



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA  
**INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS**

# **REGIONALIZAÇÃO DO AMBIENTE PELÁGICO BRASILEIRO - UM SUBSÍDIO PARA O PLANEJAMENTO DE ÁREAS MARINHAS PROTEGIDAS**

Andréa de Lima Oliveira

Monografia referente à Disciplina SER  
301-Análise de Espacial de Dados  
Geográficos

São José dos Campos  
2018

## Sumário

Resumo .....	1
1. Introdução.....	1
2. Métodos.....	3
2.1 Área de Estudo.....	3
2.2 Agrupamento Hierárquico com Restrição Espacial .....	4
2.3 Preparação dos Dados.....	6
3. Resultados.....	7
4. Discussão .....	10
5. Conclusões.....	12
6. Referências .....	13
Anexo A.....	15

## Resumo

As primeiras propostas de regionalização do ambiente pelágico foram inicialmente feitas de forma supervisionada, baseada primordialmente no conhecimento de especialistas e imagens de satélite para auxiliar. Essas áreas, no entanto, eram estáticas, não mostrando a variabilidade espacial que esses ambientes apresentam ao longo do tempo. Por isso, novos trabalhos considerando áreas mais reduzidas têm buscado usar métodos de classificação estatísticos não supervisionados para fazer a regionalização sazonal da região pelágica. O presente trabalho aplica o método de agrupamento hierárquico com restrição espacial para a regionalização da Zona Econômica Exclusiva brasileira e áreas adjacentes, visando o subsídio da gestão das áreas marinhas protegidas da região, considerando a média sazonal de 2002 a 2017 dos seguintes parâmetros: PAR (radiação fotos sinteticamente ativa), TSM (temperatura da superfície do mar), Chla (concentração de clorofila-a), ACS (altura da camada superficial) e profundidade. Os resultados foram comparados às características e processos oceanográficos conhecidos na literatura para os agrupamentos. O algoritmo apresentou resultados condizentes com as características da região, podendo auxiliar na gestão e criação de novas áreas marinhas protegidas.

## 1. Introdução

O conceito de gestão baseada em ecossistemas (*ecosystem based management*), diferentemente da gestão setorial, requer um profundo entendimento das conexões e relações dinâmicas entre os sistemas ecológico, social e econômico (BORJA et al., 2010). De forma a permitir um melhor entendimento e mesmo valoração da importância da preservação de ecossistemas naturais, o conceito de serviços ecossistêmicos— contribuições diretas e indiretas que os ecossistemas fornecem para o bem-estar humano— têm um papel central na gestão baseada em ecossistemas (DE GROOT et al., 2010). Permitindo avaliar os efeitos das ações humanas sobre os serviços ecossistêmicos, tornando o planejamento e as decisões mais claras. Dessa forma, quanto mais detalhado for o entendimento dessas conexões mais transparente será o processo de decisão (HATTAM et al., 2015).

Os ecossistemas marinhos fornecem uma série de serviços ecossistêmicos para a humanidade, e.g. produção de alimentos, purificação do ar, regulação climática, tratamento de efluentes, proteção da costa, transporte, lazer, entre outros (HATTAM et al., 2015). Apesar da relevância desses ecossistemas, não há nenhuma área dos oceanos que permanece intacta, sem sofrer impactos das ações humanas, sendo que 41% dessa área é fortemente impactada (HALPERN et al., 2015). Este cenário indica a necessidade de uma gestão desse ambiente de forma a preservar os serviços ecossistêmicos oferecidos.

