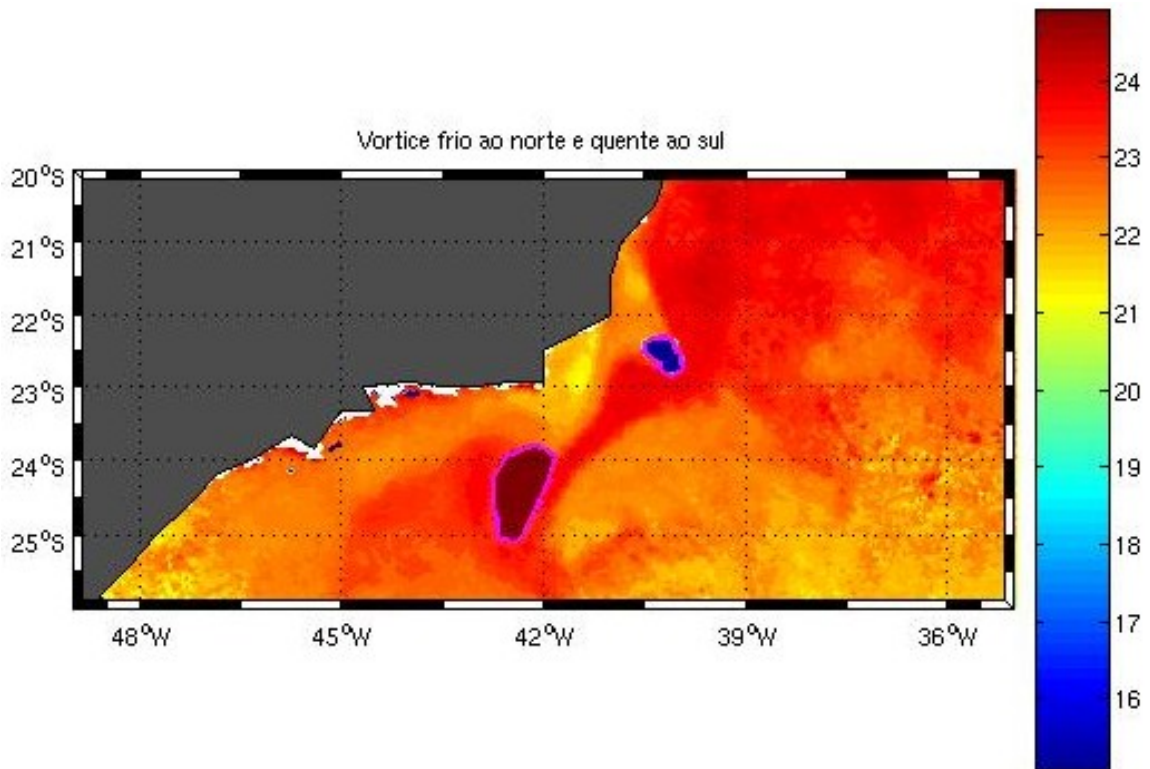
### 4.3.2 Metodologia para obtenção das características dos Vórtices

- 1) Discretizar os vórtices;
- 2) Colocar as coordenadas dos vórtices discretizados na grade regular da TSM, identificando valores internos à borda do vórtice como 1 e valores externos como 0;
- 3) Obter da TSM os valores de temperatura internas à borda do vórtice e da própria borda;
- 4) Calcular algumas estatísticas do interior do vórtice, tais como: valores máximos e mínimos, média, amplitude, desvio-padrão;
- 5) Calcular os diâmetros dos vórtices e respectivos raios. O cálculo do diâmetro é feito considerando-o como a distância máxima entre dois pontos quaisquer da borda do vórtice;
- 6) A partir do diâmetro encontrado, obter o núcleo do vórtice (centro), utilizado para estatística de localização geográfica dos mesmos;
- 7) Calcular os gradientes zonais e meridionais;
- 8) Recortar uma grade contendo cada um dos vórtices e incluindo valores de TSM numa vizinhança de 3 *pixels* da imagem do vórtice em cada uma das direções Norte, Sul, Leste, Oeste;
- 9) Aplicar filtro (média móvel) (GONZALES, 1993) no recorte obtido no Passo 8 e *plotar* a TSM na latitude correspondente ao centro do vórtice.

### 4.4 O Sistema de Reconhecimento de Vórtices

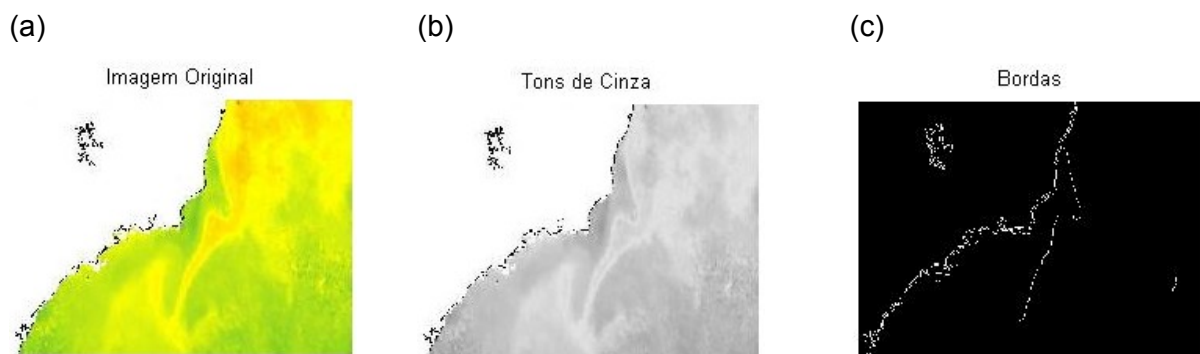
Na região de estudo, em função dos vórtices não aparecerem nas imagens como uma estrutura fechada bem definida, parametrizável e com um valor de gradiente bem pronunciado, não foi possível a utilização da TH como se imaginou inicialmente, uma vez que a detecção das bordas nas imagens utilizando o algoritmo de Canny não se mostrou eficiente em função das características das imagens de TSM.

Para ilustrar a detecção de bordas nas imagens de TSM utilizando o algoritmo de Canny para posterior detecção dos círculos ou quaisquer formas parametrizáveis utilizando a TH, foram criados dois vórtices sintéticos sobre uma imagem de TSM, sendo um de núcleo de temperatura superficial quente (28°C) e outro frio (15°C), como segue na Figura 6. Ambos apresentam um gradiente de temperatura alto.



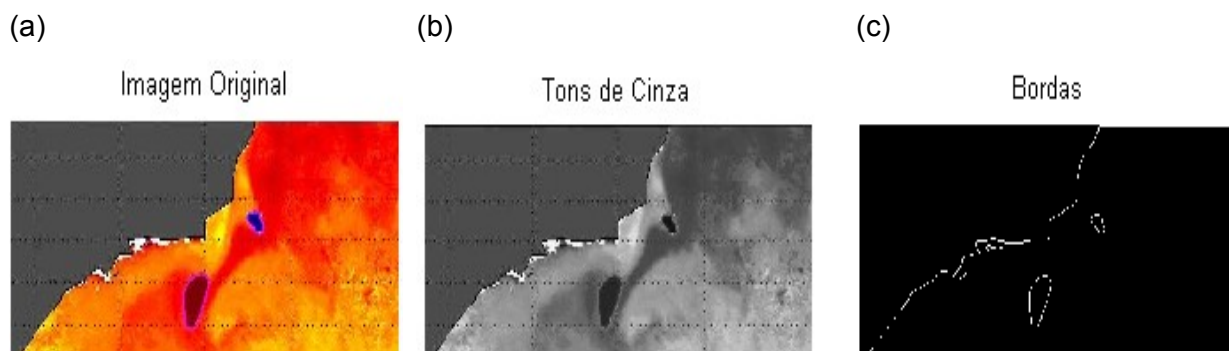
**Figura 6: Vórtices sintéticos**

A Figura 7 (a), (b), (c) mostra, respectivamente, uma imagem de TSM (imagem original onde foram criados os vórtices sintéticos da Figura 6), a mesma imagem em tons de cinza para aplicação do detector de bordas e as bordas detectadas após aplicação do algoritmo de Canny. Cabe ressaltar que foi difícil encontrar um limiar que possibilitasse a detecção da borda.



**Figura 7: (a) Imagem de TSM do dia 25/07/2006, (b) Mesma imagem em tons de cinza, (c) Bordas detectadas**

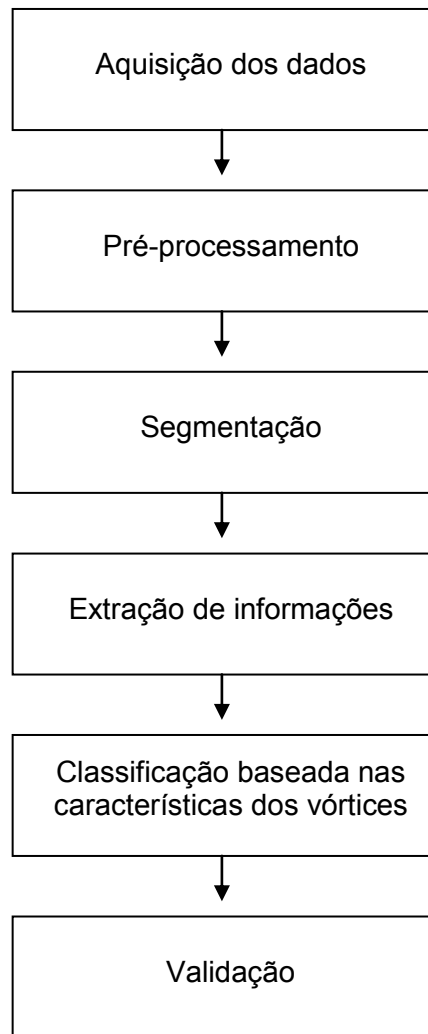
Já para os casos dos dois vórtices sintéticos criados (Figura 8 (a)), com altos gradientes de temperatura, pode-se observar que as bordas dos vórtices foram detectadas, conforme destacadas na Figura 8 (c).



**Figura 8: (a) Imagem de TSM sintética, (b) Mesma imagem em tons de cinza, (c) Bordas detectadas**

Com as dificuldades encontradas na detecção de bordas em imagens de TSM originais utilizando o algoritmo de Canny, a TH não foi utilizada para identificação dos vórtices.

Uma metodologia foi desenvolvida para o reconhecimento dos vórtices que englobou duas etapas de classificação não-supervisionada, a primeira utilizando um segmentador *fuzzy* e a segunda baseada nas características dos vórtices, tais como: forma, localização geográfica típica, diâmetro e gradiente termal. O sistema de reconhecimento pode ser visto de forma sucinta no diagrama apresentado na Figura 9.



**Figura 9: Sistema de Reconhecimento**

#### **4.4.1 Segmentação Fuzzy**

A segmentação (agrupamento ou clusterização) é uma tarefa básica no processo de análise de imagens (GONZALES *et al.*, 2000). O processo de segmentação de imagens tem por objetivo fragmentar uma região, em unidades homogêneas<sup>13</sup>, considerando algumas de suas características intrínsecas como, por exemplo, o nível de cinza dos *pixels*, textura e contraste (WOODCOCK *et al.* 1994, JAIN *et al.*, 1995). A união de dois fragmentos adjacentes não é homogênea (PAL and PAL, 1993).

---

<sup>13</sup> Essas unidades são chamadas de *clusters* ou agrupamentos. Por haver ambigüidade na definição das palavras: “clusterização=agrupamento” e “*cluster*=agrupamento”, para um melhor entendimento do leitor, foi utilizado *cluster* ao invés de “agrupamento”, apesar do anglicismo.



Existe uma variedade de modelos para reconhecimento de padrões em processamento de imagens, conforme BEZDEK *et al.* (1999). Um problema de aplicar técnicas de clusterização tradicionais é que existem somente dois valores, zero ou um, para indicar o grau que um ponto pertence ou não ao *cluster*, o que requer fronteiras bem definidas entre os *clusters*, o que não é comum em casos de imagens reais. Já a teoria *fuzzy* permite representar incerteza e ambigüidade, uma vez que cada *pixel* na imagem tem um grau de pertinência ao *cluster*, ou seja, um dado de TSM pode pertencer a vários *clusters* ao mesmo tempo.

Nesse trabalho, o processo de segmentação da imagem para busca de regiões candidatas à existência de vórtices, utilizou a segmentação *fuzzy*, mais especificamente o algoritmo *fuzzy c-means* que tem se mostrado eficaz em aplicações de sensoriamento remoto. Esse algoritmo foi utilizado num trabalho para detecção de áreas de ressurgência na costa de Portugal (SOUSA *et al.*, 2008; NASCIMENTO *et al.*, 2009), e se mostrou bastante eficiente.

O *fuzzy c-means* (FCM) (ZHANG *et al.*, 2004) é uma técnica de clusterização não-supervisionada que permite a cada amostra do conjunto de dados analisado pertencer, parcialmente, a vários *clusters*, de acordo com o grau de inclusão no *cluster*. Os graus de inclusão em cada *cluster* são calculados e incorporados ao algoritmo à medida que o mesmo é executado. O algoritmo baseia-se numa aproximação iterativa do mínimo local da função objetivo  $J_m$  definida abaixo, buscando valores para os graus de inclusão  $u_{ik}$  ( $u_{ik} \in [0,1]$ ) que minimizem esta função.

$$J_m(U, V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_k, v_i) ;$$

onde:

$U$  : matriz de pertinência contendo os graus de inclusão dos dados nos *clusters*;

$V$  : conjunto que representa os centros dos *clusters*;

$X$  : conjunto de dados sendo analisado;

$m$  : parâmetro que determina o grau de “fuzzificação” dos *clusters*;

$c$  : número de *clusters* escolhido;

$n$  : número de elementos do conjunto de dados  $X$  ;

$u_{ik}$  : graus de inclusão do elemento  $k$  no *cluster*  $i$  ;

$d$  : distância euclidiana  $\rightarrow d^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$  ;

$x_k$  : coordenadas do ponto  $k$  ;

$v_i$  : coordenadas do centro do *cluster*  $i$  .

Na prática, o algoritmo consiste em chamar a função FCM descrita abaixo:

$FCM(X, c, m, \varepsilon, iter)$

onde:

$X$  : representa o conjunto de dados a ser analisado;

$c$  : representa o número de *clusters* desejados no resultado final;

$m$  : representa um parâmetro que determina de que forma o grau dos membros parciais de um *cluster* afetam o resultado da clusterização;

$\varepsilon$  : representa um limite para a convergência;

$iter$  : representa o número máximo de iterações desejado;

O passo-a-passo do algoritmo é mostrado abaixo:

1. Inicializar o conjunto de centros dos clusters  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ ;
2. Calcular os graus de inclusão  $u_{ik}$  ( $i = 1, \dots, c; k = 1, \dots, n$ ) dos dados nos *clusters* de

acordo com a seguinte equação: 
$$u_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d^2(x_k, v_i)}{d^2(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} ;$$

3. Atualizar os centros dos *clusters*  $v_i$  ( $i = 1, \dots, c$ ) de acordo com a seguinte

equação: 
$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} ;$$

4. Repetir os passos 2 e 3 até que  $\sum_{i=1}^c |(v_i - v_i^{ant})| \leq \varepsilon$  ou até que o número máximo de iterações definido (parâmetro  $iter$ ) seja alcançado.  $v_i^{ant}$  representa os centros dos *clusters* calculados no passo anterior.

O algoritmo FCM sempre converge para um mínimo local da função  $J_m$ .

O resultado da aplicação do método não depende somente da escolha dos parâmetros  $m$ ,  $\varepsilon$  e  $iter$  (mantidos com o valor padrão, ou seja,  $m = 2.0$ ,  $\varepsilon = 1e-5$  e  $iter = 100$ ) e do parâmetro  $c$ , mas também da escolha dos pontos iniciais do conjunto  $V$  que representam os centros dos *clusters* a serem criados. Aqui, o conjunto  $V$  foi inicializado randomicamente.

Dada uma coleção de  $c$ -partições *fuzzy* é necessário avaliar e comparar resultados obtidos utilizando-se diferentes parâmetros (WINDHAM, 1982). A validação dos *clusters* é feita utilizando-se um índice de validação, que é aplicado para uma avaliação quantitativa dos resultados da clusterização. Entretanto, deve ser enfatizado que esses índices fornecem uma indicação da qualidade do resultado do particionamento e só podem ser considerados como uma ferramenta adicional na classificação feita pelos especialistas, a fim de avaliar os resultados. No caso de algoritmos de clusterização *fuzzy*, algumas medidas de validação têm sido estudadas e levam em consideração os valores de pertinência (inclusão) e a estrutura dos dados.

Como mostrado em PAL e BEZDEK (1995), o índice de validação de Xie-Beni (XIE e BENI, 1991) é bastante apropriado para avaliar partições do algoritmo FCM e por isso foi aplicado para a escolha da melhor  $c$ -partição e comparado com a análise de especialista. O índice de Xie-Beni é dado por:

$$XB(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{i,k}^2 \|x_k - v_i\|^2}{n \left( \min_{i \neq j} \|v_i - v_j\|^2 \right)}$$

O índice é calculado para cada resultado obtido (de acordo com o número de *clusters* escolhido) e quanto menor o seu valor, melhor a partição do conjunto de dados.

#### 4.4.2 O Classificador

O classificador aqui desenvolvido utiliza dados obtidos seguindo metodologia descrita na seção 4.4.1, que consiste na segmentação da imagem e teve por finalidade selecionar regiões candidatas a conter vórtices nas bordas dos *clusters*.

Como um vórtice teórico é uma estrutura que se aproxima de um círculo, a classificação da imagem se concentrou no desenvolvimento de um algoritmo que pudesse extrair os vórtices, baseado principalmente em suas características geométricas, ou seja, a busca de curvas que se assemelham a círculos. Nesses candidatos a vórtices é feita uma eliminação de falsos positivos levando-se em consideração algumas informações obtidas das estatísticas do estudo climatológico das feições. A etapa seguinte consiste em gerar para cada vórtice detectado duas imagens. A primeira é o gradiente zonal da TSM na latitude correspondente ao centro do vórtice detectado na imagem contendo as bordas dos *clusters*; a segunda imagem é a do vórtice contendo valores de TSM. Ao especialista cabe a tarefa de rejeitar os vórtices falsos e selecionar os vórtices verdadeiros.

##### 4.4.2.1 Metodologia do Classificador de Vórtices

A seguir a metodologia descrita em passos.

1. Nos *clusters* é calculado o gradiente zonal onde serão obtidas as bordas dos *clusters*, já que dentro deles o gradiente será nulo. Aos gradientes nulos, transformá-los em *NaN* e aos diferentes de nulos, atribuir o valor 1;
2. Criar um elemento estruturante em forma de círculo com diâmetro variando 0.1° de forma a englobar a grande maioria dos vórtices, segundo a climatologia, ou seja, entre 50 e 200km. Esse elemento estruturante é uma matriz quadrada de ordem ímpar, formado da seguinte maneira: elementos dentro do círculo criado e externos à borda possuem valores *NaN*. A borda representativa do vórtice na verdade possui uma espessura correspondente a três *pixels*, já que os vórtices reais apenas se aproximam de círculos. Nessa região atribuir o valor 1;
3. Nos *clusters* obtidos no passo 1, contendo valores 1 nas bordas e valores *NaN* em seu interior é feita a seleção da região de busca apenas entre as isóbatas de 100m e 2.000m e na faixa latitudinal de presença típica de vórtices na região, ou seja, entre as latitudes 21.5°S e 25°S;

4. Iniciar o processo de busca nos *clusters* obtido no passo 3, de regiões que se assemelham mais ao elemento estruturante criado. A busca é iniciada na latitude mais ao sul ( $25^{\circ}$  S), estando o centro da janela localizado nessa latitude e na longitude onde a profundidade da isóbata é mais próxima de 100m. A busca segue nessa mesma latitude com um incremento correspondente a distância entre 2 *pixels* consecutivos ( $0.05^{\circ}$ ) até a longitude onde a profundidade da isóbata é mais próxima de 2000m. O mesmo ocorre para as demais latitudes, varrendo assim toda a região de interesse. O procedimento funciona da seguinte maneira: Dentro dessas matrizes, no momento em que a janela de busca (elemento estruturante) percorre a matriz, é calculada a quantidade de pontos coincidentes;
5. Considerar o diâmetro do possível vórtice como sendo o diâmetro do elemento estruturante;
6. Ao término da varredura, as estruturas identificadas com pelo menos 20% de pontos coincidentes em todos os quadrantes do elemento estruturante (para manter uma homogeneidade da distribuição) são os candidatos a vórtices;
7. Para os candidatos obtidos no passo 6, calcular os picos de gradientes (valores máximos e mínimos) ao longo da latitude do centro do candidato a vórtice, num intervalo equivalente as longitudes máximas e mínimas dos diâmetros;
8. Para as estruturas identificadas no passo 6, eliminar falsos vórtices de acordo com os seguintes critérios:
  - 8.1) valores menores e maiores que o gradiente termal mínimo e máximo, respectivamente;
  - 8.2) estruturas com diâmetros maiores que 100km ao norte da latitude  $23.5^{\circ}$ S;
  - 8.3) estruturas cujas distâncias entre os picos obtidos no passo 7 estão afastadas do valor do diâmetro em mais de 20%;
9. Para os candidatos a vórtices após o refinamento do passo 8, plotar: o gradiente zonal da TSM na latitude correspondente ao centro do candidato a vórtice detectado; a imagem do candidato a vórtice com valores de TSM;
10. Avaliação do especialista e seleção dos vórtices verdadeiros.

## Resultados e Discussões

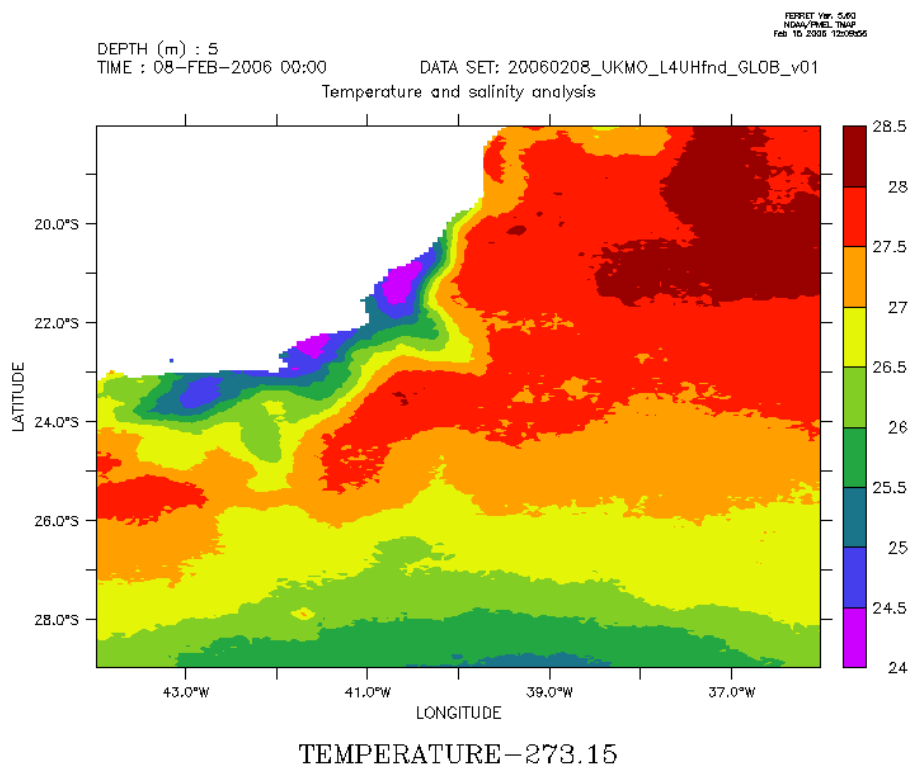
Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos de acordo com as etapas que foram necessárias para se alcançar o objetivo principal da tese, que é a identificação semiautomática de vórtices. Na seção 5.1 são apresentados os tipos de dados processados e analisados para se encontrar um conjunto viável de dados para aplicação da metodologia aqui proposta. Em seguida, na seção 5.2 é apresentada a climatologia das feições oceanográficas que é utilizada para estimativa e análise das dimensões e estatísticas dos vórtices, utilizados na etapa de classificação. Na seção 5.3 é apresentado o identificador de vórtices, dividido em duas subseções, sendo a primeira o segmentador para divisão em regiões candidatas a conter vórtices e a segunda o classificador de vórtices.