Os ambientes marinhos, assim como os ambientes terrestres, sofrem de forma progressiva com os diversos estressores, e.g. aquecimento global, acidificação, pesca, navegação, exploração de petróleo e gás *offshore*, poluição difusa, entre outros. A abordagem que ecologistas terrestres e marinhos bentônicos têm adotado para endereçar a complexidade e irregularidade desses ambientes é a ecologia de

paisagem, que fornece uma estrutura teórica e contextual para manejo baseado em ecossistemas (KAVANAUGH et al., 2016). Esses ecossistemas, apesar de serem dinâmicos, sofrem as mudanças de forma mais lenta se comparados aos ecossistemas marinhos pelágicos, sujeitos a processos físicos turbulentos, constantemente alterando sua estrutura. KAVANAUGH et al. (2016) defendem que a adaptação do conceito de ecologia de paisagens para ambientes pelágicos, a partir de dados sinópticos físicos e biológicos disponíveis atualmente pode ser feita de forma a englobar os processos dinâmicos, incluindo a variação temporal desses ecossistemas.

A partir dessa adaptação KAVANAUGH et al. (2016) sugere o uso do termo *seascapes*, ou paisagens marinhas, para tratar dos ecossistemas marinhos pelágicos, argumentando que as paisagens marinhas pelágicas são moldadas por processos oceanográficos que variam no espaço, tempo e profundidade. Dessa forma, para adaptar os princípios da ecologia de paisagens terrestre ao domínio pelágico é necessário criar uma estrutura que inclua essa dinâmica no habitat planctônico influenciando os padrões espaço-temporais das interações ecológicas e distribuição de espécies (KAVANAUGH et al., 2016).

A regionalização do ambiente pelágico apresenta desafios maiores do que a regionalização de ambientes terrestres, uma vez que dados referentes à biodiversidade, além de dispendiosos, também exige uma maior cobertura espacial e temporal, esses desafios foram apontados por LONGHURST (1998), que incorporou o uso de dados de sensoriamento remoto dos oceanos para propor uma bioregionalização pelágica dos oceanos. Embora a regionalização proposta por LONGHURST (1998) seja estática, representando limites médios dos parâmetros usados, ainda é uma referência importante por englobar todo o planeta e descrever os processos oceanográficos predominantes em cada província.

De acordo com KRUG et al.(2017), a classificação da região pelágica do oceano usando-se dados de satélite tem duas linhas principais de métodos, o supervisionado, que depende de conhecimento prévio dos processos que ocorrem na área, da consulta a especialistas e da literatura (e.g. LONGHURST, 1998) e o não-supervisionado, que apresenta uma abordagem mais estatística, usando métodos de agrupamento por similaridade, hierárquico, redes neurais, entre outros. Apesar dos métodos supervisionados apresentarem resultados que abrangem áreas maiores e serem até o momento mais difundidos, os métodos não supervisionados têm aumentado dos anos 2000 em diante (KRUG et al., 2017).

As abordagens mais recentes buscam acoplar a variabilidade sazonal na regionalização, por meio de métodos de agrupamento estatístico não supervisionado, aplicando-se um único método, e.g. *Fuzzy C-Means* por SILVA (2017), ou combinados, e.g. PrSOM e HAC (respectivamente *Probabilistic Self-Organized Maps* e *Hierarchical ascending classification*) (KAVANAUGH et al., 2014; SARACENO; PROVOST; LEBBAH, 2006), gerando mapas de regionalização de acordo com a estação do ano. ROBERSON et al. (2017) embora tenha entrado com alguns parâmetros de variabilidade sazonal, gerou um mapa de regionalização estático, combinando o método *Iso-Cluster*, muito similar ao *ISODATA* combinado com *Hierarchical Cluster Analysis* (ROBERSON et al., 2017).

A maioria dos métodos, no entanto, não usa algoritmos que incluem restrição espacial no agrupamento, sendo feito apenas no espaço de atributos dos parâmetros de entrada. O PrSOM, embora considere uma curva de probabilidade gaussiana ponderando os parâmetros para os agrupamentos, como descrito por ANOUAR;

BADRAN; THIRIA (1998), não impõe a contiguidade dos agrupamentos. Embora, para o ambiente pelágico, seja plausível que um mesmo ecossistema esteja presente em áreas não contíguas, é interessante que cada *seascape*, aqui envolvendo usos e gestão, seja caracterizado separadamente. Levando esse aspecto em consideração, o uso de técnicas estatísticas de agrupamento não supervisionadas com algum grau de restrição espacial de contiguidade também deve ser avaliado.

O problema de contiguidade dos agrupamentos tem sido há bastante tempo levantado por pesquisadores, sendo que muitos algoritmos clássicos de agrupamento têm sido modificados para levar essa restrição em conta — GORDON (1996) e MURGATH (1985) apresentam uma série de algoritmos que buscam atender a essa restrição. Em um trabalho recente, CHAVENT et al. (2017) apresentam a implementação em R de um algoritmo de agrupamento hierárquico com restrição espacial, por meio de um pacote chamado ClustGeo.

No algoritmo proposto por CHAVENT et al. (2017), o método similar ao Ward para o agrupamento hierárquico tem como entrada duas matrizes de dissimilaridades, uma com as dissimilaridades no espaço de atributos e outra com as distâncias espaciais — que também pode ser a matriz de vizinhança — juntamente com um parâmetro de ponderação entre essas duas matrizes ( $\alpha$ ). Assim, o parâmetro  $\alpha$  desempenha um papel fundamental nesse algoritmo, quanto maior for seu valor mais peso é dado à matriz de contiguidade ( $D_1$ ) e, conseqüentemente, menor o peso para a matriz de dissimilaridade no espaço de atributos ( $D_0$ ). Portanto, a escolha de  $\alpha$  deve ser feita de forma que seja possível atender as restrições espaciais sem degradar muito o critério de similaridade dos atributos.

Devido à praticidade da aplicação desse método e da interpretação dos resultados, o algoritmo de agrupamento hierárquico com restrição espacial descrito por CHAVENT et al. (2017) foi usado na regionalização da Zona Econômica Exclusiva (ZEE) brasileira, nas diferentes estações do ano (verão, outono, inverno e primavera).

## **2. Métodos**

### **2.1 Área de Estudo**

A Zona Econômica Exclusiva (ZEE) é uma área que se estende do limite do mar territorial (12 milhas náuticas a partir da linha de base) até 200 milhas náuticas (Lei 8617/1993), sobre a qual cada país costeiro tem prioridade para a utilização dos recursos naturais (bióticos e abióticos) marinhos, assim como responsabilidade pela gestão ambiental e defesa (CNUDM). Na ZEE, o governo brasileiro pode criar áreas protegidas onde considerar pertinente, assim como criar mecanismos de controle de exploração e uso dos recursos nessas áreas. Na Figura 1, a ZEE brasileira está demarcada, assim como as áreas marinhas protegidas, que compreendem 26,62% do total do território marinho brasileiro, sendo que dessas áreas apenas 1,88% teve sua eficácia avaliada (UNEP-WCMC; IUCN, 2018).