### 5.1. O Pré-Processamento dos Dados

Diversos tipos de dados de TSM foram processados e analisados com a finalidade de se obter imagens com qualidade que permitisse identificar as feições de interesse. Assim, o principal objetivo deste pré-processamento foi a obtenção de imagens com a menor área possível com recobrimento por nuvens e resolução espacial que também possibilitasse a classificação de vórtices e frentes termais da Corrente do Brasil.

#### 5.1.1 Imagens obtidas na região espectral das Micro-ondas

Em função da baixa resolução espacial e apesar das feições serem maiores que a resolução espacial destas imagens, elas ficaram suavizadas demais, o que dificultou a classificação visual. Além disso, a localização da CB em função do maior gradiente térmico não foi possível nessas imagens devido à suavização gerada no método de interpolação, ou seja, a baixa resolução espacial fez com que inúmeras regiões fossem candidatas à CB. Dessa forma, a presença de vórtices, que ocorrem em geral ao longo da CB, também poderia ser identificada como qualquer feição que se aproximasse de um círculo ou uma elipse na imagem. Esse conjunto de dados foi então descartado. A Figura 10 ilustra esse tipo de imagem.



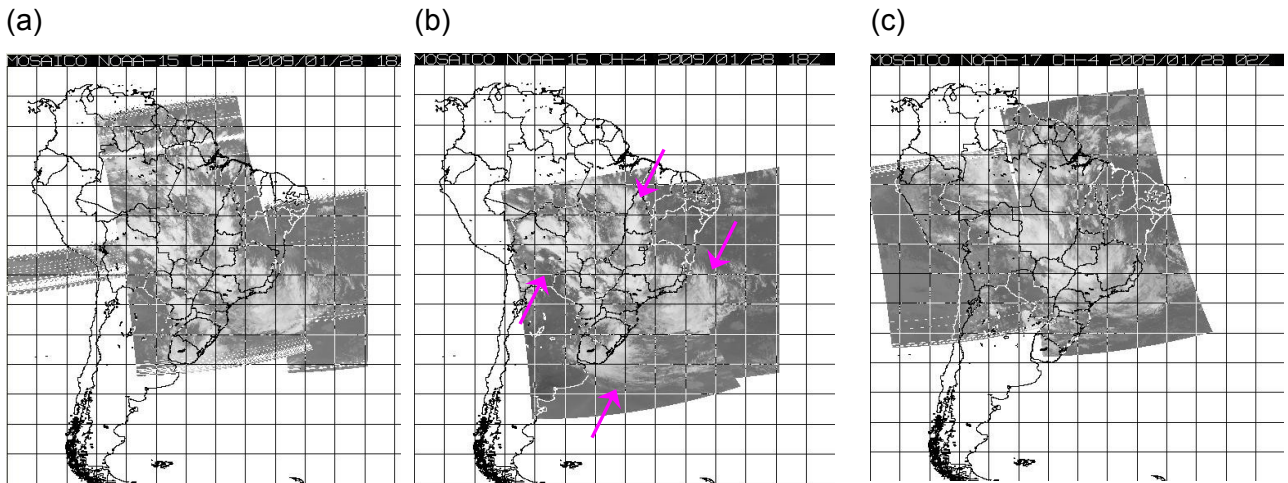
**Figura 10: Imagem de MO do dia 08/02/2006**

### 5.1.2 Imagens obtidas na região espectral do Infravermelho termal

Foram utilizados dois tipos de dados obtidos na região espectral do IVT: AVHRR e GOES.

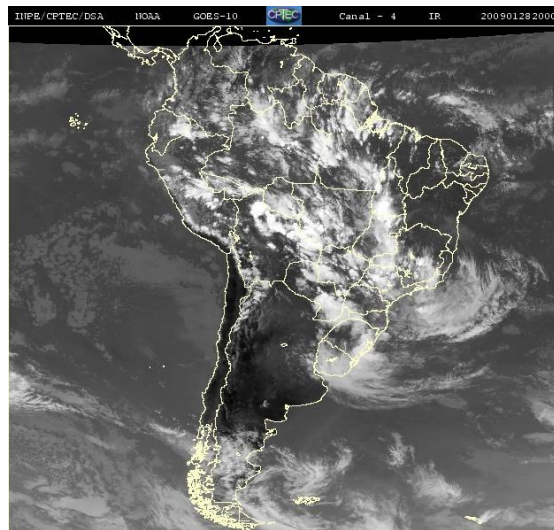
- Dados de AVHRR da série NOAA: após o processamento das imagens, verificou-se uma quantidade mínima que apresentava as feições, o que sequer possibilitaria uma avaliação sazonal das feições oceanográficas. Ou seja, não foi possível a obtenção de um conjunto significativo de imagens. Abaixo, na Figura 11 segue um exemplo com 3 imagens de AVHRR, num mesmo dia e em diferentes horários, para 3 séries diferentes do satélite (NOAA-15, NOAA-16 e NOAA-17, respectivamente) para ilustrar o problema. Observe que a faixa mais clara<sup>14</sup>, presente nas três imagens a seguir, corresponde aos principais sistemas atmosféricos que provocam a cobertura e persistência de nuvens sobre oceano Atlântico-Sul e dificultam a identificação das feições oceanográficas.

<sup>14</sup> O setor correspondente à faixa mais clara foi indicado por setas na Figura 11 (b) para uma melhor visualização.



**Figura 11: Imagens de AVHRR do dia 28/01/2009 obtidas das séries NOAA-15, NOAA-16 e NOAA-17, (a), (b), (c), respectivamente**

- Dados do satélite GOES. Problemas similares ao dos dados de AVHRR ocorreram, como pode ser visto na Figura 12.



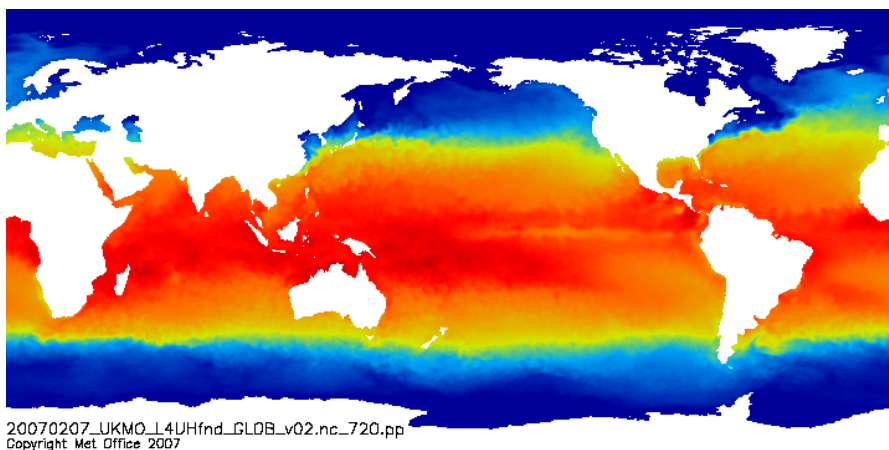
**Figura 12: Imagem do canal 4 (IVT) do dia 28/01/2009 obtida do satélite GOES-10**



### 5.1.3 Dados Mesclados – Micro–ondas e Infravermelho termal

Um grupo de imagens também processado e analisado consiste em dados de TSM obtidos do OSTIA, um sistema que utiliza dados do GHRSSST e é um projeto reunindo dados de TSM do globo inteiro, a partir de diferentes satélites (operando na região espectral do infravermelho e das micro–ondas), juntamente com observações *in situ*, que são integrados para determinação da TSM.

Estas imagens são obtidas com sensores, a bordo de distintas plataformas orbitais, operando em diferentes regiões do espectro eletromagnético, medindo a emissividade da superfície do oceano da seguinte maneira: um sensor opera no IV (10–12 $\mu$ m medindo a temperatura numa profundidade de aproximadamente 20 $\mu$ m) e o outro opera na região de micro–ondas (6–11GHz numa profundidade de aproximadamente 1mm da superfície do oceano). Essa análise realizada utilizou uma variação de Interpolação Ótima, descrita por BELL *et al.* (2000). A Figura 13 apresenta um exemplo deste tipo de imagem. Os dados foram obtidos diariamente no modo de alta resolução, cerca de 1/20° ( $\cong$  5,5km), segundo informações disponíveis em <www.ghrsst-pp.org>. As imagens dividiram–se em diurnas e noturnas para o período analisado (setembro de 2005 a agosto de 2006).



**Figura 13: Exemplo de TSM do dia 07/02/2007**  
(Fonte: <http://www.ghrsst-pp.org/>)

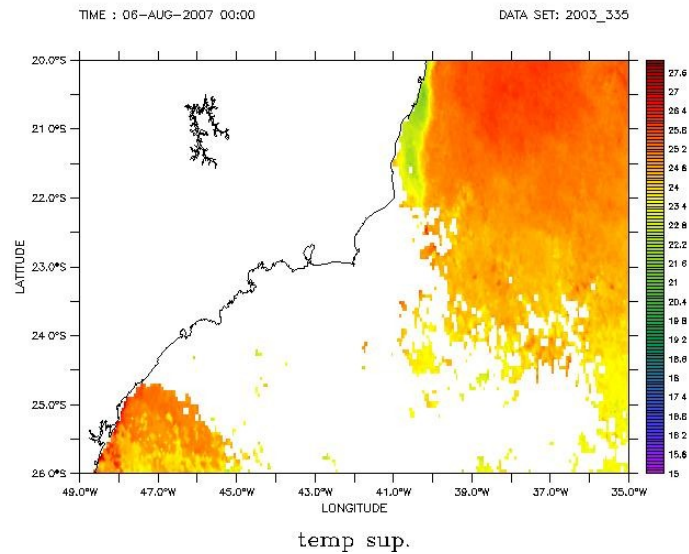
Segundo informações disponíveis no *site* oficial do projeto GHRSSST ([http://ghrsst-pp.metoffice.com/pages/sst\\_definitions/index.htm](http://ghrsst-pp.metoffice.com/pages/sst_definitions/index.htm)), a TSM é um parâmetro difícil de ser exatamente definido, em função da camada mais superior do oceano ( $\cong 10\text{m}$ ) ter uma variação considerável de temperatura, seja por interação vento-mar, turbulência do oceano, etc. Satélites diferentes e instrumentos *in situ* fornecem medidas distintas, de acordo com o modelo teórico de TSM que é utilizado e o que realmente pode ser medido operacionalmente. Em função de como a operação é executada, qual profundidade o perfil vertical de temperatura é medido, em qual horário (durante a noite ou durante o dia sob efeito de calor intenso) são fatores determinantes nas diferenças das medições.

No entanto, não foi possível uma análise e acompanhamento visual do comportamento destas feições, com base nas informações obtidas. Uma hipótese para explicar este fato pode estar relacionada com a falta de dados apropriados para a interpolação ótima. O método utilizado baseia-se fortemente em dados *in situ* e, certamente, não há dados suficientes na costa sul-sudeste brasileira, o que comprometeu o método e a qualidade das imagens. Adicionalmente os campos de TSM apresentam-se bastante suavizados e durante as análises verificou-se que as feições não eram visualizadas.

Desse modo, a possibilidade de utilização dessas imagens foi descartada.

#### **5.1.4 Composição de 72 horas GOES**

Um outro tipo de imagem utilizada foi a produzida no LMA/UFRJ, que são imagens compostas de 72 horas do satélite GOES, onde a imagem produzida é uma média das últimas 72 horas. O problema do recobrimento por nuvens permanecia quando existia uma ZCAS, por exemplo. A Figura 14 mostra um exemplo desta composição.



**Figura 14: Composição de TSM de 72 horas GOES do dia 1/12/2003**

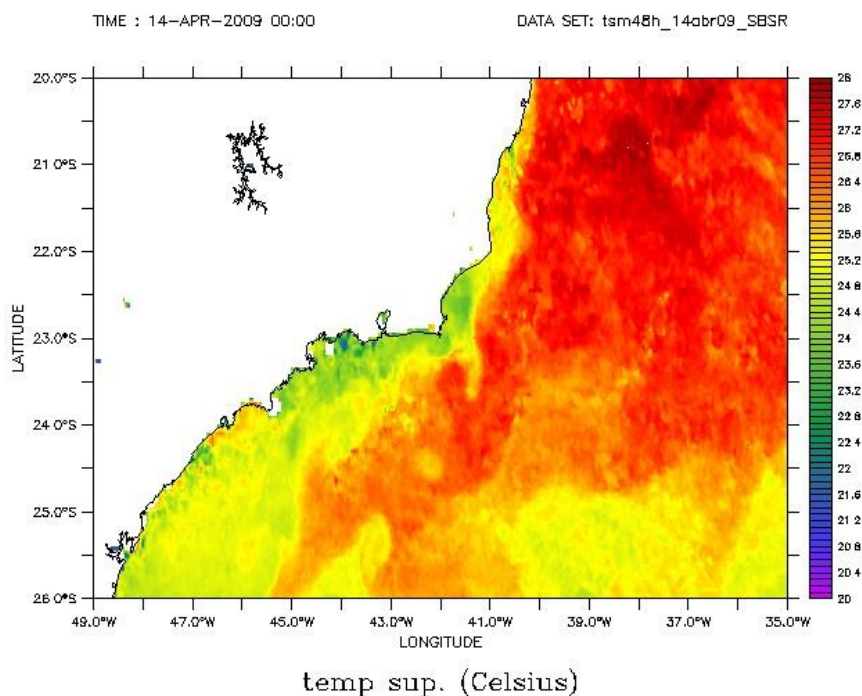
A fim de avançar no desenvolvimento da técnica de reconhecimento das feições, essas imagens foram inicialmente utilizadas, onde foi feito um estudo da climatologia na região de interesse, traçando um perfil médio característico da Corrente do Brasil e dos vórtices também, como pode ser visto na seção 4.3. No caso específico dos vórtices, como eles ocorrem ao longo da CB, essa informação foi levantada para ser utilizada como um indicador no processo pós-segmentação, como ferramenta auxiliar na classificação semiautomática dos vórtices. O outro indicador também obtido foi em relação ao tamanho médio dos vórtices e seus gradientes termais. Para essas análises, foi utilizada uma rotina de digitalização das imagens no Matlab e outra rotina para efetuar as estatísticas.

Para os dados citados até então, pode-se perceber que existiam várias limitações nas imagens. Dessa forma, foi desenvolvida uma metodologia para gerar imagens compostas na região espectral do IVT, procurando diminuir o recobrimento por nuvens, possibilitando a identificação das feições oceanográficas.

### 5.1.5 Composição de 48 horas GOES com remoção de nuvens

Paralelamente, uma metodologia foi desenvolvida para melhorar ainda mais a qualidade dos dados das composições, uma vez que essas composições de 72 horas, ainda não era um produto totalmente livre do problema de recobrimento por nuvens,

nem um produto com um fator de suavização das feições pequeno o suficiente para manter as feições de interesse na maioria das imagens, onde de fato elas ocorriam. Essa metodologia pode ser vista em detalhes em PAES *et al.* (2009). Um exemplo dessa composição pode ser visto na Figura 15.



**Figura 15: Composição de TSM de 48 horas GOES com remoção de nuvens do dia 14/04/2009**

A fase de organização e compilação de dados orbitais viáveis para aplicar uma metodologia de identificação de feições demandou um grande esforço. O desenvolvimento de novas imagens com melhor qualidade, minimizando o recobrimento por nuvens era fundamental para a continuidade do trabalho.

## 5.2 Climatologia das Feições Oceanográficas

A análise das feições oceanográficas compreendeu o período de maio de 2003 a janeiro de 2008, totalizando 1720 imagens. Apenas as frentes termais correspondentes à borda oeste da Corrente do Brasil visíveis nas imagens e com um gradiente bem pronunciado foram discretizadas. O mesmo ocorreu em relação aos vórtices.

Para obtenção do perfil médio característico da CB foram inicialmente discretizadas 703 imagens referentes ao período supracitado, conforme Tabela 2, tendo havido um aproveitamento de aproximadamente 41% das imagens. Na Tabela 3 é apresentada a distribuição das imagens por estação do ano.

**Tabela 2: Distribuição anual das imagens utilizadas na discretização da frente da CB – 2003 a 2008**

<b>Ano</b>	<b>Total de Imagens</b>	<b>Frentes Discretizadas</b>
<b>2003</b>	228	43
<b>2004</b>	366	118
<b>2005</b>	365	175
<b>2006</b>	365	175
<b>2007</b>	365	177
<b>2008</b>	31	15
<b>Total</b>	1720	703

**Tabela 3: Distribuição anual das imagens utilizadas na discretização da frente da CB por estação do ano – 2003 a 2008**

<b>Estação do Ano</b>	<b>2003</b>	<b>2004</b>	<b>2005</b>	<b>2006</b>	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>Total</b>
<b>Verão</b>	2	18	40	36	46	15	157
<b>Outono</b>	17	37	71	53	59	0	237
<b>Inverno</b>	14	47	42	65	52	0	220
<b>Primavera</b>	10	16	22	21	20	0	89
<b>Total</b>	43	118	175	175	177	15	703

Após um levantamento das frentes discretizadas para se utilizar o algoritmo para o cálculo do perfil médio característico, optou-se por utilizar apenas as frentes discretizadas que contemplassem pelo menos metade da faixa latitudinal das imagens, onde esse número caiu significativamente para 215, tendo sido aproveitado apenas 30% das frentes discretizadas, correspondendo a 12% do total de imagens, conforme

Tabela 4. Pode-se observar que as estações onde houve um melhor aproveitamento das imagens foram outono e inverno, tendo havido um percentual de aproveitamento de aproximadamente 34% e 31%, respectivamente. Já o verão e a primavera foram as estações com menor percentual de imagens discretizadas aproveitadas, correspondendo a aproximadamente 17% e 18%, respectivamente.

**Tabela 4: Distribuição anual das imagens utilizadas na obtenção da frente média da CB por estação do ano – 2003 a 2008**

<b>Estação do Ano</b>	<b>Total de Imagens Utilizadas</b>
<b>Verão</b>	37
<b>Outono</b>	72
<b>Inverno</b>	67
<b>Primavera</b>	39
<b>Total</b>	215

Para a estatística dos vórtices, foram utilizadas 88 imagens, totalizando 111 vórtices, conforme Tabela 5. A Tabela 6 apresenta a quantidade de vórtices discretizados por estação do ano. Observa-se que a maior quantidade de vórtices presentes nas imagens ocorreu no inverno e outono, com 38% e 33% respectivamente, seguidos por 22% no verão e 7% na primavera.

**Tabela 5: Distribuição anual das imagens utilizadas na discretização dos vórtices – 2003 a 2008**

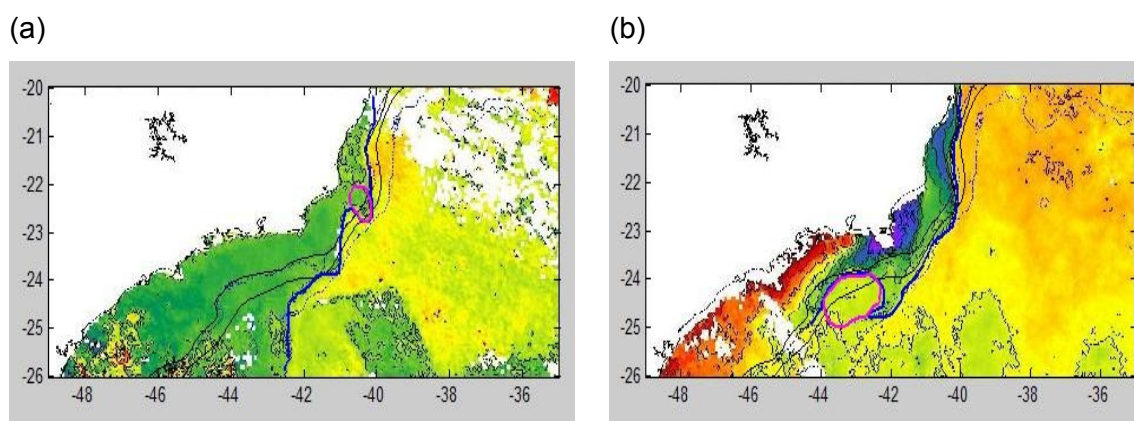
<b>Ano</b>	<b>Total de Imagens</b>	<b>Vórtices Discretizados</b>
<b>2003</b>	7 de 228	7
<b>2004</b>	16 de 366	16
<b>2005</b>	14 de 365	21 (7 imagens com 2 vórtices)
<b>2006</b>	19 de 365	27 (8 imagens com 2 vórtices)
<b>2007</b>	23 de 365	31 (6 imagens com 2 e 1 imagem com 3 vórtices)
<b>2008</b>	9 de 31	9
<b>Total</b>	<b>88 de 1720</b>	<b>111</b>

**Tabela 6: Distribuição das imagens utilizadas na obtenção dos vórtices por estação do ano – 2003 a 2008**

<b>Estação do Ano</b>	<b>Total de Imagens Utilizadas</b>	<b>Vórtices Discretizados</b>
<b>Verão</b>	22	24
<b>Outono</b>	28	37
<b>Inverno</b>	30	42
<b>Primavera</b>	8	8
<b>Total</b>	<b>88</b>	<b>111</b>

### 5.2.1 Frentes termais da Corrente do Brasil

Conforme metodologia descrita na seção 4.3, as imagens escolhidas para serem discretizadas foram recortadas para a área de estudo e importadas para o Matlab, onde foram georreferenciadas e prosseguiu-se com o processo de digitalização da frente, conforme já mencionado. Um exemplo desse procedimento executado para as 702 imagens de TSM digitalizadas pode ser visto na Figura 16 (a) e (b) para ilustrar o processo, sendo a imagem da esquerda do dia 3/6/2003 e a da direita do dia 4/1/2008.



**Figura 16: Frente discretizada para os dias (a) 3/6/2003 e (b) 4/1/2008**

Na Figura 16 (a), (b), as linhas azuis correspondem às frentes discretizadas e as curvas fechadas rosas correspondem a dois vórtices discretizados. Como resultado da frente discretizada é gerado um arquivo de texto com extensão “.frt”, onde as duas primeiras colunas correspondem respectivamente às longitudes e latitudes associadas à frente térmica, conforme pode ser visto uma pequena amostra das 20 primeiras linhas dos 70 pontos discretizados para cada frente, na Tabela 7, referente à imagem do dia 3/6/2003. A terceira e quinta colunas correspondem respectivamente à distância do ponto em relação à isóbata de 200m e 1.000m, já a quarta e sexta colunas correspondem ao comprimento da frente. No entanto, apenas as duas primeiras colunas foram utilizadas para o cálculo dos perfis médios das frentes.



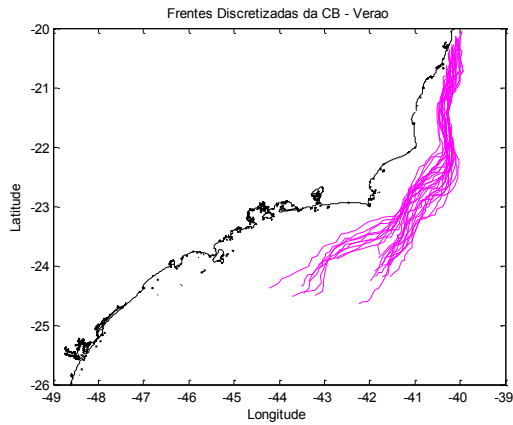
**Tabela 7: Amostra do arquivo da frente discretizada referente ao dia 3/6/2003**

<b>Longitude</b>	<b>Latitude</b>	<b>dist200</b>	<b>comp200</b>	<b>dist1000</b>	<b>comp1000</b>
-40.100713	-20.173153	-0.358853	0.252784	-0.515471	0.512014
-40.065377	-20.243825	-0.307095	0.331797	-0.458005	0.591027
-40.065377	-20.296828	-0.298514	0.384800	-0.436778	0.644031
-40.065377	-20.420503	-0.246058	0.508475	-0.367153	0.767705
-40.047709	-20.544177	-0.183441	0.633405	-0.289836	0.892635
-40.047709	-20.667852	-0.109360	0.757079	-0.211028	1.016309
-40.065377	-20.756191	-0.075128	0.847168	-0.204912	1.106398
-40.100713	-20.826862	-0.072896	0.926181	-0.203964	1.185411
-40.171384	-20.915201	-0.074693	1.039310	-0.247499	1.298542
-40.206719	-20.985872	-0.048624	1.118322	-0.260898	1.377552
-40.259723	-21.021207	-0.058411	1.153658	-0.247450	1.412888
-40.259723	-21.162550	-0.046222	1.304612	-0.291675	1.563842
-40.295058	-21.233221	-0.062568	1.383624	-0.317306	1.642854
-40.295058	-21.339228	-0.047300	1.489631	-0.304633	1.748861
-40.277390	-21.392231	0.015127	1.545502	-0.294705	1.804732
-40.224387	-21.515906	0.014535	1.680055	-0.237614	1.939285
-40.224387	-21.621912	-0.022209	1.786062	-0.277444	2.045292
-40.206719	-21.657248	0.055419	1.825569	-0.284196	2.084799
-40.206719	-21.692583	0.058916	1.860904	-0.292300	2.120134
-40.189051	-21.798590	-0.053667	1.968373	-0.294706	2.227603
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

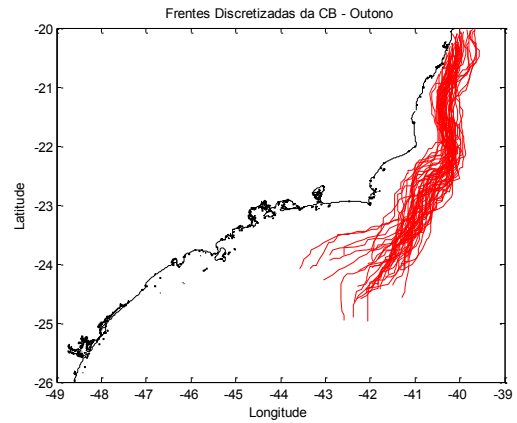
Após a obtenção das longitudes e latitudes das 215 frentes termais digitalizadas, foi aplicada a metodologia, descrita na seção 4.3, para obtenção do perfil médio da frente térmica da CB por estações do ano e a média anual, ambas referentes ao período de 2003 a 2008.