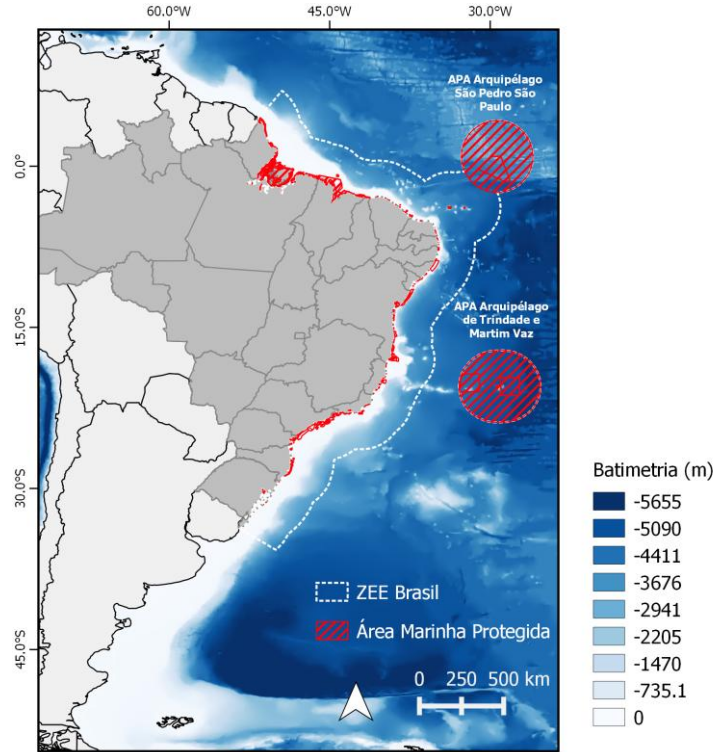


Figura 1. Mapa da área de estudo com a batimetria, limites da ZEE brasileira e áreas marinhas protegidas.

## 2.2 Agrupamento Hierárquico com Restrição Espacial

O método de agrupamento hierárquico Ward clássico se baseia na minimização dos erros quadráticos, sendo que em cada estágio dois elementos são agrupados de forma que representam o menor aumento na soma global dos erros quadráticos dentro dos agrupamentos. O método descrito por CHAVENT et al.(2017), usa o “*Ward-like hierarchical clustering*”, uma vez que permite o uso de distâncias não euclidianas na metodologia, tais como a matriz de vizinhança.

O “*Ward-like hierarchical clustering*” se baseia na pseudo inercia dos agrupamentos ao invés de considerar os erros quadráticos. Considerando que em  $n$  observações, e  $w_i$  é o peso da  $i$ ésima observação sendo  $i = 1, \dots, n$ . E  $D = [d_{ij}]$  é a matriz de dissimilaridade de dimensão  $n \times n$ , onde  $d_{ij}$  é a dissimilaridade entre a observação  $i$  e  $j$ . A pseudo-inércia é dada por:

$$I(C_k) = \sum_{i \in C_k} \sum_{j \in C_k} \frac{w_i w_j}{2\mu_k} d_{ij}^2$$

Onde  $\mu_k = \sum_{j \in C_k} w_j$  é o peso de  $C_k$ . Quanto menor é a pseudo-inércia  $I(C_k)$ , mais homogênea são as observações pertencentes ao grupo  $C_k$ .

A pseudo-inércia da partição  $P_k$ , sendo  $k$  o número de grupos, é dada por:

$$W(P_k) = \sum_{k=1}^K I(C_k)$$

Quanto menor é  $W(P_k)$ , i.e. pseudo-inércia da partição, mais homogênea é a partição nos  $k$  grupos.

A ideia por trás desse agrupamento é que a cada nível hierárquico dois elementos são agrupados, sendo obtida uma combinação de forma que se mantenha a menor pseudo-inércia.

No caso do algoritmo com restrição espacial, a pseudo-inércia leva em consideração o parâmetro de ponderação  $\alpha$  (que pode ter valores de 0 a 1) e tanto a matriz de dissimilaridade do espaço de atributos ( $D_0$ ) quanto pela matriz de dissimilaridade de espacial ( $D_1$ ). Dada pela seguinte equação (CHAVENT et al., 2017):

$$I_\alpha(C_k^\alpha) = (1 - \alpha) \sum_{i \in C_k^\alpha} \sum_{j \in C_k^\alpha} \frac{w_i w_j}{2\mu_k^\alpha} d_{0,ij}^2 + \alpha \sum_{i \in C_k^\alpha} \sum_{j \in C_k^\alpha} \frac{w_i w_j}{2\mu_k^\alpha} d_{1,ij}^2$$

Onde,  $I_\alpha(C_k^\alpha)$  é a pseudo-inércia de mistura do agrupamento  $C_k^\alpha$ , quanto menor o valor da pseudo-inércia de mistura, mais homogênea são as observações pertencentes ao cluster  $C_k^\alpha$ . Enquanto  $\mu_k^\alpha = \sum_{j \in C_k^\alpha} w_j$  é o peso do agrupamento  $C_k^\alpha$  e  $d_{0,ij}^2$  é a dissimilaridade normalizada entre  $i$  e  $j$  na matriz de dissimilaridade do espaço de atributos ( $D_0$ ), o mesmo vale para  $D_1$ . Sendo que os agrupamentos são feitos de forma que se tenham as menores pseudo-inercias possível, como descrito acima.