As frentes discretizadas utilizadas no cálculo do perfil médio característico por estações do ano encontram-se na Figura 17 (a), (b), (c), (d).

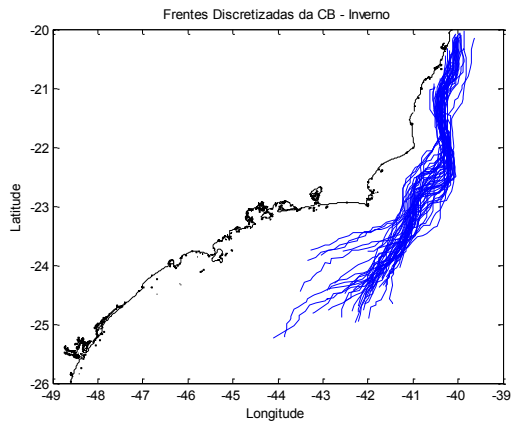
(a)



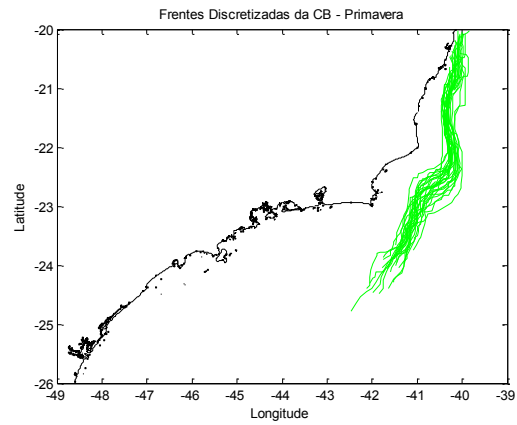
(b)



(c)



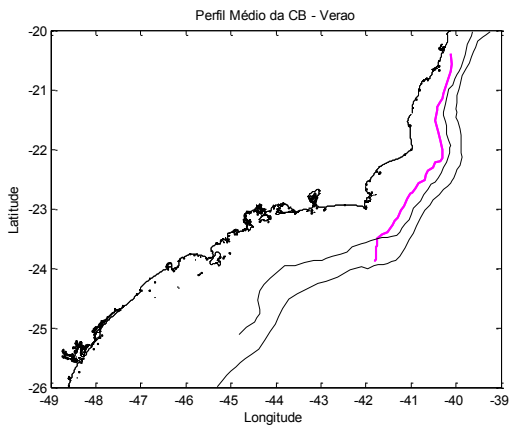
(d)



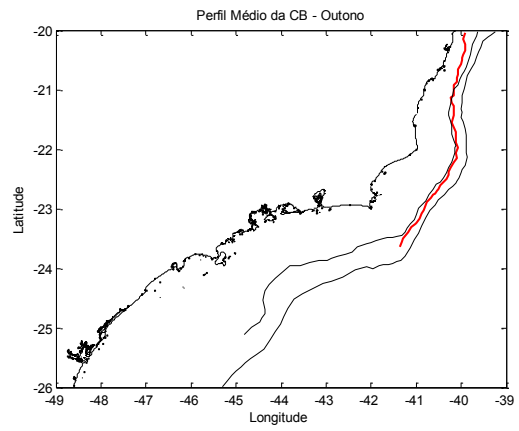
**Figura 17: Frentes termiais da CB para o período de 2003 a 2008 para as estações verão, outono, inverno e primavera, (a), (b), (c), (d), respectivamente**

O perfil médio por estações do ano foi obtido seguindo a mesma metodologia, para o mesmo período de 2003 a 2008, e pode ser visualizado na Figura 18 (a), (b), (c), (d), onde as outras duas curvas nas imagens correspondem (da esquerda para direita) às isóbatas de 200m e 1000m, respectivamente.

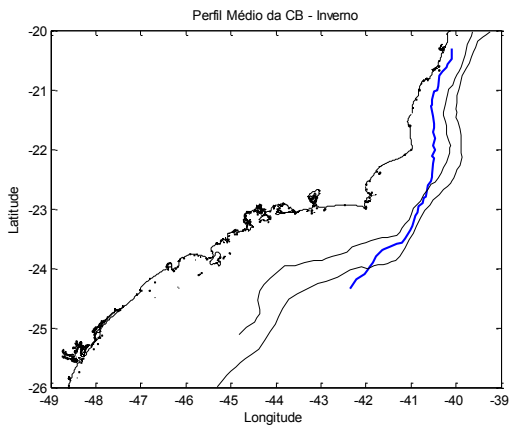
(a)



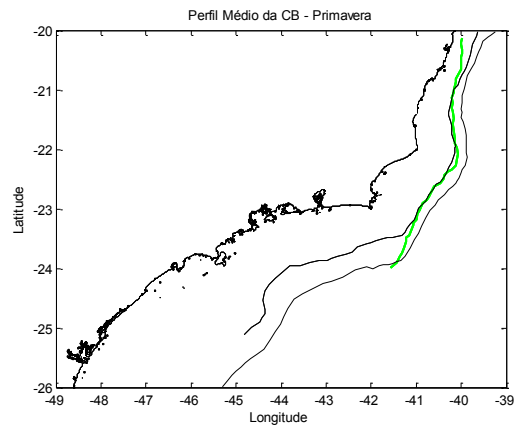
(b)



(c)



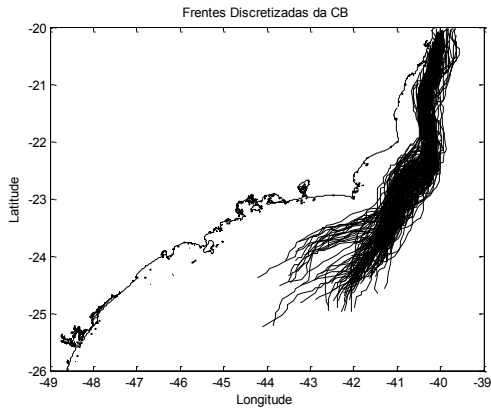
(d)



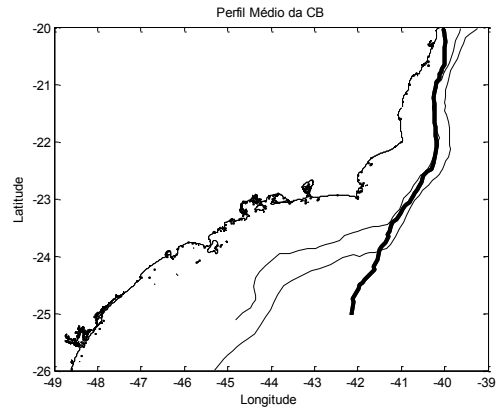
**Figura 18: Perfil médio característico da frente térmica da CB para o período de 2003 a 2008 para as estações verão, outono, inverno e primavera, (a), (b), (c), (d), respectivamente**

As frentes discretizadas e o resultado para o perfil médio anual podem ser vistos na Figura 19 (a), (b), respectivamente.

(a)



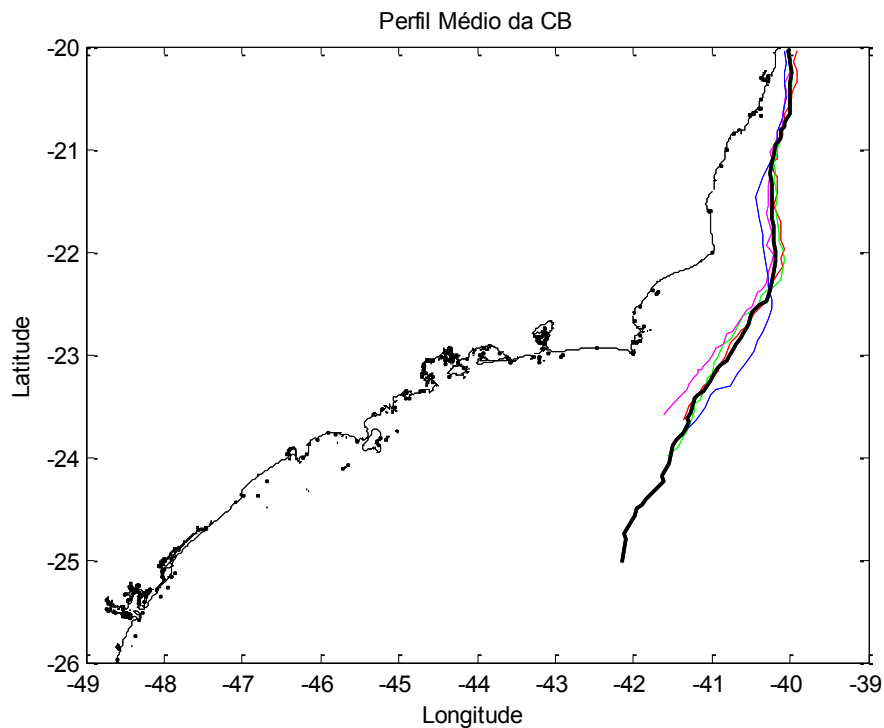
(b)



**Figura 19: (a) Frentes discretizadas, (b) Perfil médio característico da CB**

As coordenadas geográficas correspondentes ao perfil médio característico da CB encontram-se no Apêndice A.

Na Figura 20, pode-se observar todos os perfis médios das estações e a linha mais grossa preta corresponde à média anual.



**Figura 20: Perfis médios característicos da CB**

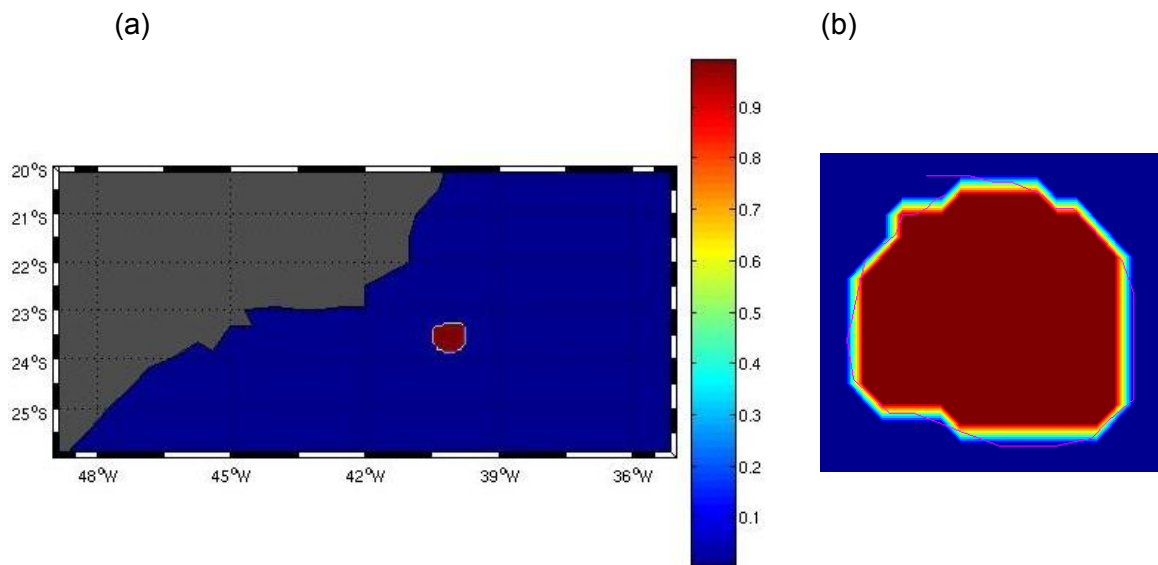
De acordo com a metodologia utilizada, observa-se que a localização da frente da CB fica próxima a isóbata de 200m até a latitude 23.5°S, onde começa a se afastar consideravelmente.

### 5.2.2 Vórtices

O processo de discretização do vórtice foi semelhante ao da frente térmica, tendo sido gerados 111 arquivos com extensão “.vor”, onde cada arquivo é formado por duas colunas, a primeira correspondendo à longitude e a segunda à latitude associada ao vórtice na imagem.

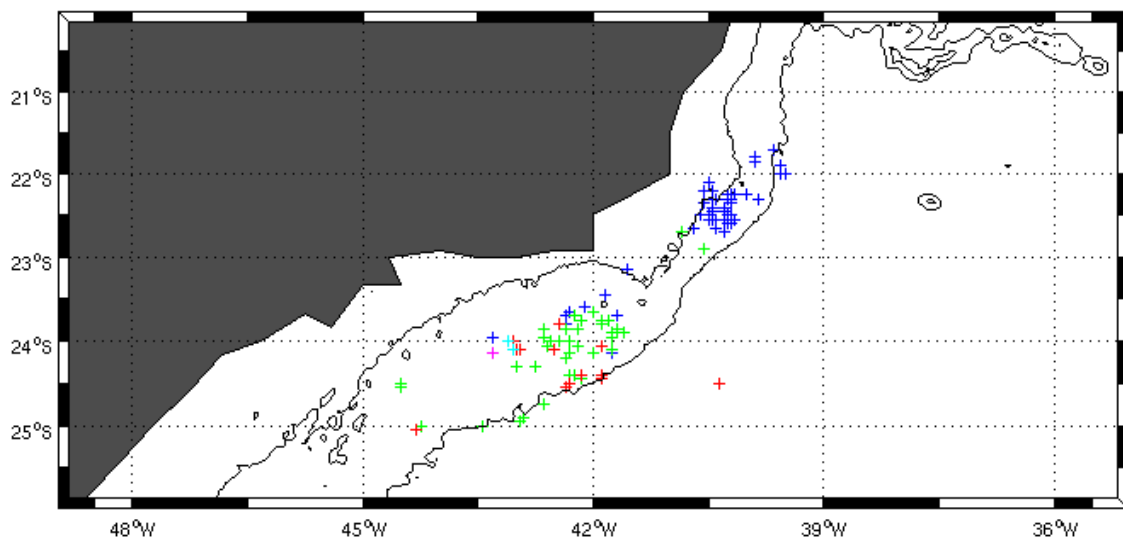
Uma vez que o processo de digitalização da imagem é manual, as coordenadas não necessariamente coincidiram com os pontos da imagem para os quais existem valores de TSM. Para contornar esse problema, foi criada uma máscara na grade regular da TSM, onde as coordenadas geográficas dos vórtices passaram para grade regular do modelo. Esse procedimento foi executado no GMT e o resultado pode ser observado na Figura 21 (a), (b). A área em azul corresponde às regiões externas à borda do vórtice (que receberam valor 0) e em vermelho regiões internas à borda (que receberam valor 1).

Na Figura 21 (b), um *zoom* do vórtice da Figura 21 (a), onde pode-se observar em rosa o vórtice nas coordenadas discretizadas. Como resultado desse procedimento é gerado um arquivo para cada um dos vórtices, possuindo 3 colunas. A primeira com o valor da longitude, a segunda da latitude e a terceira coluna com valores 1 ou 0, dependendo se a região é interna ou externa ao vórtice, respectivamente.



**Figura 21: Vórtice interpolado para grade regular**

A fim de se conhecer a estrutura dos vórtices presentes na região de estudo, foi feita uma avaliação estatística dos mesmos. A Figura 22 mostra a distribuição espacial dos centros dos vórtices estudados. As duas linhas presentes na imagem, da esquerda para direita, representam as isóbatas de 100m e 2000m, respectivamente.



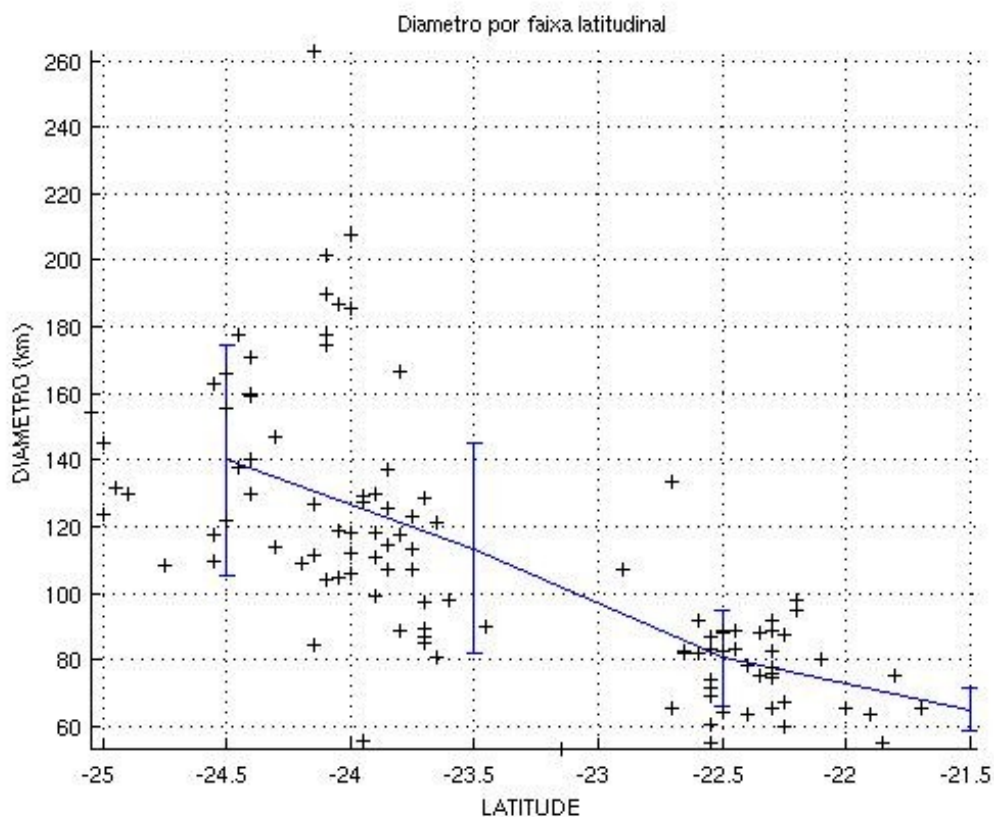
**Figura 22: Localização geográfica dos centros dos vórtices**

Pode-se observar que a maioria absoluta dos vórtices localiza-se entre as isóbatas de 100m e 2000m e entre as latitudes 22 –23°S e 23.5–24.5°S. Observou-se que 50% dos vórtices apresentam um diâmetro entre 50 e 100km, 35% entre 100 e 150km, 13% entre 150 e 200km e apenas 2% apresentaram diâmetro maior que 200km. O maior vórtice encontrado apresentou 263km de diâmetro e foi localizado nas coordenadas (43.30°W, 24.15°S), já o menor possuía diâmetro de 53.6 km e localização (41.55°W, 23.15°S). A Tabela 8 fornece a quantidade de vórtices existentes por faixa de diâmetro e na terceira coluna é apresentada as cores dos símbolos por diâmetro da Figura 22.

**Tabela 8: Quantidade de vórtices em função do diâmetro**

<b>Diâmetro (km)</b>	<b>Número de vórtices</b>	<b>Cores (+)</b>
≥50 e <100	55	azul escuro
≥100 e <150	39	verde
≥150 e <200	14	vermelho
≥200 e <250	2	azul claro
≥250 e <300	1	rosa
<b>Total:</b>	<b>111</b>	

Na Figura 23 é apresentado o diâmetro dos vórtices em função da latitude. Observa-se que os menores diâmetros estão ao norte da grade, enquanto os maiores localizam-se mais ao sul.



**Figura 23: Diâmetro dos vórtices por faixa latitudinal**

Na Tabela 9 é apresentada a quantidade de vórtices em função da faixa latitudinal, onde se verifica que 85% dos vórtices se localizam entre as latitudes 22 –23°S e 23.5°–24.5°S (35% e 50%, respectivamente).

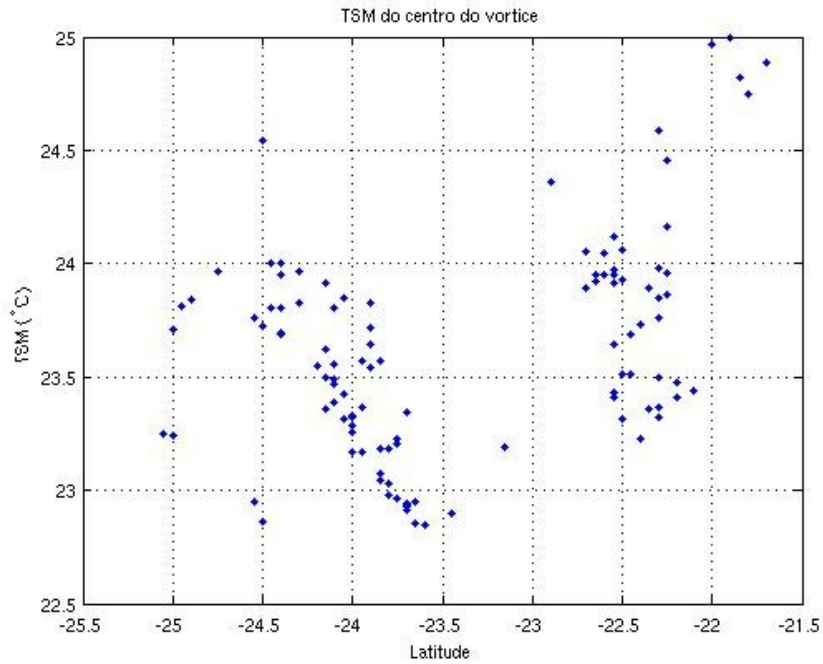
**Tabela 9: Quantidade de vórtices por faixa latitudinal**

<b>Latitude (°S)</b>	<b>Número de vórtices</b>
>21.5 e ≤22	6
>22 e ≤23	39
>23 e ≤23.5	2
>23.5 e ≤24.5	55
>24.5 e ≤25.5	9
<b>Total:</b>	<b>111</b>

A temperatura no centro dos vórtices em 60% concentrou-se entre 23 e 24°C, conforme pode ser observado na Figura 24. Com relação aos vórtices serem de



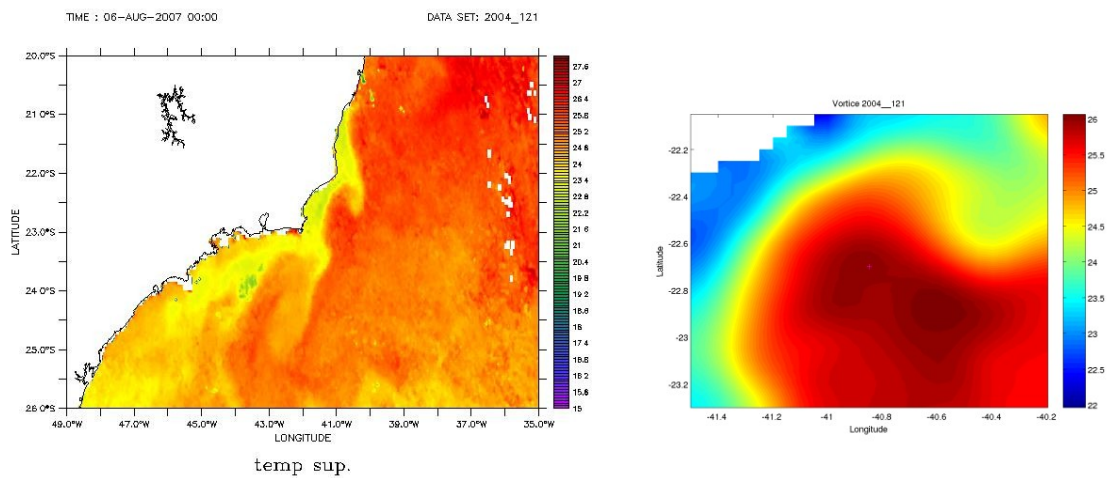
núcleo, com temperaturas superficiais, quente ou frio, observou-se que 77% eram de núcleo com temperatura superficial fria e apenas 23% de temperatura superficial quente. Esses vórtices de núcleo de temperatura superficial quente ocorreram sempre no verão e outono (65% e 35%, respectivamente) e estavam quase sempre associados ao fenômeno da ressurgência, como pode ser visto na Figura 25 (a), (b).



**Figura 24: TSM no centro dos vórtices**

(a)

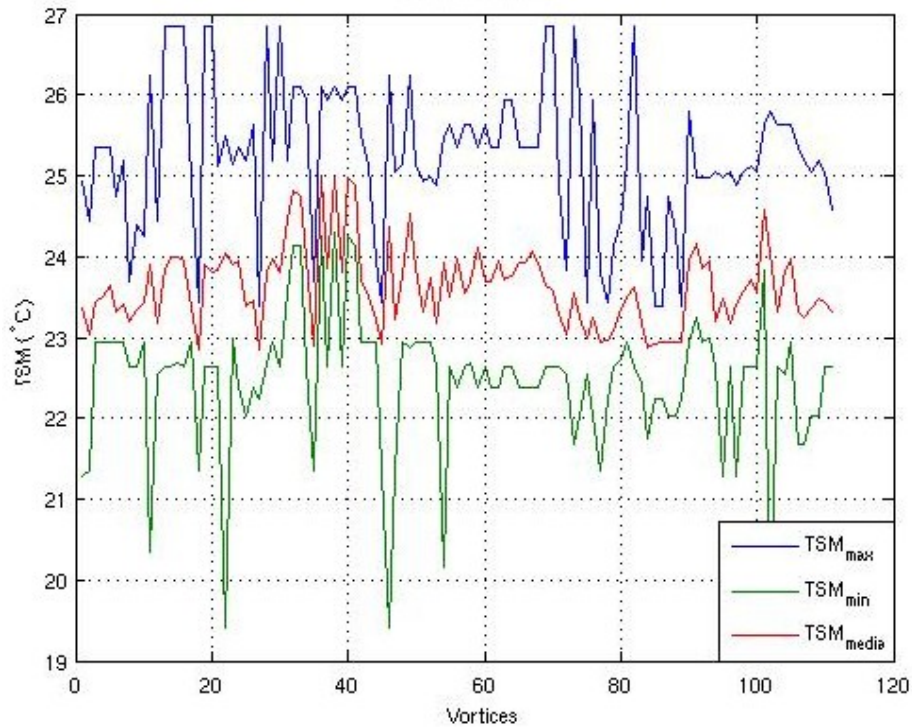
(b)



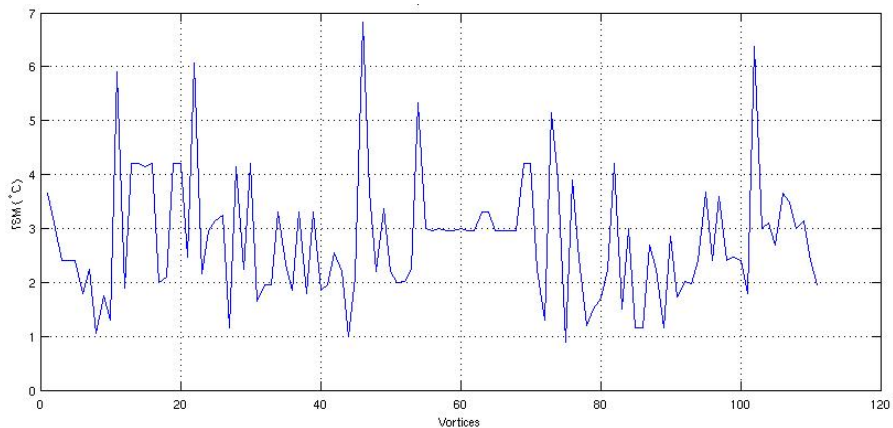
**Figura 25: (a) TSM do dia 30/04/2004, (b) Vórtice de núcleo com temperatura superficial quente do dia 30/04/2004**

Ainda em relação à temperatura no interior dos vórtices, observou-se que houve uma variabilidade alta como pode ser observado na Figura 26 (a). Em azul, verde e vermelho, as temperaturas máximas, mínimas e médias, respectivamente. A Figura 26 (b) mostra a amplitude de TSM dos vórtices. Na média, a temperatura variou 2.8°C. A menor amplitude foi de 0.9°C e a maior de 6.82°C.

(a)

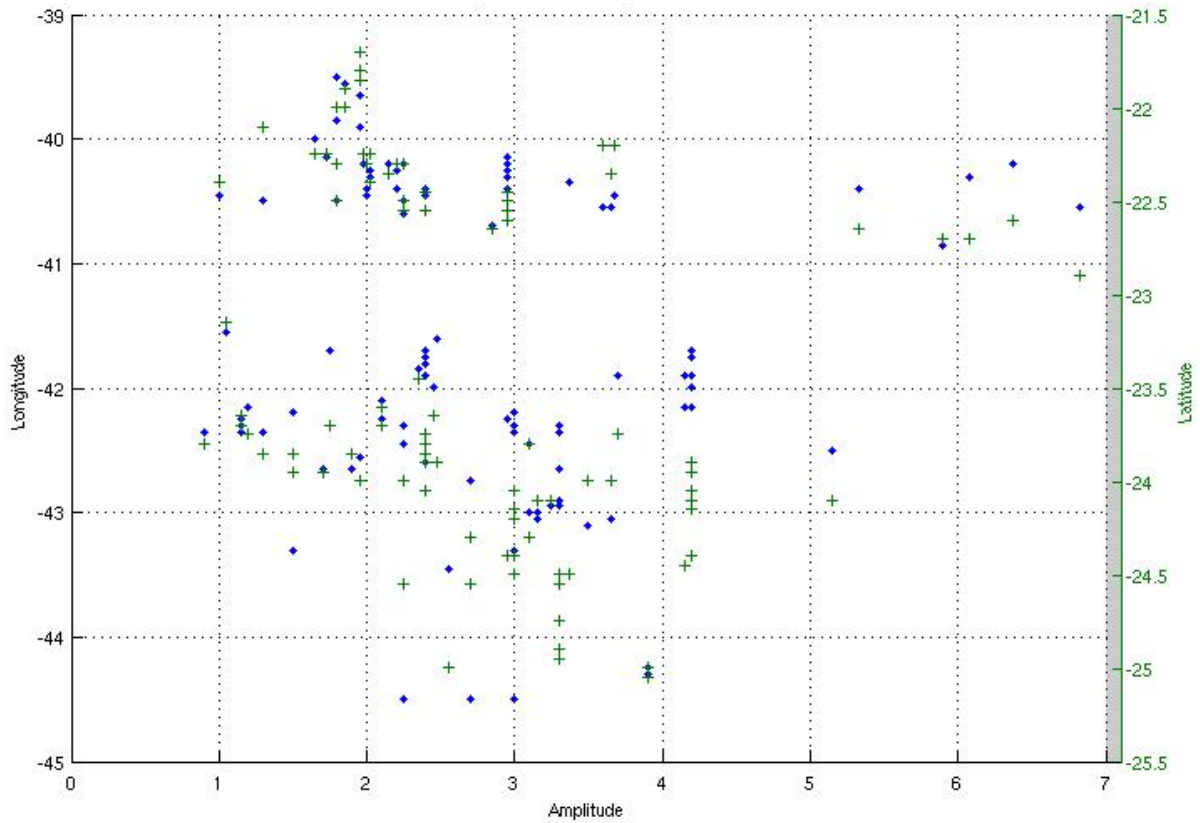


(b)



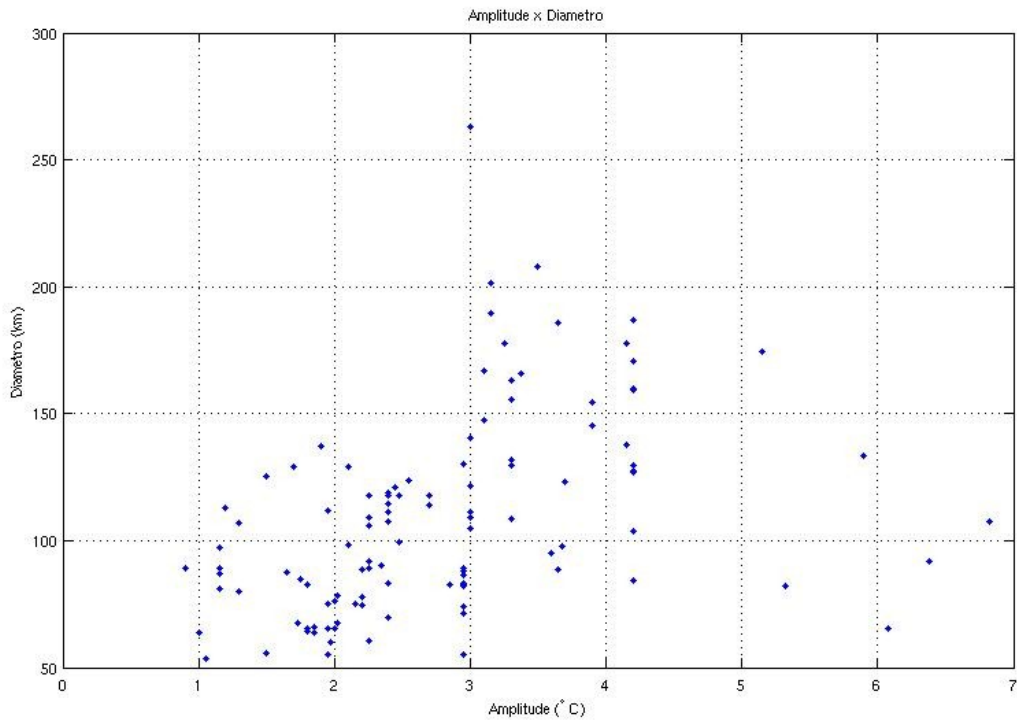
**Figura 26: (a) TSM dos vórtices, (b) Amplitude de TSM dos vórtices**

No intuito de verificar se as altas amplitudes de TSM estavam relacionadas com uma determinada posição geográfica, analisou-se a localização desses vórtices, como pode ser visto na Figura 27. Em azul a longitude correspondente e em verde a latitude. Nenhum padrão pode ser observado em relação à localização geográfica.



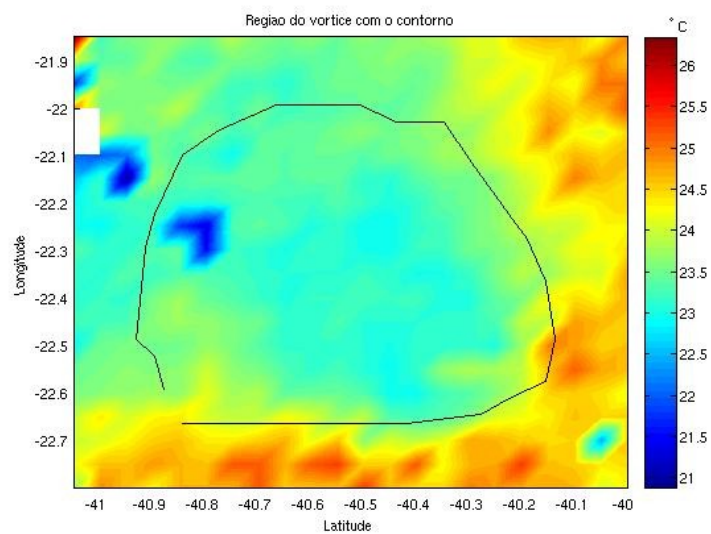
**Figura 27: Amplitude de TSM dos vórtices por longitude e latitude**

Já em relação à amplitude estar relacionada aos vórtices de diâmetros maiores, isso também não foi confirmado, como pode ser visto na Figura 28.



**Figura 28: Amplitude de TSM dos vórtices por longitude e latitude**

Ao se analisar os seis vórtices com amplitudes de TSM maiores que 5°C e os onze vórtices com valores variando de 4–5°C, observou-se que ou a alta amplitude se deu em função de ruído na imagem, como pode ser visto na Figura 29, ou eram todos vórtices ciclônicos que aprisionavam em seu interior águas frias de ressurgência.



**Figura 29: Região do vórtice com contorno e ruído (azul escuro) na área interna à borda**

Como descrito na metodologia, os gradientes zonais e meridionais também foram calculados e para as latitudes correspondentes aos centros dos vórtices, foram feitos os *plots* dos gradientes.

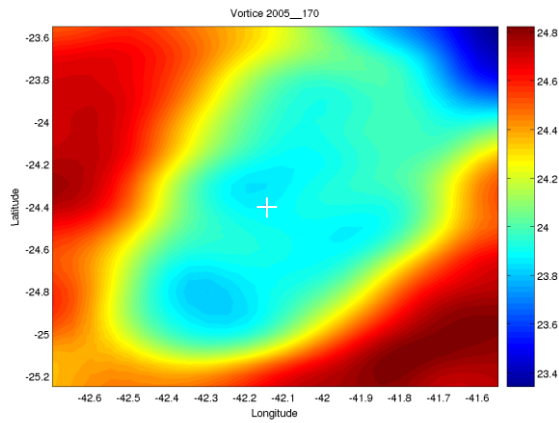
Inicialmente foi difícil a identificação das bordas dos vórtices e o comportamento interno dos mesmos, uma vez que havia ruídos. Para minimizar esse problema e suavizar a imagem foi aplicada uma filtragem espacial.

O filtro utilizado consistiu numa transformação realizada na imagem, *pixel* a *pixel*. Então, dado o domínio espacial (que consistia das coordenadas do vórtice mais uma margem de 3 *pixels* ao redor de toda a janela) aplicou-se um filtro linear que preserva as características estatísticas da imagem, como a média, onde as operações são realizadas sobre os *pixels* originais. A aplicação da máscara (pequena matriz) centrada na posição  $(x, y)$ , onde  $x$  é o número de uma dada linha e  $y$  é o número de uma dada coluna, se deu através da substituição do valor do *pixel* na posição  $(x, y)$  por um novo valor que depende dos *pixels* vizinhos e dos pesos das máscaras. Em geral, faz-se uma média ponderada. A máscara aqui utilizada foi de tamanho 3x3 e o filtro uma média móvel.

Os resultados mostraram que a estrutura interna dos vórtices é bem homogênea conforme pode ser visto nas Figuras 30 (a), (b), 31 (a), (b), 32 (a), (b) e 33 (a), (b). O símbolo “+” no interior dos vórtices (item (a) das figuras) corresponde ao centro dos vórtices. Nos itens (b) das figuras há dois símbolos “+” que representam dois pontos pertencentes à borda do vórtice, sendo o da esquerda a posição da longitude mínima e o da direita da longitude máxima dos vórtices.

Pode-se observar em todas as Figuras (30 a 33) que os vórtices têm núcleo com temperatura superficial fria. Assim, os picos dos gradientes primeiro ficam negativos, pois passam de uma região quente para uma região fria (logo gradiente negativo), seguido do segundo pico positivo quando passa de uma região fria para uma região quente (gradiente positivo). O símbolo “+” presente nos itens (b) das figuras, indicando a borda do vórtice, mostra que de fato os picos de gradiente encontram-se próximos às suas bordas.

(a)



(b)

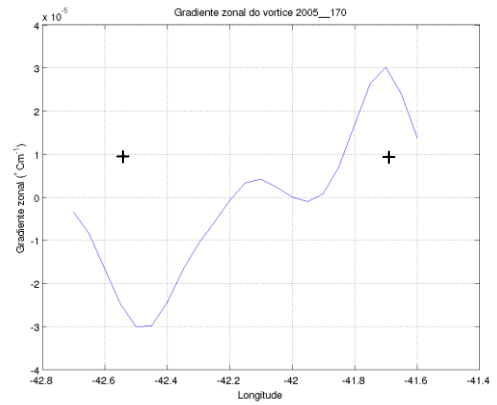
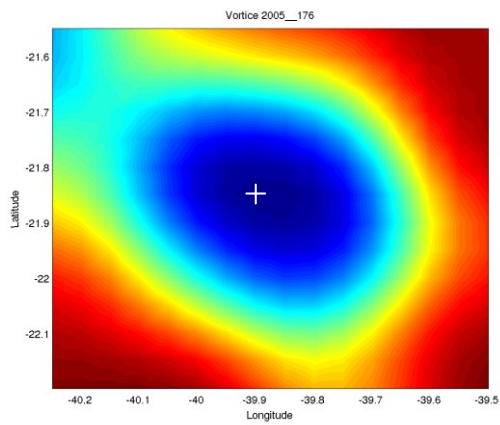


Figura 30: (a) Vórtice do dia 19/06/2005, (b) Gradiente zonal do dia 19/06/2005

(a)



(b)

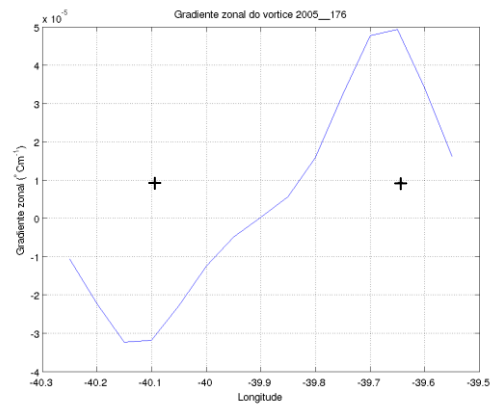
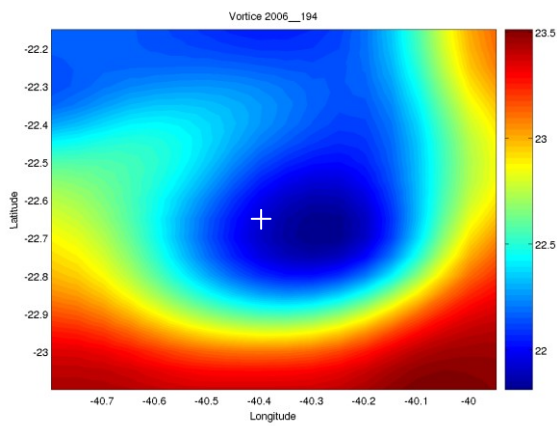


Figura 31: (a) Vórtice do dia 25/06/2005, (b) Gradiente zonal do dia 25/06/2005

(a)



(b)

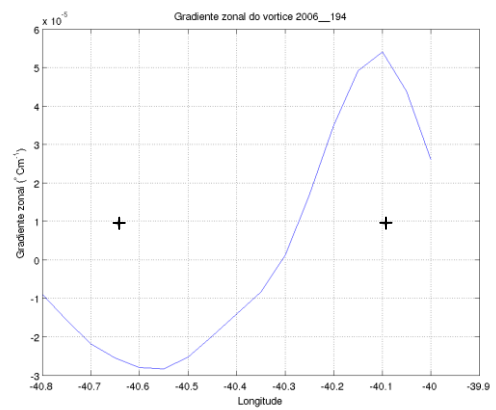
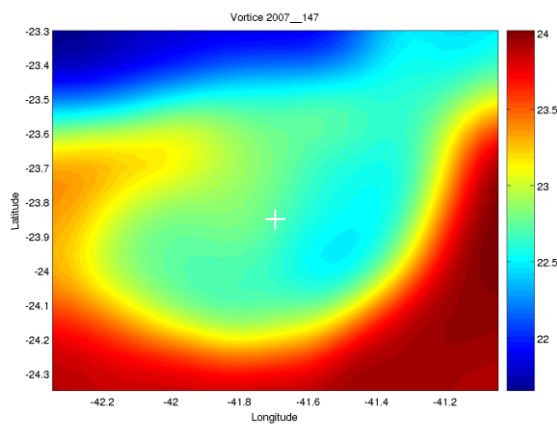


Figura 32: (a) Vórtice do dia 13/07/2006, (b) Gradiente zonal do dia 13/07/2006

(a)



(b)

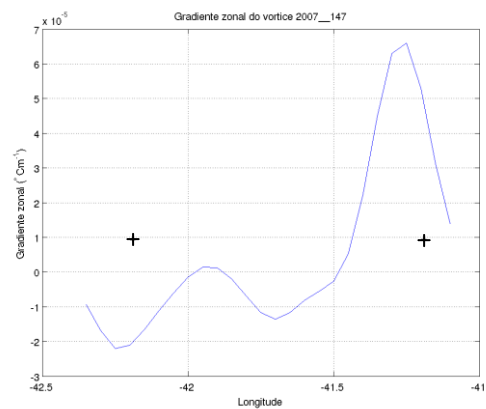
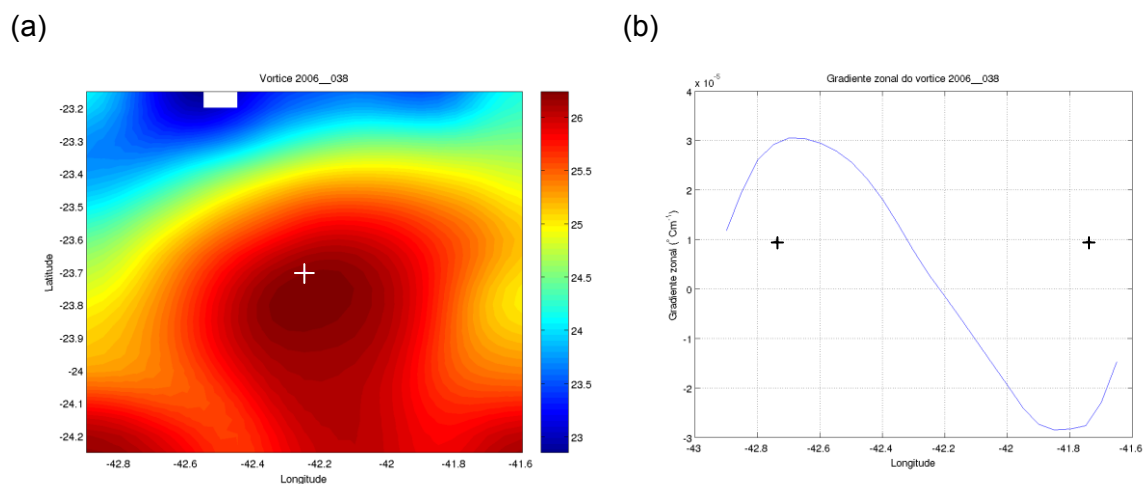


Figura 33: (a) Vórtice do dia 27/05/2007, (b) Gradiente zonal do dia 27/05/2007



A Figura 34 mostra um vórtice de núcleo com temperatura superficial quente, onde o primeiro pico do gradiente é positivo (pois passa de uma região fria para uma região quente) e o segundo pico é negativo (mostrando a passagem de uma região quente para uma região fria, logo gradiente negativo).



**Figura 34: (a) Vórtice do dia 07/02/2006, (b) Gradiente zonal do dia 07/02/2006**

Observe que esses picos de gradiente encontram-se na borda do vórtice como ilustra o símbolo “+” na Figura 34 (b).

### 5.3 Identificação Semiautomática de Vórtices

O processo de identificação dos vórtices, como já mencionado, se dividiu em duas etapas. A primeira consiste na segmentação da imagem, onde foi possível a separação em *clusters* que representam regiões candidatas a conter vórtices e a segunda etapa refere-se especificamente à identificação da feição, baseada nas características geométricas dos *clusters*.

Um vórtice tem características particulares, sendo seu interior bem homogêneo, podendo ter seu núcleo, considerando a temperatura superficial, frio ou quente, dependendo se é ciclônico ou anticiclônico, respectivamente. Dessa forma, um vórtice deverá estar contido num mesmo *cluster*, por isso também o processo de segmentação que antecede a identificação da feição propriamente dita, uma vez que os candidatos a vórtices terão a borda do vórtice coincidente com a borda do *cluster*.