A escolha do parâmetro  $\alpha$  deve ser feita de forma que se atenda a contiguidade desejada degradando o mínimo possível a matriz de dissimilaridade dos atributos. Para auxiliar na definição de  $\alpha$ , CHAVENT et al.(2017) propuseram o uso da proporção da inércia total explicada pela partição  $P_k^\alpha$  em  $k$  grupos, dada por:

$$Q_\beta(P_k^\alpha) = 1 - \frac{W_\beta(P_k^\alpha)}{W_\beta(P_1)} \in [0,1]$$

Onde  $\beta$  seria um ponderador para ajudar na escolha de  $\alpha$ . De forma que, quando  $\beta = 0$ , o denominador  $W_0(P_1)$  é a inércia total baseada na matriz de dissimilaridade  $D_0$ , e o numerador é a inércia dentro do cluster  $W_0(P_k^\alpha)$  baseada também em  $D_0$ . Ou seja, apenas a matriz de dissimilaridade do espaço de atributos é levada em consideração.

Assim, quanto maior for o valor de  $Q_0(P_k^\alpha)$  mais homogênea é a partição  $P_k^\alpha$  do ponto de vista da matriz de atributos.

$$Q_0(P_k^\alpha) = 1 - \frac{W_0(P_k^\alpha)}{W_0(P_1)} \in [0,1]$$

No caso, o valor de  $W_0(P_1)$  é constante, e  $W_0(P_k^\alpha)$  vai variar de acordo com o valor de  $\alpha$ .

De forma similar, quando  $\beta = 1$ , apenas a matriz de contiguidade  $D_1$  é levada em consideração. E quanto maior do valor de  $Q_1(P_k^\alpha)$  mais homogênea é a partição  $P_k^\alpha$  do ponto de vista da matriz de contiguidade.

$$Q_1(P_k^\alpha) = 1 - \frac{W_1(P_k^\alpha)}{W_1(P_1)} \in [0,1]$$

Dessa forma, CHAVENT et al.(2017), sugere que plotando  $Q_0(P_K^\alpha)$  e  $Q_1(P_K^\alpha)$  no mesmo gráfico para diferentes valores de  $\alpha$ , é possível escolher um alfa intermediário que atenda o máximo de homogeneidade possível nas duas matrizes, para um determinado número de agrupamentos  $K$ .

### 2.3 Preparação dos Dados

Os dados biogeográficos usados para o agrupamento, foram selecionados de forma a representar adequadamente a média sazonal dos parâmetros oceanográficos e biológicos da área, com base em trabalhos anteriores.

**Tabela 1. Características e fontes dos parâmetros usados para a regionalização.**

Parâmetros	Fonte	Resolução Espacial	Unidade de medida
Temperatura Superficial (SST)	MODIS	4 km	°C
Clorofila-a (Chla)	MODIS	4 km	mg m <sup>-3</sup>
Radiação Fotossinteticamente Ativa (PAR)	MODIS	4 km	Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup>
Profundidade (Prof)	GEBCO	1 arc minuto	m
Altura da camada superficial (ACS)	Modelo MERRA	0.5 x 0.625°	m

Foram obtidas as médias sazonais (verão, outono, inverno e primavera) para os parâmetros SST, Chla, PAR e Altura da camada superficial, de 2002 a 2017 (<https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/>). Todos os parâmetros apresentados na tabela 1 foram reamostrados para a resolução da altura da camada superficial 0.5 x 0.625°. Antes de aplicar o método hierárquico com restrição espacial, todos os parâmetros foram padronizados, subtraindo-se a média e dividindo-se pelo desvio padrão do conjunto de valores do parâmetro. Profundidades menores do que 50 m foram descartadas, devido ao maior grau de interferência nos parâmetros usados para a regionalização.

A classificação foi feita com base na grade reamostrada dos parâmetros apresentada na Figura 2. A dimensão dos elementos da grade é de 50 x 62km, optou se por essa dimensão, pois permite a representação adequada dos fenômenos oceanográficos da região sem sobrecarregar o custo computacional para a análise.



**Figura 2. Grade usada para a análise de agrupamento hierárquica, cada célula tem as dimensões de 50 x 62km.**



### 3. Resultados

O primeiro passo para realizar o agrupamento hierárquico com restrição espacial é gerar o gráfico para a escolha de  $\alpha$ . Após serem feitos alguns testes com número de agrupamentos variando de 15 a 10, foi escolhido o  $k$  em que os principais polígonos não contíguos, fossem classificados em classes diferentes. Para o verão e outono o número de classes que apresentou o resultado mais adequado foi o  $k=15$ , enquanto para o inverno e primavera o número mais adequado foi  $k=12$ . Que resultou nos gráficos apresentados na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, os valores da variaram de 0.2 a 0.4.

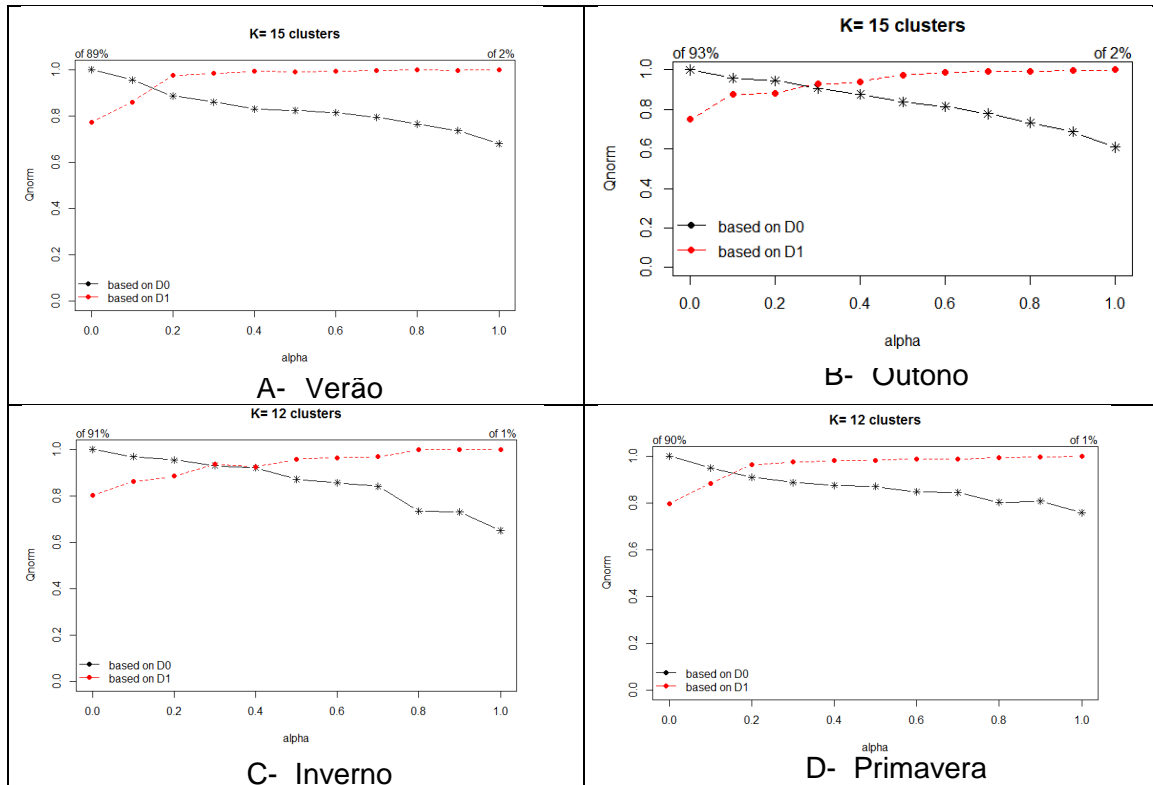


Figura 3. Gráficos para a escolha de  $\alpha$  com  $Q_1$  e  $Q_0$ , onde, A- verão, B- outono, C- inverno e D- primavera.