### 5.3.1 A Segmentação da Imagem

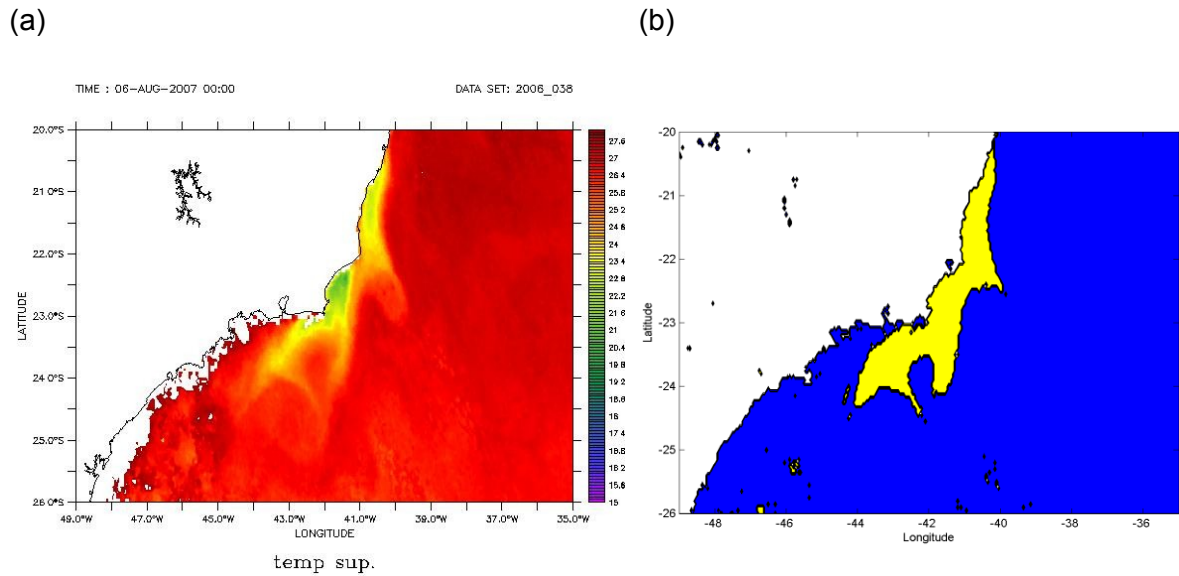
A técnica utilizada para segmentar a imagem foi o algoritmo *fuzzy c-means* (FCM), conforme descrito na seção 4.4.1.

Para aplicação do algoritmo, foram selecionadas 30 imagens de TSM, composições de 48 horas GOES com remoção de nuvens. As matrizes são formadas por 121 linhas e 281 colunas, onde cada entrada é um valor de temperatura em °C com resolução espacial de 0.05°. Adicionalmente, foram utilizadas 10 imagens de TSM obtidas do modelo ROMS (*Regional Ocean Modeling System*) com o intuito de validar a metodologia. Essas imagens por não estarem na grade regular do modelo aqui proposto, tiveram que ser interpoladas. Esse pré-processamento foi executado no Matlab.

A TSM, originalmente no formato netCDF, foi convertida para o formato do Matlab e os valores de TSM foram normalizados, ficando no intervalo  $[0,1]$ . Para cada imagem, o algoritmo FCM foi executado variando o número de *clusters*  $c$  entre 3 e 6. Para cada  $c$  o FCM foi executado 3 vezes e foi escolhida a partição que minimizasse o erro quadrático  $J_m$ . Os valores de  $m$ ,  $\varepsilon$  e  $iter$  foram testados, mas foram os valores padrão do método ( $m=2.0$ ,  $\varepsilon=1e-5$  e  $iter=100$ ) que apresentaram melhores resultados. O número de *clusters* que melhor representava o conjunto de dados segundo a avaliação especialista (após inspeção visual) não foi o mesmo em cerca de 50% dos casos segundo a escolha da melhor  $c$ -partição *fuzzy* que minimizava o índice de validação de *Xie-Beni*,  $XB(c)$ .

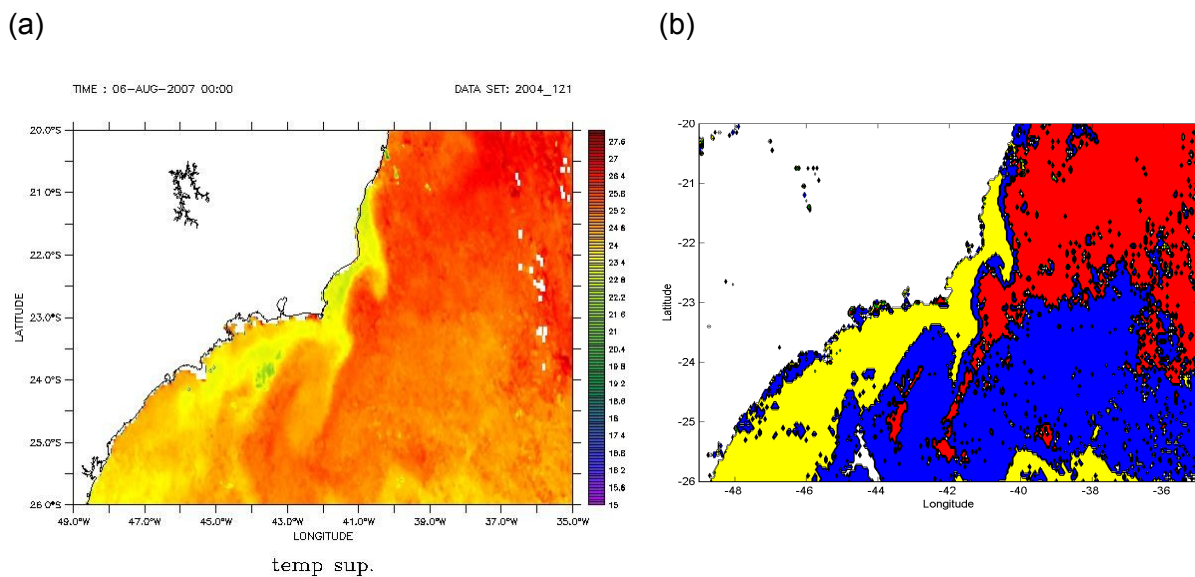
Como resultado da melhor clusterização, obtém-se uma matriz de mesma ordem da matriz original de TSM e com mesma resolução, onde cada *pixel* da imagem original está associado ao *cluster* que melhor representa esse *pixel*.

As imagens que podem ser observadas na Figura 35 (a), (b), correspondem a carta de TSM e a clusterização com 3 *clusters* do dia 07/02/2006.



**Figura 35: (a) Carta de TSM do dia 07/02/2006, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 07/02/2006**

Na Figura 36 (a), (b), a carta de TSM e a clusterização com 5 *clusters* para o dia 30/04/2004.

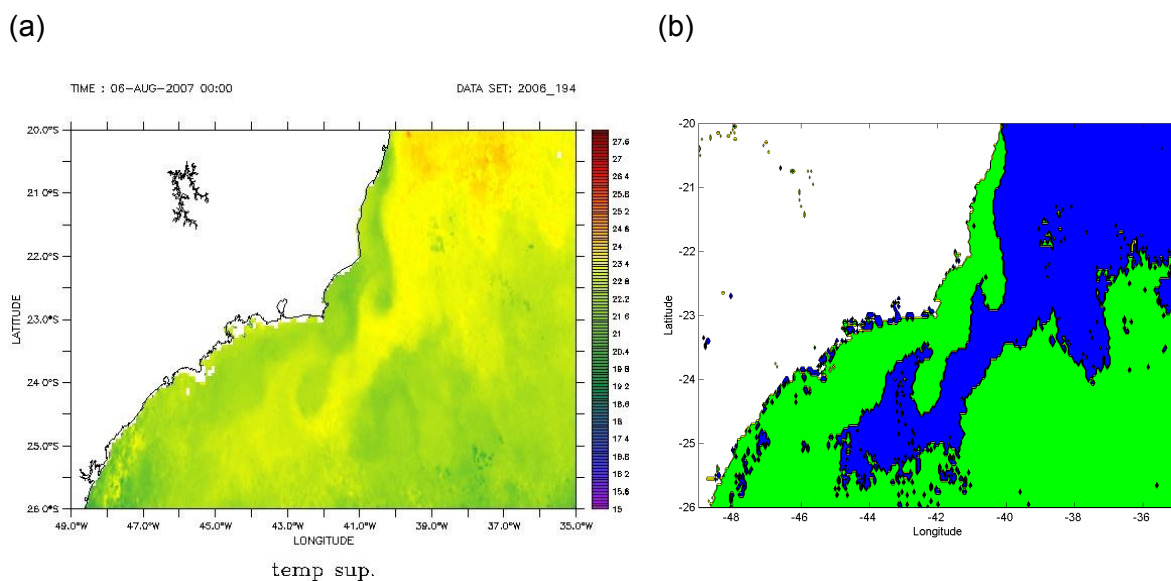


**Figura 36: (a) Carta de TSM do dia 30/04/2004, (b) Visualização de uma 5-partição de TSM do dia 30/04/2004**

A imagem por ser contaminada por ruídos, por vezes fortes, significa que nem sempre os valores presentes nas imagens tenham de fato existidos, mas podem ter sido obtidos ou por ruídos realmente ou em função de como a imagem foi gerada

(processo de remoção de nuvens). Isso também foi levado em consideração e para efeito de teste, esses dados selecionados foram filtrados no Matlab, mas isso não gerou nenhuma melhora na clusterização de modo que mais vórtices pudessem ser detectados.

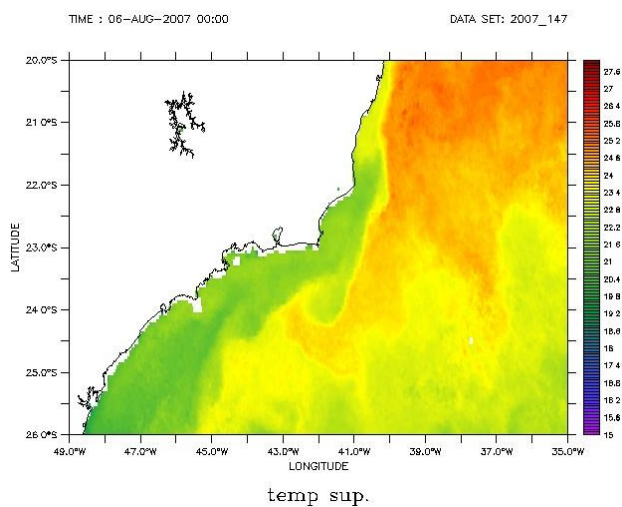
A Figura 37 (a), (b) apresenta outro exemplo de clusterização com três partições para o dia 13/07/2006, onde podem ser observados 2 vórtices, com possíveis centros nas coordenadas aproximadas: 22.5°S e 40.5°W; 24°S e 42°W.



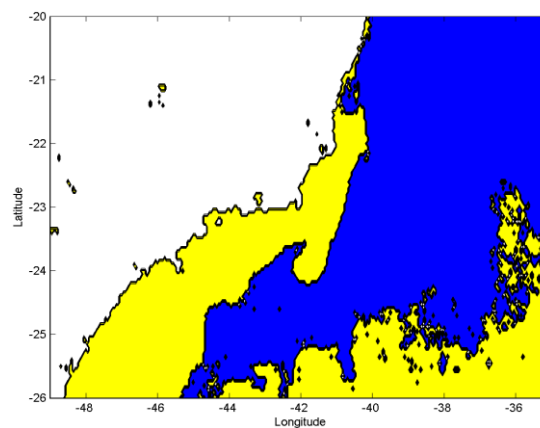
**Figura 37: (a) Carta de TSM do dia 13/07/2006, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 13/07/2006**

A Figura 38 (a), (b) apresenta uma 3-partição para o dia 27/05/2007, onde pode ser observado um vórtice com centro nas proximidades 24°S e 42°W, também identificado na clusterização.

(a)



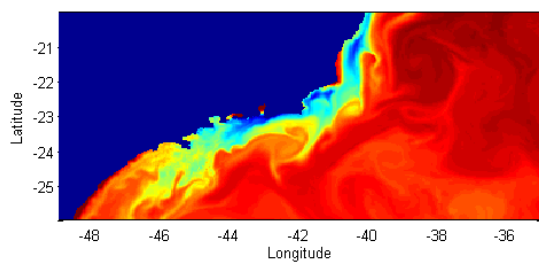
(b)



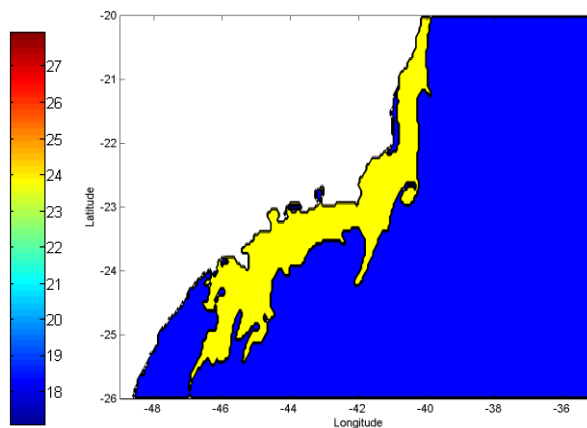
**Figura 38: (a) Carta de TSM do dia 27/05/2007, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 27/05/2007**

Nas Figuras 39 (a), (b), 40 (a), (b) e 41 (a), (b), as partições das cartas de TSM obtidas a partir do modelo ROMS dos dias 21/10/2009, 27/10/2009 e 20/11/2009, respectivamente.

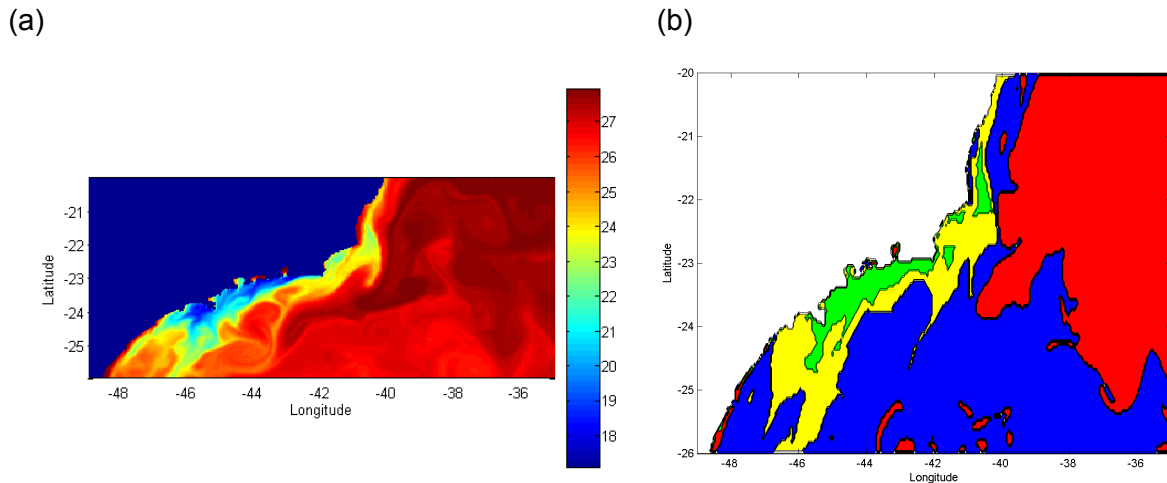
(a)



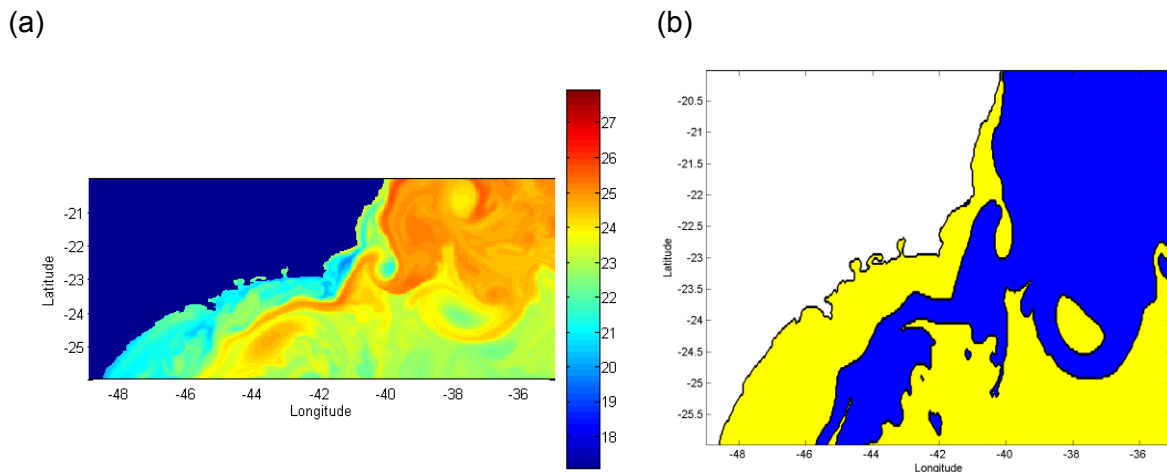
(b)



**Figura 39: (a) Carta de TSM do dia 21/10/2009, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 21/10/2009**



**Figura 40: (a) Carta de TSM do dia 27/10/2009, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 27/10/2009**



**Figura 41: (a) Carta de TSM do dia 20/11/2009, (b) Visualização de uma 3-partição de TSM do dia 20/11/2009**

A clusterização em geral forneceu melhores resultados para 3-partições, que são frequentemente suficientes para separar a Corrente do Brasil e obter os vórtices que ocorrem geralmente em sua borda oeste. Em alguns casos, a 3-partição não foi suficiente, sendo necessária uma quantidade maior de *clusters*, o que muitas vezes realça vários ruídos.

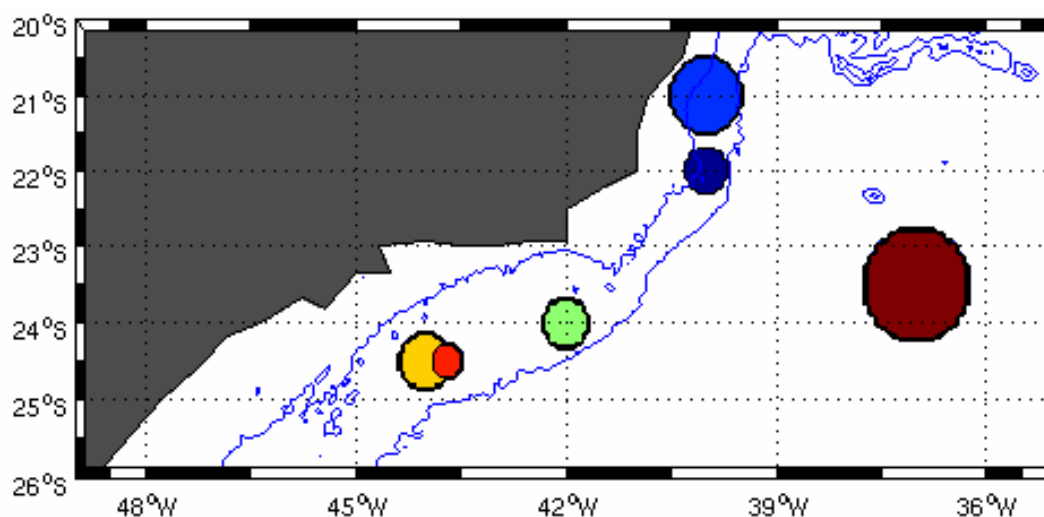
Apesar da qualidade dos dados ainda não ser boa, atualmente muito tem sido feito na busca de geração de imagens pouco ruidosas. Nos casos onde houver a necessidade de uma quantidade maior de partições, para que seja possível a identificação de feições até então não detectadas, o método possibilitará a obtenção de melhores resultados com imagens que apresentem poucos ruídos.

### 5.3.2 A Classificação Semiautomática

Inicialmente, para verificar o funcionamento da metodologia proposta, foram criados seis vórtices sintéticos, conforme Tabela 10 e Figura 42.

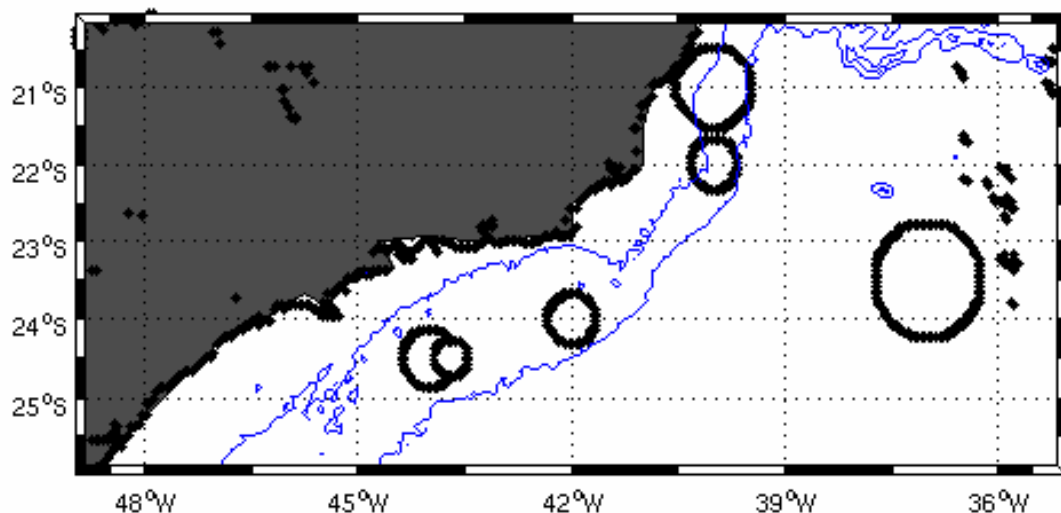
**Tabela 10: Especificações dos vórtices sintéticos**

Vórtice	Longitude (°W)	Latitude (°S)	Diâmetro (km)
1	40	21	116
2	40	22	72
3	42	24	72
4	44	24.5	83
5	43.7	24.5	50
6	37	23.5	166



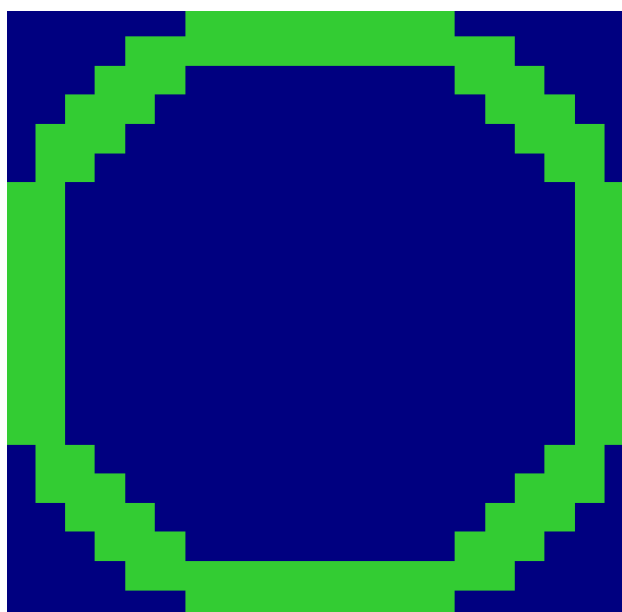
**Figura 42: Vórtices sintéticos**

Conforme descrito na metodologia, é calculado o gradiente zonal, o que propicia a obtenção das bordas nas imagens como pode ser observado na Figura 43.



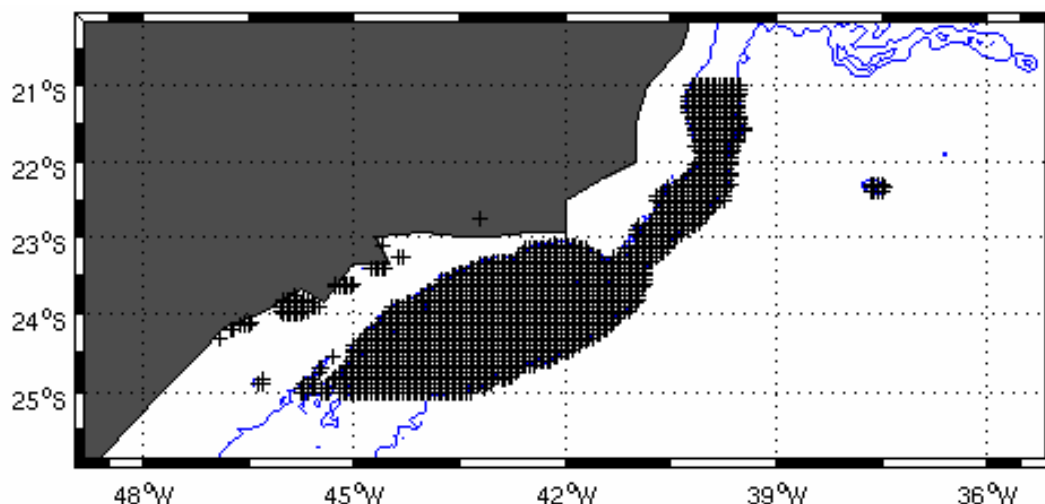
**Figura 43: Bordas dos vórtices sintéticos**

Na Figura 44, um exemplo de um elemento estruturante da janela de busca para um diâmetro de 1°, cuja resolução é a mesma da imagem de TSM, ou seja, 0.05°, portanto uma janela de 21x21 *pixels*. A região azul corresponde aos valores *NaN* e a região verde (dada pelo raio do elemento estruturante  $\pm 1$  *pixel*) corresponde ao *pixels* com valores 1.



**Figura 44: Elemento estruturante com 1° de diâmetro**

O processo de busca foi efetuado entre as latitudes 21.5°S e 25°S, apenas percorrendo para essa região os *pixels* contidos entre as isóbatas de 100m e 2000m, conforme pode ser visto na Figura 45. Cabe ressaltar que as isóbatas foram interpoladas para a grade do modelo para que fosse possível utilizar o critério de busca entre elas. A interpolação foi efetuada no GMT.

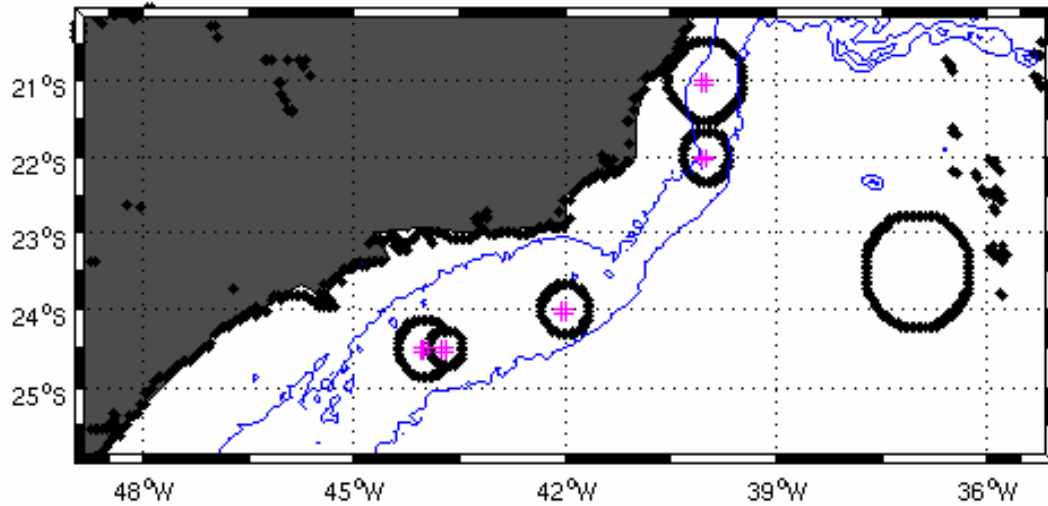


**Figura 45: Região de busca**

Os valores da matriz busca (janela de busca) são somados aos valores da matriz *cluster*, nas coordenadas geográficas correspondentes e armazenados. Como dentro do *cluster* os valores são *NaN*, apenas será contabilizado *pixels* que não contenham valores *NaN* quando a janela de busca percorrer a matriz *cluster*. Dessa forma, todos os pontos coincidentes durante a varredura são somados, fornecendo então valores *NaN* e 2. A quantidade de valores 2 é igual a quantidade de *pixels* coincidentes.

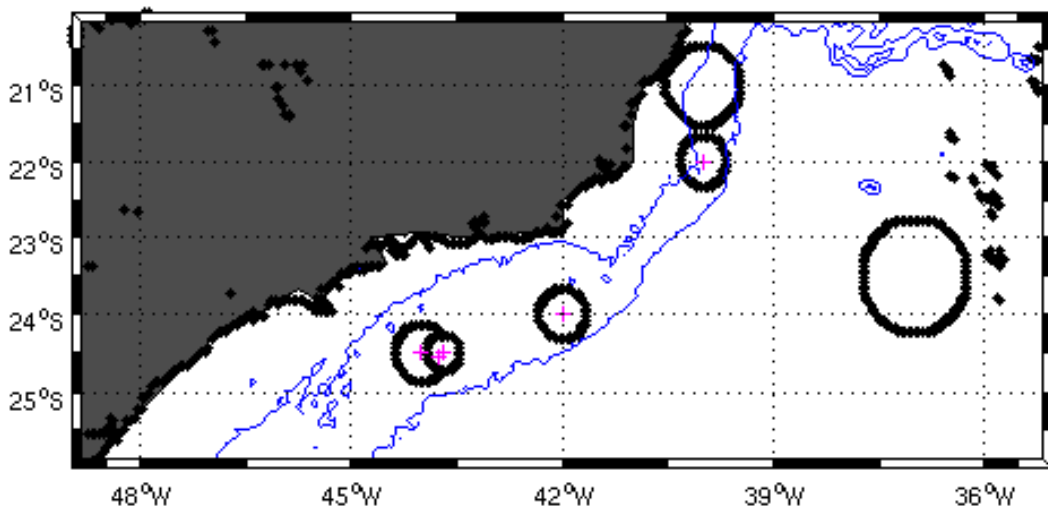
Seguindo o critério de pelo menos 20% de *pixels* coincidentes obtidos por quadrantes do elemento estruturante, todos os vórtices sintéticos dentro da região de busca foram detectados. Na Figura 46, pode-se observar os primeiros candidatos a vórtices, antes da aplicação dos demais filtros. O vórtice com centro em 37°W não foi detectado por estar fora da região de busca. O símbolo “+” na cor rosa representa o centro dos candidatos a vórtices.





**Figura 46: Primeiros candidatos a vórtices**

Para os candidatos a vórtices obtidos, os demais filtros são aplicados. Dessa forma, o vórtice 1, de coordenadas 21°S e 40°W foi excluído por ter diâmetro maior que 100km ao norte da latitude 23.5°S. Os vórtices resultantes, após todas as filtragens, podem ser vistos na Figura 47.



**Figura 47: Candidatos a vórtices pós-filtros**

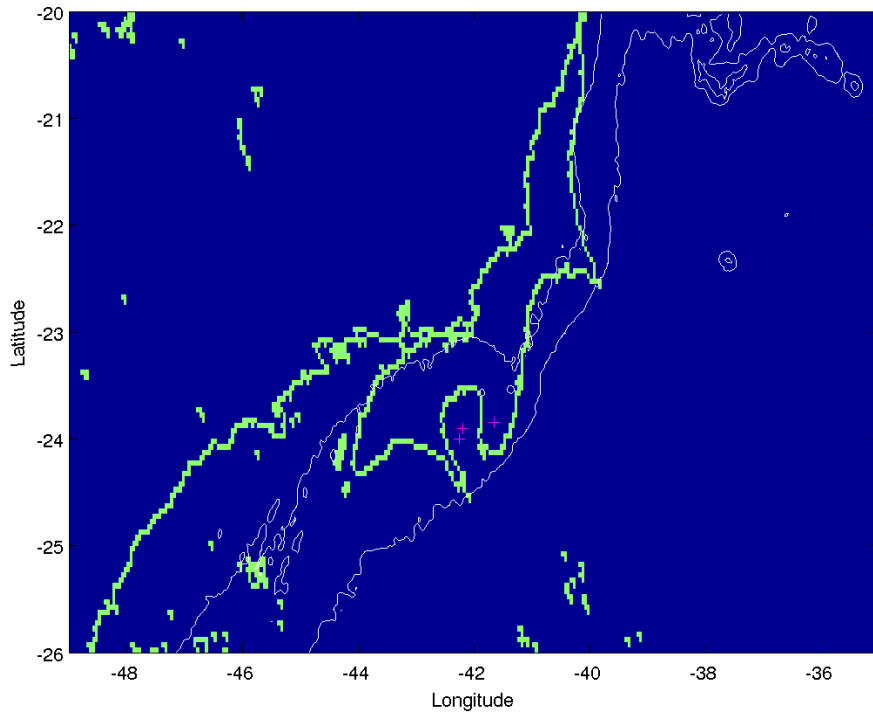
Dessa forma, o classificador foi capaz de detectar todos os vórtices sintéticos criados que satisfizessem as condições impostas pelo modelo, mostrando ser um potencial método para detecção de vórtices que se assemelhem a estruturas circulares.

Para aplicação do classificador em imagens reais, foram selecionadas 18 imagens de TSM e seus respectivos *clusters* que apresentavam os vórtices mais próximos de uma estrutura circular, apesar delas não serem fechadas, uma vez que os vórtices em nossa região em geral não se apresentam dessa forma.

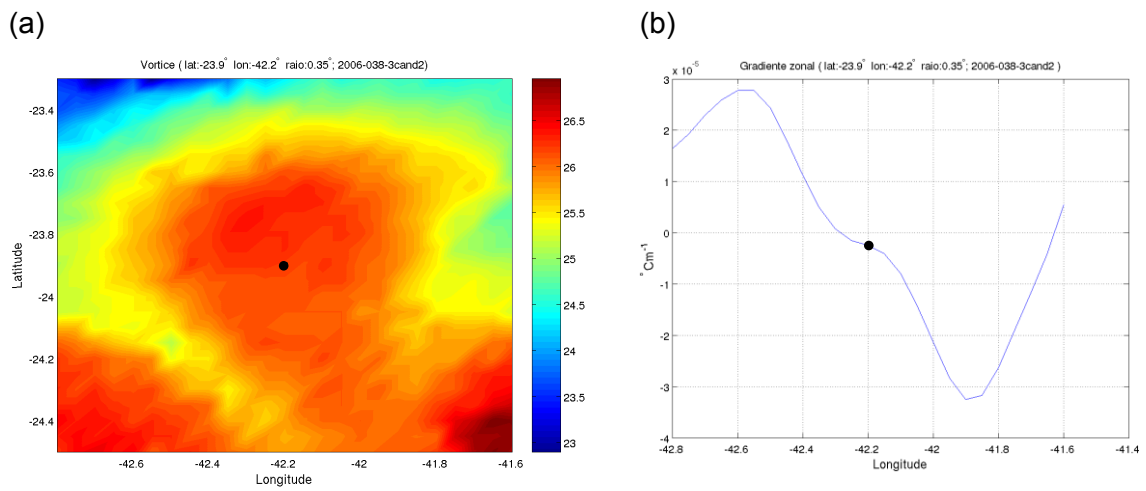
A condição de 20% de *pixels* coincidentes em cada um dos quadrantes do elemento estruturante teve que ser relaxada, o que, evidentemente, ocasionou um aumento de falsos candidatos detectados (falsos positivos). PECKINPAUGH (1994) em seu trabalho de tentativa de detecção de vórtices na corrente do Golfo considerou um percentual de apenas 40% de *pixels* coincidentes em todo o contorno. Um novo percentual foi então definido, considerando-se um mínimo de 40%, com pelo menos 20% em dois quadrantes, ou seja, 20% nos primeiro e segundo quadrantes ou 20% nos segundo e terceiro quadrantes ou 20% nos terceiro e quarto quadrantes ou 20% nos quarto e primeiro quadrantes. Dessa forma, foi possível a detecção dos vórtices verdadeiros, que na condição anterior não estavam sendo detectados na maioria das imagens, em função dos vórtices em nossa região não serem fechados.

A Figura 48 apresenta as bordas dos *clusters* da Figura 35 (b) e os candidatos a vórtices após todas as filtragens descritas na metodologia. As bordas foram obtidas através do cálculo do gradiente zonal dos *clusters*. Para cada candidato a vórtice é gerada uma figura do possível vórtice com valores de TSM, obtidos do dado original, e outra com o gradiente ao longo da latitude do centro, possibilitando ao especialista aceitar ou rejeitar tais candidatos, conforme está ilustrado na Figura 49 (a), (b), respectivamente. O símbolo “•” nas figuras representa o centro dos vórtices.

Pode-se observar através da análise dos picos do gradiente zonal e do comportamento no interior do candidato a vórtice, que de fato esse candidato tem uma forte possibilidade de ser um vórtice.

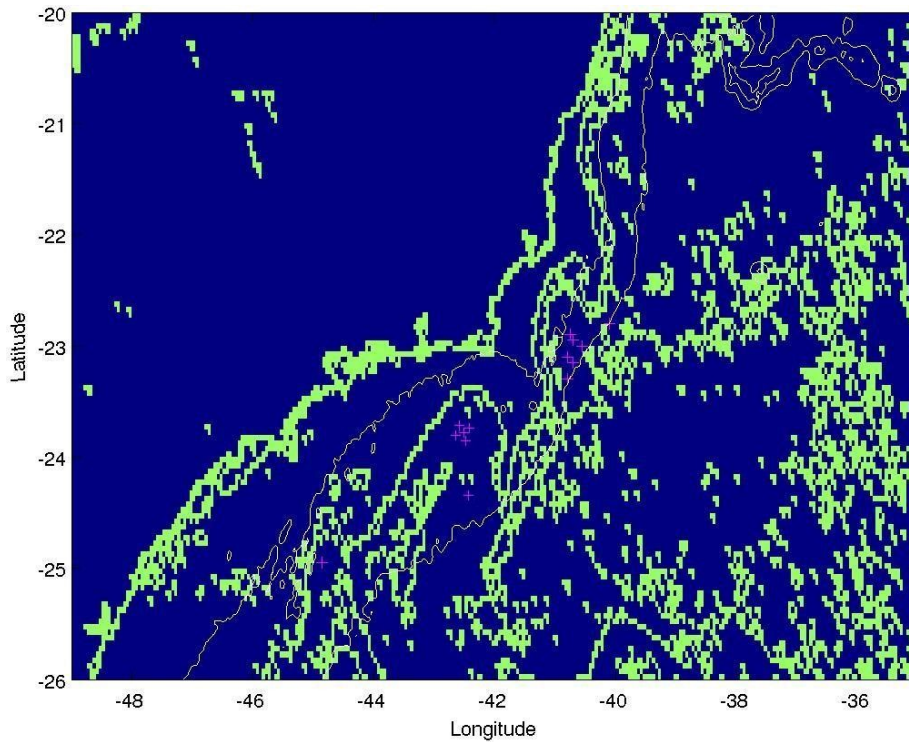


**Figura 48: Candidatos a vórtices pós-filtros do dia 07/02/2006**

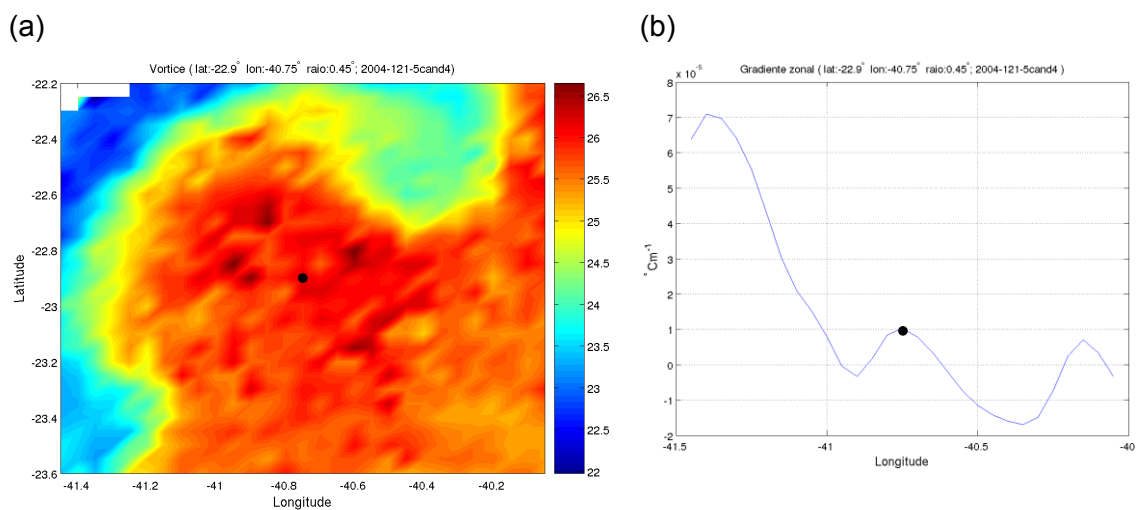


**Figura 49: (a) Visualização de um candidato a vórtice da Figura 48, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

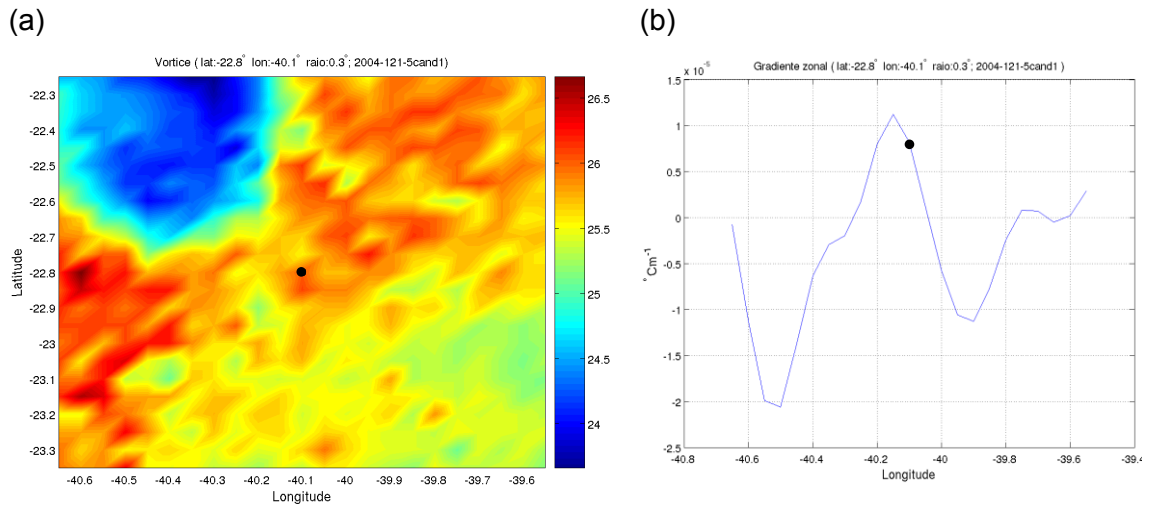
Na Figura 50, os candidatos a vórtices da Figura 36 (b). Nas Figuras 51 (a), (b) e 52 (a), (b), os vórtices e gradientes de um candidato verdadeiro e falso, respectivamente. Observe que o centro do vórtice não foi encontrado numa latitude mais próxima de  $22.5^\circ$  S, como era esperado visualmente, em função dessa latitude estar fora do limite definido pela isóbata de 100m.



**Figura 50: Candidatos a vórtices pós-filtros do dia 30/04/2004**

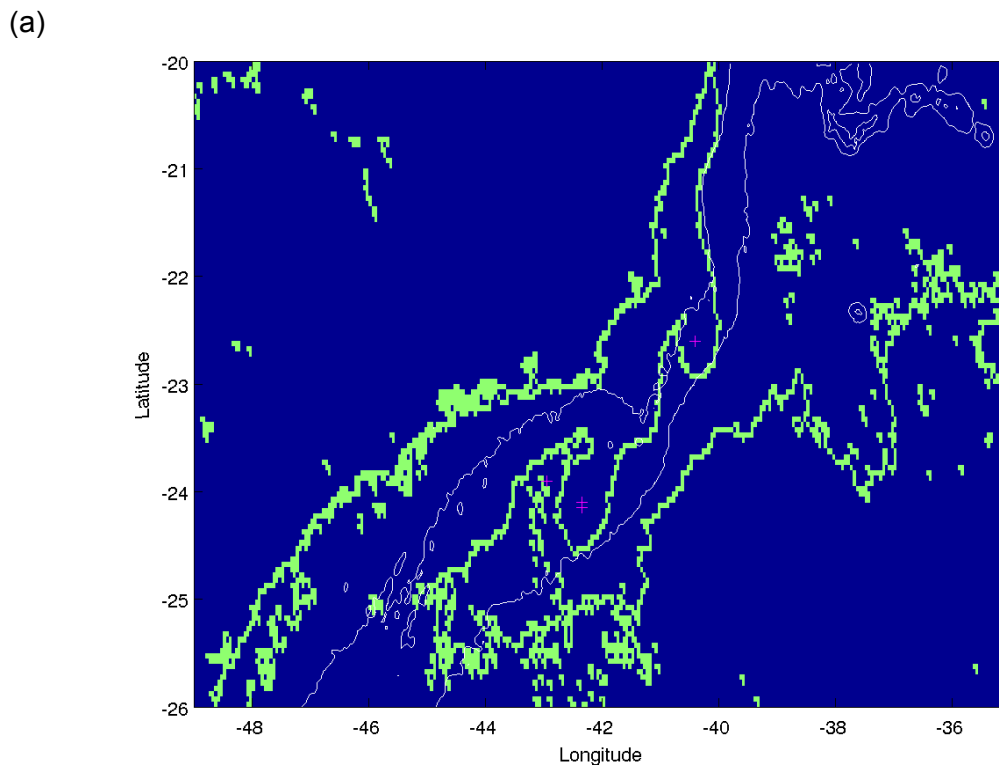


**Figura 51: (a) Visualização de um candidato verdadeiro da Figura 50, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**



**Figura 52: (a) Visualização de um candidato falso da Figura 50, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

Na Figura 53 (a), (b), os candidatos a vórtices da Figura 37 (b) e os candidatos sobre a imagem de TSM original, respectivamente. Nas Figuras 54 (a), (b) e 55 (a), (b), os vórtices e gradientes de um candidato verdadeiro e falso, respectivamente.