A partir dos  $\alpha$  indicados foram feitas as classificações para cada estação, apresentadas na Figura 4. O resultado geral do agrupamento se mostrou ajustado aos parâmetros de entrada. O número de agrupamentos na ZEE brasileira variou de 5 a 6 dependendo da estação do ano considerada

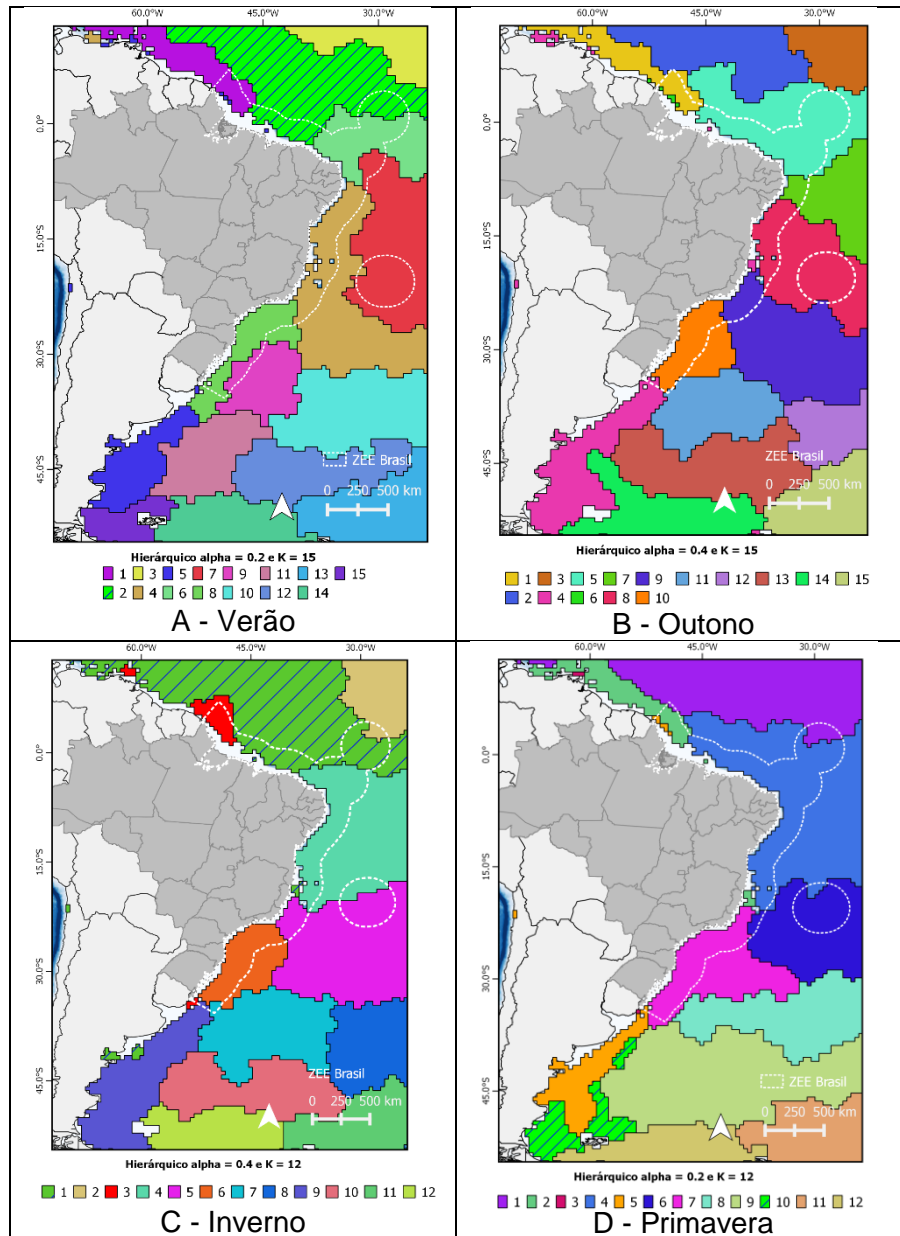


Figura 4. Resultado da aplicação do método hierárquico com restrição espacial, A- verão, B- outono, C- inverno e D- primavera.

Foram calculados os valores médios e o desvio padrão dos parâmetros de cada agrupamento para cada estação do ano (Tabela 2). É possível identificar os grupos mais ao sul e mais ao norte pelas diferenças de temperatura da superfície do mar (TSM), sendo que os grupos mais ao norte têm TSM variando de 28 a 24°C e os grupos mais ao sul têm temperatura variando de 22 a 1.8 °C, para mais ou para menos de acordo com a estação do ano. Os grupos mais costeiros próximo a desembocadura de rios (e.g. Amazonas ao norte e Rio de al Plata ao sul) apresentaram maiores concentrações clorofila-a, variando de 0.38 a 2.68  $\text{mg m}^{-3}$ , sendo que no outono e na primavera foram observados grupos pequenos e com profundidades inferiores a 100m com valores extremamente altos de clorofila-a 12.17  $\text{mg m}^{-3}$ , que no contexto de classificação de agrupamentos pode ser entendido como um outlier. Os valores que mais variaram entre as estações do ano foram o PAR, TSM e ACS. O PAR durante o inverno atingiu os valores mais baixos nos grupos mais ao sul, chegando a 6.19  $\text{Einstein m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$ , essa radiação indica também quanto de