(b)

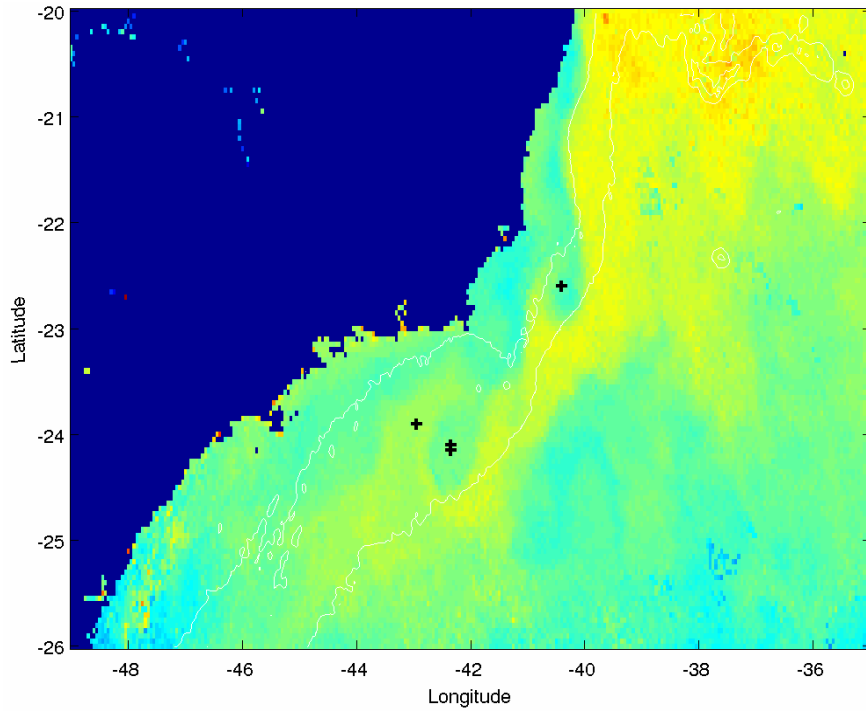
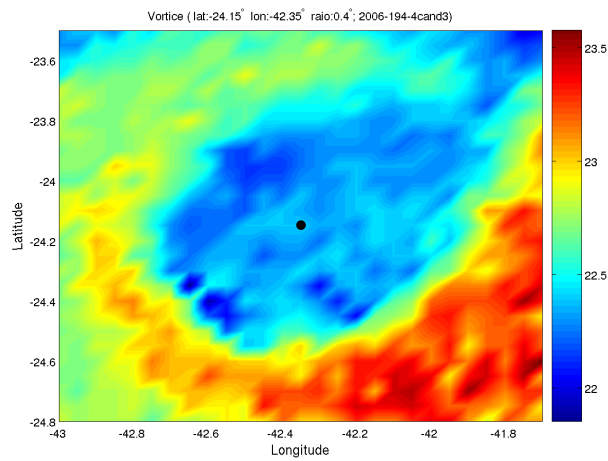


Figura 53: (a) Candidatos a vórtices pós-filtros do dia 13/07/2006, (b) Candidatos do item (a) sobre a TSM

(a)



(b)

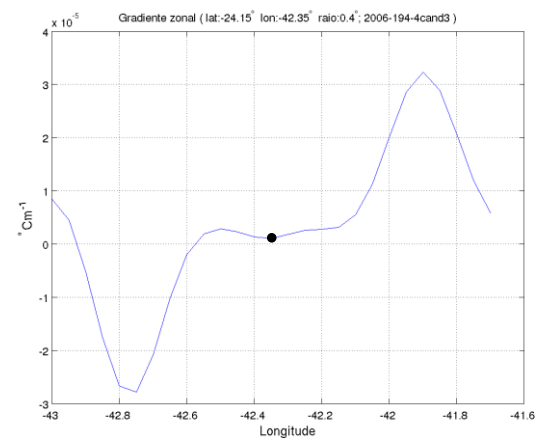
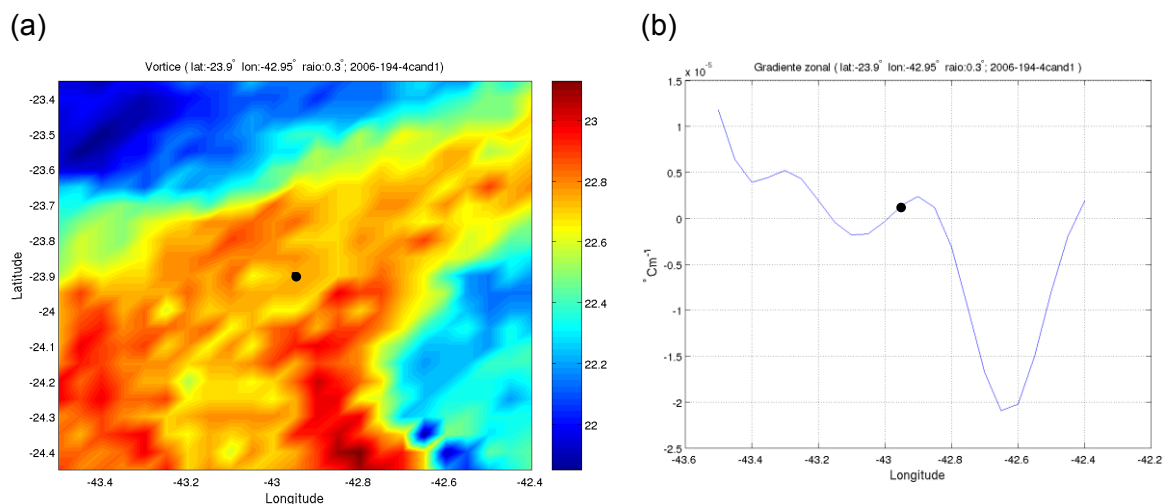


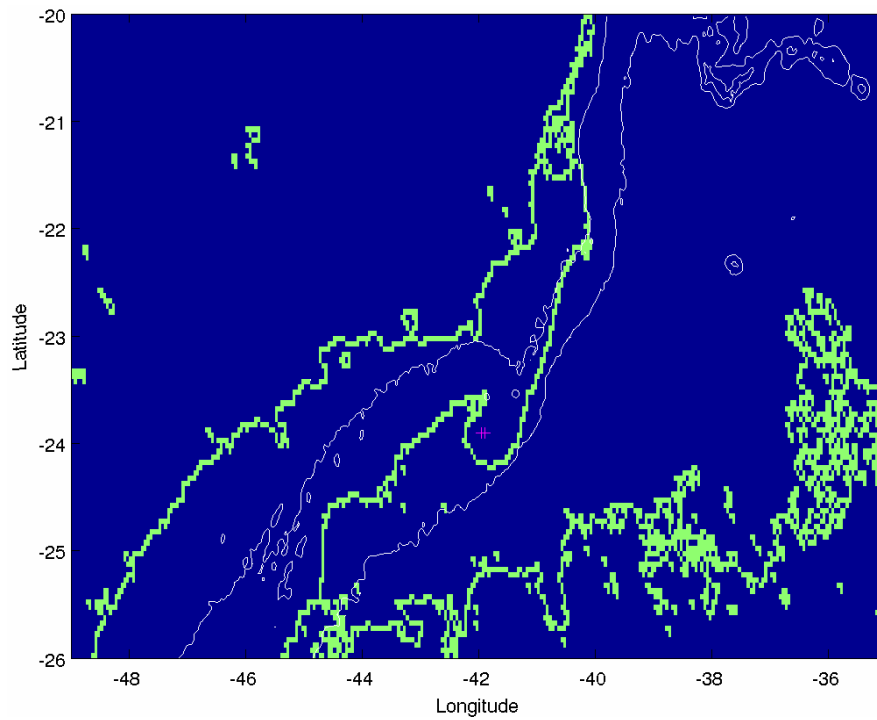
Figura 54: (a) Visualização de um candidato verdadeiro da Figura 53, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)



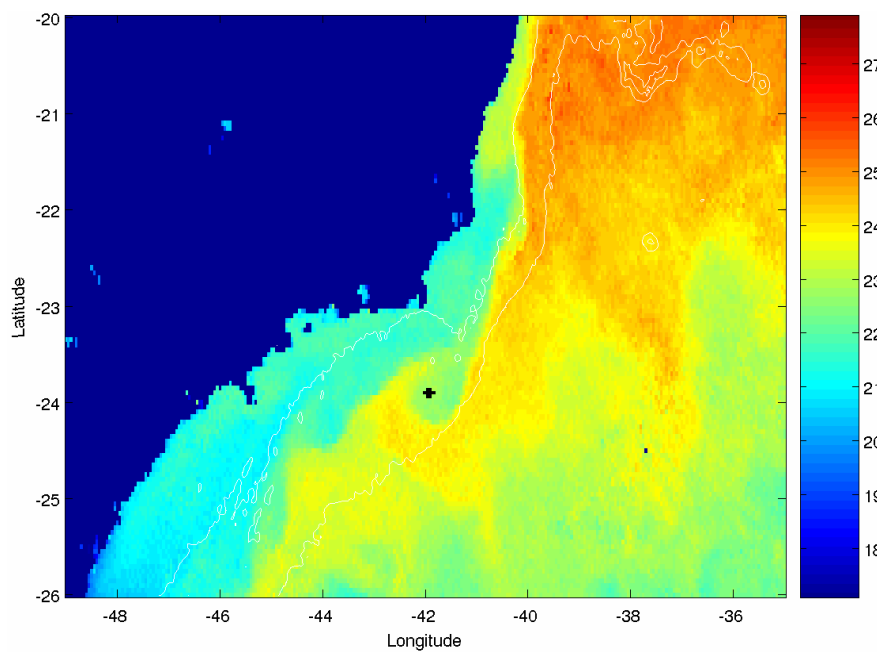
**Figura 55: (a) Visualização de um candidato falso da Figura 53, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

Na Figura 56 (a), (b), os candidatos a vórtices da Figura 38 (b) e os candidatos sobre a imagem de TSM original, respectivamente. Na Figura 57 (a), (b) os vórtices e gradientes do candidato verdadeiro. Pode-se observar na Figura 56 que não houve falsos positivos.

(a)

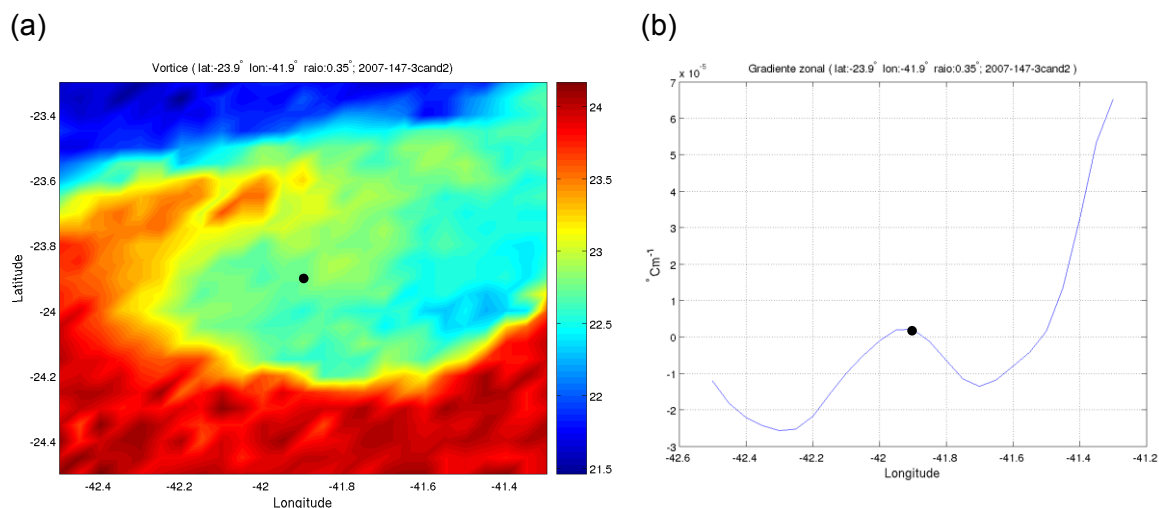


(b)



**Figura 56: (a) Candidatos a vórtices pós-filtros do dia 27/05/2007, (b) Candidatos do item (a) sobre a TSM**

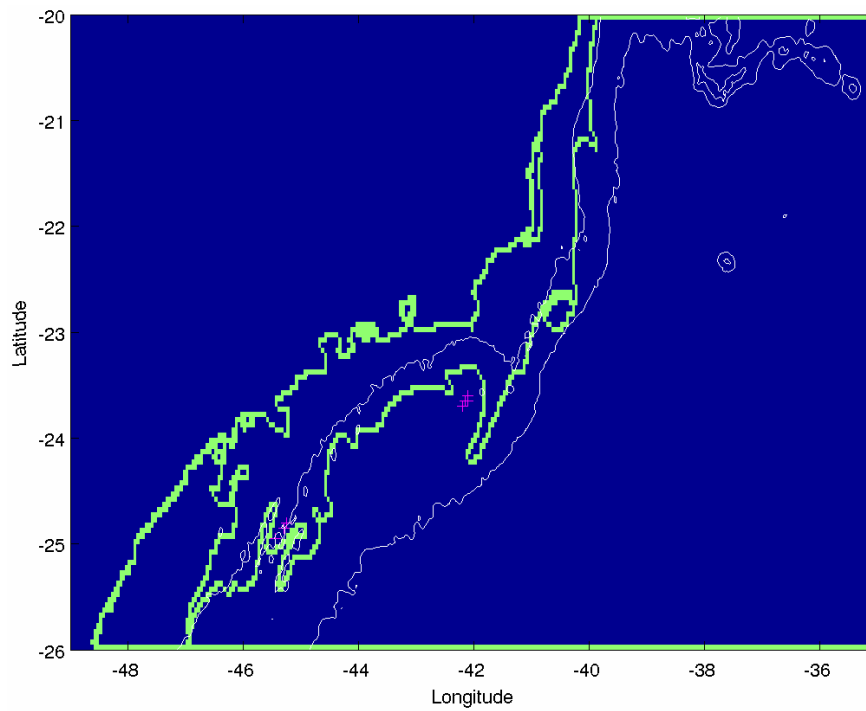




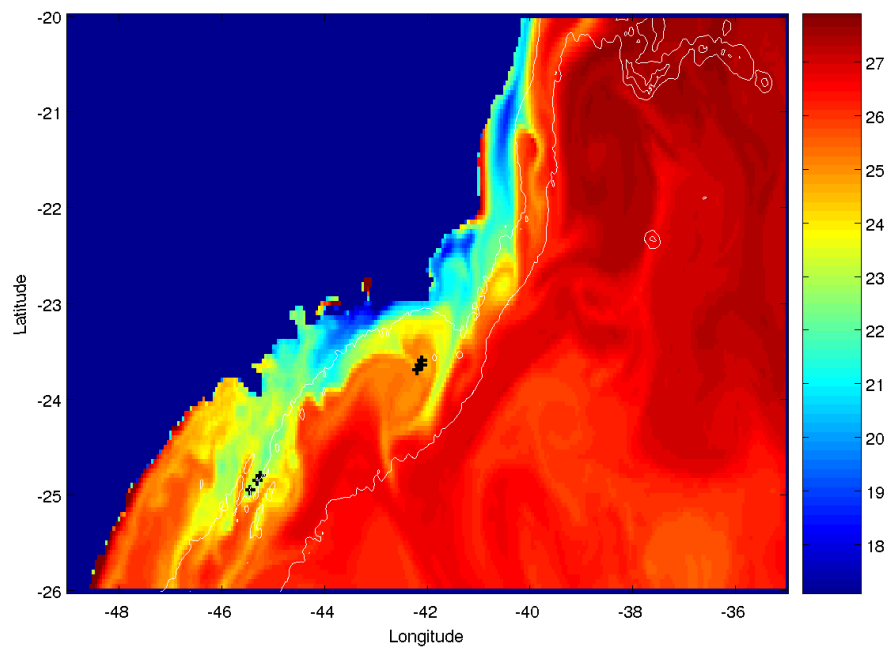
**Figura 57: (a) Visualização de um candidato verdadeiro da Figura 56, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

A metodologia também foi aplicada para os *clusters* obtidos a partir do modelo ROMS. Aqui são ilustrados os resultados dos dias 21/10/2009, 27/10/2009 e 20/11/2009, respectivamente. Para o *cluster* da Figura 39 (b), os resultados podem ser vistos na Figura 58 (a), (b), Figura 59 (a), (b) e Figura 60 (a), (b). Observe que existe uma feição semelhante a um vórtice presente na Figura 58 (a), com centro próximo a longitude 40.5°W e latitude 22.8°S, que não foi detectada pelo classificador por ter diâmetro menor que o limite inferior obtido da climatologia.

(a)

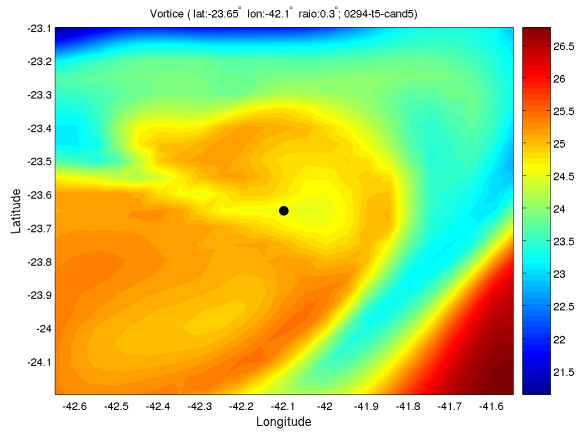


(b)

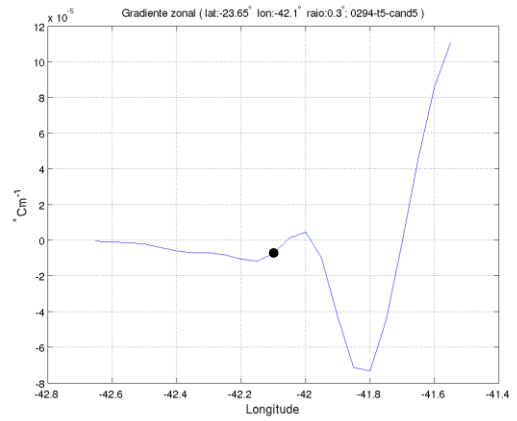


**Figura 58: (a) Candidatos a vórtices pós-filtros do ROMS dia 21/10/2009, (b) Candidatos do item (a) sobre a TSM**

(a)

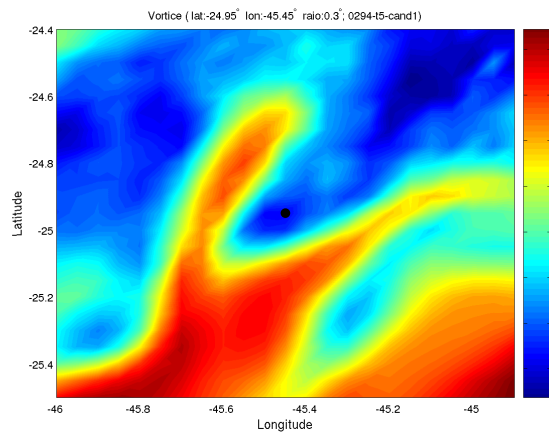


(b)

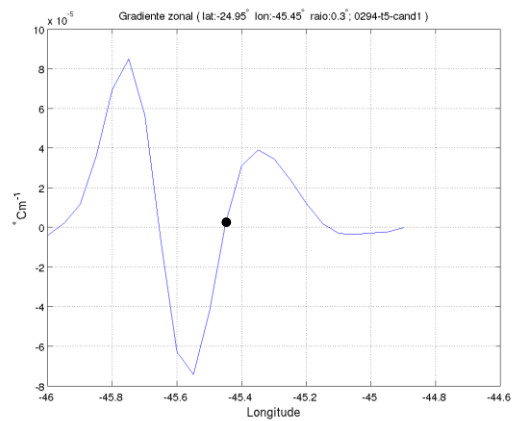


**Figura 59: (a) Visualização de um possível candidato verdadeiro da Figura 58, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

(a)



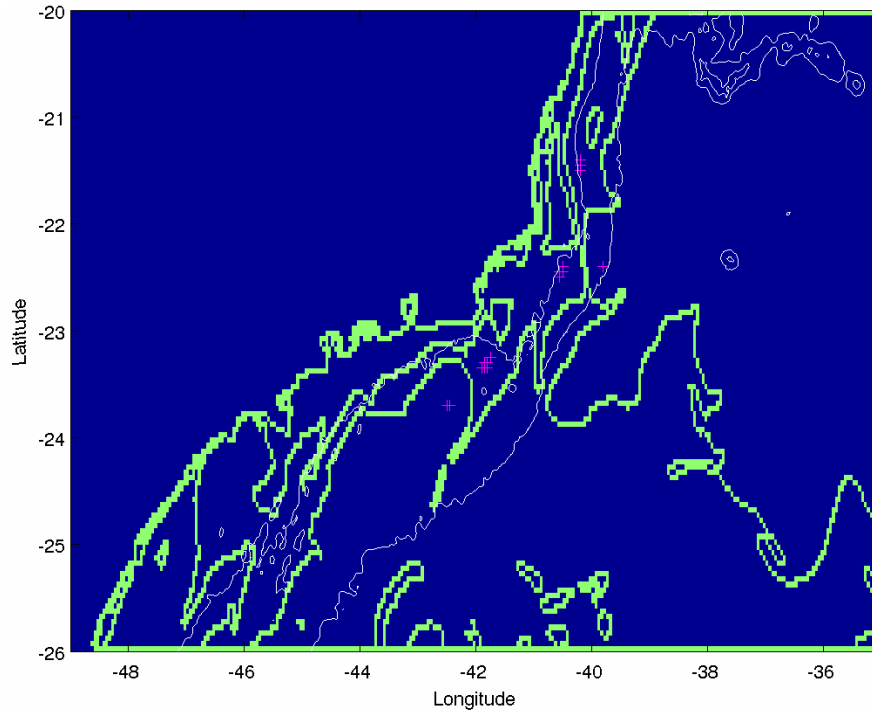
(b)



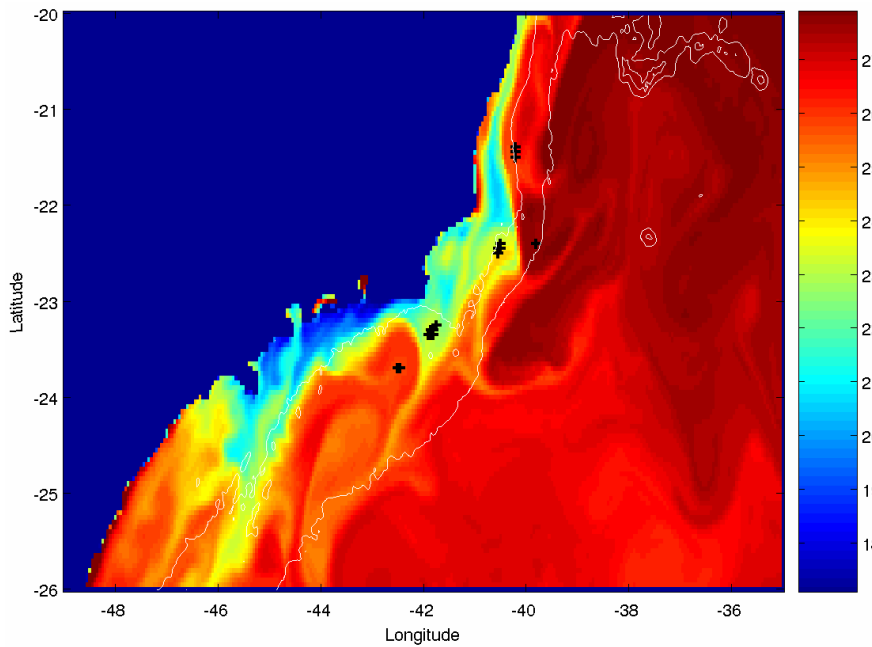
**Figura 60: (a) Visualização de um possível candidato falso da Figura 58, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

Referente ao *cluster* da Figura 40 (b), pode-se observar os resultados na Figura 61 (a), (b).

(a)



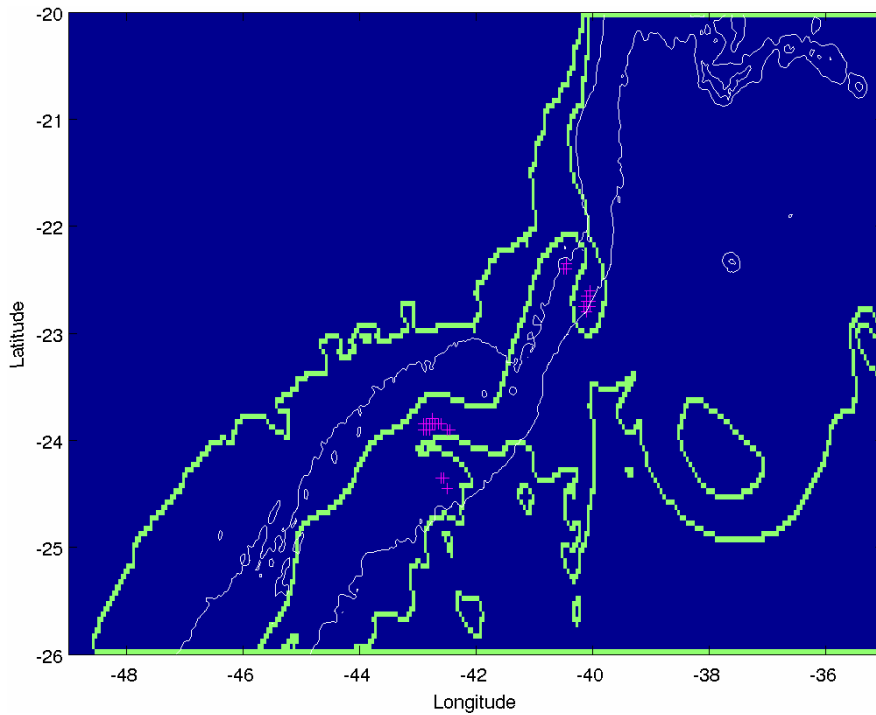
(b)



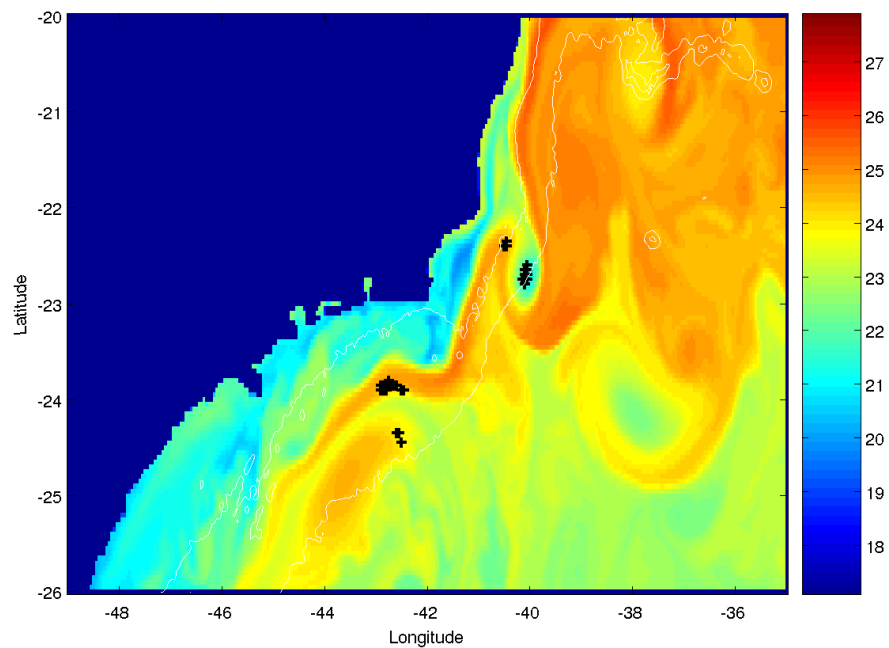
**Figura 61: (a) Candidatos a vórtices pós-filtros do ROMS dia 27/10/2009, (b) Candidatos do item (a) sobre a TSM**

Para o *cluster* da Figura 41 (b), os candidatos a vórtices podem ser observados na Figura 62 (a), (b). Nas Figuras 63 (a), (b) e 64 (a), (b), um possível candidato a vórtice verdadeiro e um possível candidato falso, respectivamente.

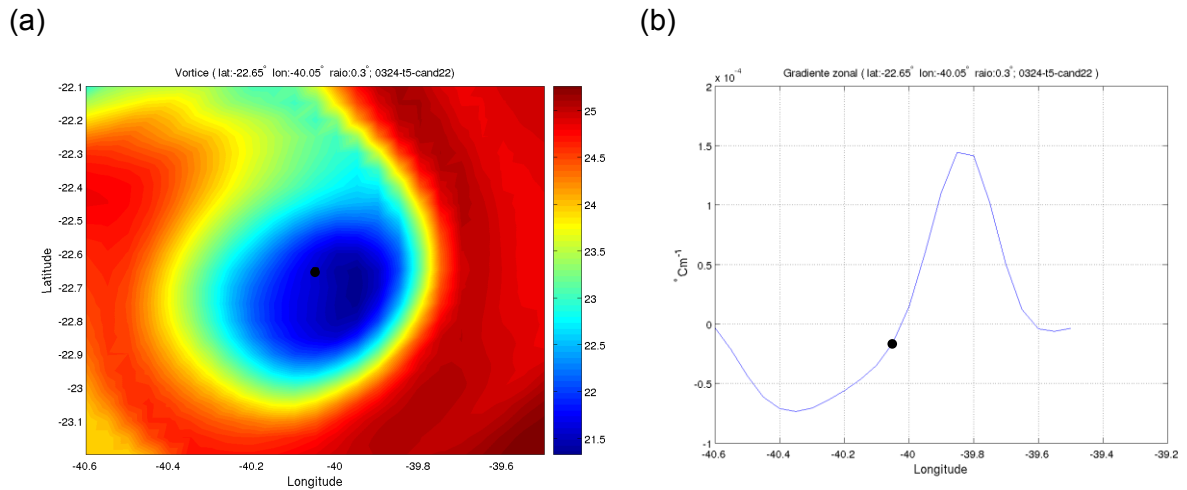
(a)



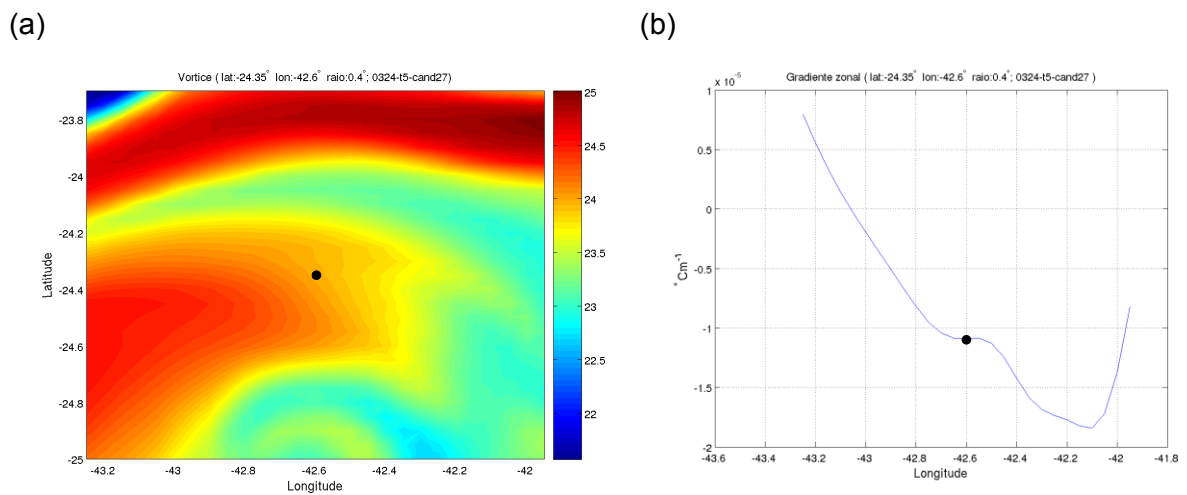
(b)



**Figura 62: (a) Candidatos a vórtices pós-filtros do ROMS dia 20/11/2009, (b) Candidatos do item (a) sobre a TSM**



**Figura 63: (a) Visualização de um possível candidato verdadeiro da Figura 62, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**



**Figura 64: (a) Visualização de um possível candidato falso da Figura 62, (b) Gradiente zonal na latitude do centro do vórtice do item (a)**

Após a análise dos vórtices na forma quase circular, a ferramenta se mostrou bastante eficiente, funcionando como um classificador semiautomático. Os resultados foram bons, indicando que para vórtices bem definidos nas imagens é possível a identificação.

Considerando a técnica utilizada é natural que seja definida uma forma de avaliar sua eficiência. Aqui ela foi avaliada com base nos vórtices detectados corretamente, uma vez que os falsos positivos são descartados pelo especialista. Nesse contexto, dos vórtices existentes nas imagens, todos os vórtices com características semicirculares foram detectados.

## Conclusões

Algo que de imediato pode ser observado é que a aplicação do método tem seu êxito bastante relacionado com as características dos dados de entrada para o problema. A descrição dos dados no início do texto já indicou as dificuldades para detecção de vórtices. Sendo assim, um fato que deve ser levado em consideração é em relação à busca de imagens cada vez mais livres do problema de recobrimento por nuvens e que apresentem as feições de forma cada vez menos suavizadas e com poucos ruídos. Um primeiro passo já foi dado na geração da composição de 48 horas GOES com remoção de nuvens, mas ainda há bastante a avançar.

Apesar das dificuldades encontradas, os resultados obtidos permitiram a observação de alguns comportamentos interessantes em relação as características dos vórtices presentes na costa brasileira, tais como a localização geográfica típica, diâmetros, temperaturas superficiais.

Neste trabalho foi desenvolvida uma ferramenta semiautomática que permite ao especialista se deter sobre regiões de interesse previamente identificadas. Pode-se dizer, de acordo com os resultados obtidos, que foi possível desenvolver e implementar um classificador eficiente.

Com o intuito de atingir esse objetivo, foram utilizadas algumas técnicas computacionais, mas aquela que obteve os melhores resultados foi a clusterização *fuzzy c-means* como parte do pré-processamento da imagem, seguida de um classificador que busca regiões semelhantes a círculos e utiliza informações descobertas sobre o comportamento das feições na área de estudo para filtrar vórtices detectados indevidamente. Sendo assim, o maior conhecimento dos vórtices na região de estudo gerou uma região menor de busca no classificador de candidatos a vórtices, servindo para filtrar candidatos a vórtices falso positivos, agilizando a análise pós-classificação. Logo, excluir regiões não propensas a vórtices agiliza o processo.

A fim de testar a metodologia, foram criados seis vórtices sintéticos e a classificação funcionou perfeitamente, indicando que o método é adequado para identificação de vórtices quase circulares.



A eficiência do classificador depende muito da qualidade da clusterização, uma vez que o classificador é iniciado com os resultados obtidos dos *clusters*. Para as imagens clusterizadas com 3-partições, os resultados foram excelentes. Como observado nas imagens estudadas, em geral três *clusters* já separam a Corrente do Brasil, que possui o maior gradiente, e como os vórtices surgem em geral em sua borda oeste, o classificador foi bastante eficiente. Mas há que se considerar os casos dos vórtices já desprendidos da Corrente do Brasil.

Nesses casos, pode ser necessária a utilização de uma quantidade maior de *clusters* para detecção de feições até então não detectadas. Apesar do classificador ter detectado os vórtices verdadeiros, também detectou uma quantidade maior de falsos positivos. Isso ocorreu porque ao se aumentar a quantidade de *clusters*, os ruídos foram realçados e suas bordas passaram a ser incluídas no cálculo de elementos coincidentes dentro da janela de busca. Dessa forma, é importante a diminuição desses ruídos para que os resultados sejam melhorados para uma quantidade maior de *clusters*. No entanto, para períodos mais longos sem cobertura de nuvens, onde as feições se apresentaram mais pronunciadas e pouco ruidosas, a técnica também se mostrou eficiente.

De forma geral, o classificador detectou vórtices quase circulares. Em relação aos candidatos a centros de vórtices verdadeiros, observou-se que após a aplicação dos filtros, alguns centros de mesmo raio permaneceram muito próximos, sendo necessário ajustar a metodologia para selecionar apenas o candidato mais provável a centro do vórtice e eliminar os demais.

Para qualificar o classificador obtido, apenas a acurácia de acertos para o elemento estruturante considerado (círculo) foi levada em consideração e apenas os vórtices detectados corretamente foram avaliados, uma vez que o especialista exclui os falsos vórtices após o processamento. Pode-se afirmar que esta abordagem obteve êxito na maioria dos vórtices estudados, quando se tratava de vórtices quase circulares e com um gradiente mais intenso. O método pode ser expandido através da utilização de outros elementos estruturantes representando outras formas geométricas, cuja equação seja conhecida, como a elipse que é uma outra forma que o vórtice eventualmente se assemelha.

Na indústria petrolífera, imagens de satélites são utilizadas para apoiar planejamento de atividades *offshore*, bem como estudar condições ambientais da área do empreendimento. A necessidade de manipular e analisar grande número de imagens requer o desenvolvimento de ferramentas para melhorar a eficiência desta tarefa. Pode-se dizer então que o estudo proposto nessa tese acrescentou mais uma ferramenta aprimorando de forma semiautomática a classificação de vórtices na região de interesse, o que é um ganho significativo, por não existir atualmente nenhuma ferramenta automática disponível no mercado.

## Propostas Futuras

A geração de imagens de TSM com técnicas de interpolação ótima, de modo a se obter imagens menos suavizadas e menos ruidosas, propiciando uma melhor detecção de feições até então não detectadas.

Ao se aumentar a quantidade de *clusters*, os ruídos foram realçados e suas bordas passaram a ser incluídas no cálculo de elementos coincidentes dentro da janela de busca, aumentando a quantidade de falsos positivos. Sugere-se a aplicação de um filtro pós-segmentação para que os resultados sejam melhorados para uma quantidade maior de *clusters*.

O refinamento do classificador proposto de modo que seja possível filtrar mais candidatos falsos positivos.

A implementação de outros elementos estruturantes, como uma elipse, para detecção de mais vórtices nos *clusters*, já que os vórtices na região de estudo não são totalmente circulares e não se apresentam como estruturas bem fechadas.

Utilização de dados altimétricos para se obter informações mais precisas dos vórtices, auxiliando na sua identificação como estrutura ciclônica ou anticiclônica. E isso é possível através de dados orbitais da altura da superfície do mar. Essa informação é fundamental para aperfeiçoar o processo de modelagem das correntes marinhas e assimilação de dados nos modelos numéricos de circulação oceânica.

## Referências Bibliográficas

- BELL, M. J., FORBES, R. M., HINES, A., 2000, "Assessment of the FOAM Global Data Assimilation System for Real-Time Operational Ocean Forecasting", **Journal of Marine Systems**, v. 25, pp. 1-22.
- BELLMAN, R. E., ZADEH, L. A., 1970, "Decision-making in a Fuzzy Environment", **Management Science**, v. 17, n. 4, pp. 141–164.
- BEZDEK, J. C., KELLER, J., KRISHNAPURAM, R. *et al.*, 1999, **Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing**. 1 ed. Massachusetts, USA, Kluwer Academic Publishers.
- CANNY, J. F., 1986, "A Computational Approach to Edge Detection", **IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 8, pp. 679-698.
- CHAUDHURI, A., GANDOPADADHYAY, BALASUBRAMANIAN, R. and RAY, S., 2004, "Automated Oceanographic feature detection from high resolution satellite images", In: **Proceedings of the Seventh IASTED International Conference on Computer Graphics and Imaging**, pp. 217-223, Hawaii, USA.
- CHAUDHURI, S., BALASUBRAMANIAN, R., and GANGOPADHYAY, A., 2008. "Upwelling detection in AVHRR sea surface temperature (SST) images using neural-network framework", In: **Proceedings of the IEEE International Geosciences & Remote Sensing Symposium**, v. II, pp 926-929, Boston, Massachusetts, USA.
- CHIOU, C., 1994, **A Fuzzy Multicriteria Decision Process for Classification of Landsat TM Data of the Rocky Mountain National Park**. Ph.D. dissertation, Dept. Forest Science, Colorado State University, Fort Collins, Colorado, USA.
- ELLS, A., BULTE, E., VAN KOTEN, G. C., 1997, "Uncertainty and Forest Land Use Allocation in British Columbia: Vague Priorities and Imprecise Coefficients". **Forest Science**, v. 43, n. 4, pp. 509-520.
- FAUSETT, L., 1994, **Fundamentals of Neural Networks**. 1 ed. New York, Prentice Hall.
- GARFIELD, N., 1990, **The Brazil Current at Subtropical Latitudes**. Ph.D. dissertation, University of Rhode Island, Rhode Island, USA.
- GOLDBERG, D. E., 1989, **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. 1 ed. New York, Addison-Wesley.
- GOLUB, G., LOAN, C., 1989, **Matrix Computations**. The Johns Hopkins University Press.

- GONZALES, Rafael & WOODS, Richard, 1993, **Digital Image Processing**, Addison-Wesley Publishing Company.
- GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E., 2000, **Processamento de Imagens Digitais**. São Paulo (SP), Editora Edgard Blücher Ltda.
- GORDON, A. D., 1981, **Classification**. 1 ed. London, Chapman and Hall.
- HAYKIN, S., 2001, **Redes Neurais: Princípios e Prática**. 2 ed. Bookman.
- HOLYER, R. J., PECKINPAUGH, S. H., 1989, "Edge Detection Applied to Satellite Imagery of the Oceans", **IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing**, v.27 (Jan), pp. 46-56.
- HOU, Z., KOH, T. S., 2003, "Robust Edge Detection", **Pattern Recognition**, v. 36, pp. 2083–2091.
- JAIN, R., KASTURI, R., AND SCHUNCK, B. G., 1995, **Machine Vision**. McGraw-Hill series in computer science. New York, NY, McGraw-Hill Inc..
- KIDDER, S. Q., HAAR, T. V., 1995, **Satellite Meteorology: an Introduction**. 1 ed. London, Academic Press.
- KIMME, C., BALLARD, D. H., SKLANSKY, J., 1975, "Finding Circles by an Array of Accumulators", **Communications of the Association for Computing Machinery**, v. 18, pp. 120-122.
- KOVÁCS, Z., 1996, **Redes Neurais Artificiais**, Acadêmica.
- LEHN, K., TEMME, K., 1996, "Fuzzy Classification of Sites Suspected of Being Contaminated", **Ecological Modeling**, v. 85, pp. 51-58.
- LEVITAN, J., WU, Y., WARBINGTON, R., 1994, "Mapping Forest Vegetation Using Landsat Tm Imagery And A Canopy Reflectance Model", **Remote Sensing Of Environment**, v. 50, n. 3 (Dec), pp. 240-254.
- LOBO, A., 1997, "Image Segmentation and Discriminant Analysis for the Identification of land Units in Ecology", **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 35, pp. 1136–1145.
- MARR, D., 1982, **Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information**, San Francisco, W. H. Freeman.
- MENESES, P. R. & Madeira Netto, J. S. (Editores), 2001, **Sensoriamento Remoto: Reflectância de Alvos Naturais**. 1 ed. Brasília, Editora UnB.
- MENESES, P. R., 2003, **Fundamentos de Sensoriamento Remoto. Textos Universitários**. Lab. de Sensoriamento Remoto. Instituto de Geociências - UnB. Brasília.

- MICHIE, D., SPIEGELHALTER, D. J., TAYLOR, C. C., 1994, **Machine Learning, Neural and Statistical Classification**. 1 ed. Hertfordshire, Ellis Horwood.
- MOREIRA, M. A., 2003, **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. 2 ed. Editora da UFV.
- NASCIMENTO, S., FRANCO, P., 2009, "Segmentation of Upwelling Regions in Sea Surface Temperature Images via Unsupervised Fuzzy Clustering". In: **Proceedings of the Intelligent Data Engineering and Automated Learning**, LNCS 5788, Springer-Verlag, pp. 543–553, Burgos, Spain.
- OCEANSAT Tecnologia Espacial para o Monitoramento Ambiental S/C. 2002, **Resultados do Projeto Roncador: comportamento oceanográfico da região de Roncador, Bacia de Campos, Bacia de Santos, baseado na análise dos dados obtidos por satélite no período de novembro de 1998 a fevereiro de 2001**. Relatório Técnico. OCEANSAT. 55pp.
- PAES, R. C. O. V., OLIVEIRA, A. N., FRANÇA, G. B. *et al.*, 2009, **A Composição de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) para Assimilação em Modelos Numéricos de Circulação Oceânica**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 14. (SBSR), pp. 7031-7038, Natal.
- PAL, N. R., and PAL, S. K., 1993, "A Review of Image Segmentation Techniques". **Pattern Recognition**, v. 26, pp.1277-1294.
- PAL, N. R., and BEZDEK, J., 1995, "On Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Model". **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, v. 3, pp. 370-379.
- PATEL, S., BASABUBRAMANIAN, R., and GANGOPADHYAY, A., 2008. "Automatic Detection of Oceanic Eddies in SeaWiFS-Derived Color Images Using Neural Networks and Shape Analysis". In: **Proceedings of the IEEE International Geosciences & Remote Sensing Symposium**, v. 2, pp. 835-838, Boston, Massachusetts, USA.
- PATTRIDGE, G. W., PLAT, C. M. R., 1976, **Radiative Processes in Meteorology and Climatology**. New York, Elsevier.
- PECKINPAUGH, S. H., HOLYER, R. J., 1994, "Circle Detection for Extracting Eddy Size and Position from Satellite Imagery of the Ocean", **IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing**. v. 32 (March), pp. 267-273.
- PEDRYCZ, W., GOMIDE, F., 1998, **An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design**. 1 ed. Massachusetts, MIT Press.
- POLITO, P. S., Sato, O., 2004, **Oceanografia por Satélites**. 1 ed. São Paulo, Instituto Oceanográfico da USP.

- SARTORI NETO, A., 2004, **Análise de Imagens Termais AVHRR Utilizando Transformada de Fourier e Ondaletas para Determinação de Padrões em Vórtices e Meandros**. Tese de Doutorado, UFV, 2004, Viçosa, MG, Brasil.
- SCHOENAUER, M., MICHALEWICZ, Z., 1997, "Evolutionary Computation", **Control and Cybernetics**, v. 26, n. 3, pp. 307-338.
- SHANKAR, B. U., MURTHY, C. A., PAL, S. K., 1998, "A New Gray Level Based Hough Transform for Region Extraction: An Application to IRS Images", **Pattern Recognition Letters**, v. 19, n. 2, pp. 197-204.
- SILVEIRA, I. C. A., SCHIMIDT, A. C., CAMPOS *et al.*, 2000, "A Corrente do Brasil ao Largo da Costa Leste Brasileira", **Revista Brasileira de Oceanografia**, v. 48, n. 2, pp. 171-183.
- SOUSA, F. M., NASCIMENTO, S., CASIMIRO *et al.*, 2008, "Identification of Upwelling Areas on Sea Surface Temperature Images Using Fuzzy Clustering", **Remote Sensing of Environment**, v. 112 (June), pp. 2817-2823.
- WALTER, V., 2004, "Object-Based Classification of Remote Sensing Data for Change Detection", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 58, n. 3-4, pp. 225-238.
- VAN DER WERFF, H. M. A., BAKKER, W. H., VAN DER MEER *et al.*, 2006, "Combining Spectral Signals and Spatial Patterns Using Multiple Hough Transforms: An Application for Detection of Natural Gas Seepages", **Computers & Geosciences**, v. 32, n. 9, pp. 1334-1343.
- WASSERMAN, P., 1989, **Neural Computing: Theory and Practice**. 1 ed. New York, Von Nostrand Reinhold Company.
- WIDHAM, M. P., 1982, "Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Clustering Algorithm", **IEEE Transactions on Pattern Analyses Machine Intelligence**, v. 4, pp. 357-363.
- WOODCOCK, C. E., COLLINS, J. B., GOPAL *et al.*, 1994, "Mapping Forest Vegetation Using Landsat TM Imagery and a Canopy Ceflectance Model", **Remote Sensing of Environment**, v. 50, n. 3 (Dec), pp. 240-254.
- XIE, X. L., BENI, G., 1991, "A Validity Measure for Fuzzy Clustering", **IEEE Transactions on Pattern Analyses Machine Intelligence**, v. 13, n. 8, pp. 841-847.
- ZADEH, L. A., 1965, "Fuzzy Sets", **Information and control**, v. 8, n. 3, pp. 338-353.

- ZHANG, P., FU P., XIAO J., and MENG D., 2004, "Image Retrieval based on Modified Fuzzy C-Means Clustering Algorithm", **From Proceeding (427) Internet and multimedia Systems and Applications**, pp 427-040.
- ZHU, A., BAND, L. E., DUTTON, B. *et al.*, 1996, "Automated Soil Inference Under Fuzzy Logic Ecological Modeling", n. 90, pp. 123-145.
- ZIMMERMANN, H. J., 1996, **Fuzzy set Theory - and Its Applications**. Boston, Kluwer Academic Publishers.



**Apêndice A – Coordenadas geográficas do perfil médio da frente térmica da  
Corrente do Brasil**

<b>Longitude</b>	<b>Latitude</b>
-40.011207	-20.029357
-40.028885	-20.047747
-40.011207	-20.136138
-39.992024	-20.147079
-39.979401	-20.260691
-39.992024	-20.361679
-40.004648	-20.424797
-40.004648	-20.525785
-40.004648	-20.652021
-40.042519	-20.715138
-40.080389	-20.740385
-40.080389	-20.778256
-40.118260	-20.816127
-40.118260	-20.891868
-40.130883	-20.917115
-40.181378	-20.954986
-40.219248	-21.068598
-40.231872	-21.131715
-40.257119	-21.232704
-40.231872	-21.346316
-40.231872	-21.548292
-40.231872	-21.674528
-40.206625	-21.750269
-40.206625	-21.901752
-40.194001	-21.990116
-40.194001	-22.091105
-40.206625	-22.204717
-40.257119	-22.381446
-40.307613	-22.482435
-40.383354	-22.520305
-40.446472	-22.558176
-40.496966	-22.596047
-40.509590	-22.633917
-40.534837	-22.709658
-40.597955	-22.798023

-40.623202	-22.835894
-40.698943	-22.911635
-40.724190	-22.936882
-40.787308	-23.025247
-40.812555	-23.063118
-40.888296	-23.100988
-40.926167	-23.138859
-40.976661	-23.189353
-41.027155	-23.252471
-41.052402	-23.302965
-41.115520	-23.366083
-41.166014	-23.391330
-41.216508	-23.429201
-41.229132	-23.454448
-41.254379	-23.504942
-41.267003	-23.568060
-41.304873	-23.618554
-41.292250	-23.656424
-41.354937	-23.759937
-41.443302	-23.830629
-41.496321	-23.883648
-41.549339	-24.060378
-41.637704	-24.184089
-41.620031	-24.237107
-41.708396	-24.307799
-41.849780	-24.413837
-41.902799	-24.466856
-41.955818	-24.502202
-41.973491	-24.572894
-42.061855	-24.661259
-42.114874	-24.749623
-42.097201	-24.802642
-42.114874	-24.908680
-42.150220	-25.014718
-42.150220	-25.032391

# Livros Grátis

( <http://www.livrosgratis.com.br> )

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)  
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)  
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)  
[Baixar livros de Matemática](#)  
[Baixar livros de Medicina](#)  
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)  
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)  
[Baixar livros de Meteorologia](#)  
[Baixar Monografias e TCC](#)  
[Baixar livros Multidisciplinar](#)  
[Baixar livros de Música](#)  
[Baixar livros de Psicologia](#)  
[Baixar livros de Química](#)  
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)  
[Baixar livros de Serviço Social](#)  
[Baixar livros de Sociologia](#)  
[Baixar livros de Teologia](#)  
[Baixar livros de Trabalho](#)  
[Baixar livros de Turismo](#)