radiação está disponível para aquecer a superfície do mar e disponível para a fotossíntese.

**Tabela 2. Valores médios e desvio padrão dos parâmetros considerados para a classificação, A- verão, B- outono, C- inverno e D- primavera.**

<i>A- Verão K=15</i>										
<i>Grupos</i>	<i>PAR (Einsten m<sup>-2</sup> dia<sup>-1</sup>)</i>		<i>ACS (m)</i>		<i>Chla (mg m<sup>-3</sup>)</i>		<i>Sst (°C)</i>		<i>Prof (m)</i>	
	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>
1	42.75	1.08	66.82	0.06	0.38	0.62	26.82	0.36	-2394.87	1597.48
2	41.48	2.22	66.73	0.15	0.14	0.03	26.58	0.59	-4110.53	699.02
3	41.27	1.23	66.30	0.21	0.15	0.04	24.95	0.77	-5044.49	539.99
4	52.92	2.61	66.30	0.41	0.07	0.10	26.15	1.49	-3915.00	1056.48
5	54.00	2.97	64.05	0.79	2.03	1.81	15.50	3.49	-393.99	729.20
6	48.95	3.50	66.84	0.06	0.12	0.03	27.35	0.25	-4397.86	813.42
7	56.97	1.66	66.46	0.19	0.04	0.01	26.92	0.41	-5141.66	315.60
8	53.16	1.18	66.00	0.51	0.25	0.36	24.93	1.58	-1705.28	1363.77
9	52.30	1.12	65.36	0.40	0.12	0.05	22.67	1.47	-4261.55	670.32
10	48.74	1.21	64.52	0.54	0.24	0.16	19.19	2.23	-4536.84	507.61
11	50.42	2.57	63.89	0.58	0.69	0.31	16.46	2.90	-5134.95	1071.54
12	44.99	2.75	63.08	0.41	0.56	0.12	12.57	2.07	-5177.47	608.26
13	37.54	2.99	61.60	0.63	0.60	0.31	5.50	2.88	-4291.16	1055.30
14	40.40	3.07	61.85	0.47	0.50	0.23	6.32	1.91	-2578.47	1324.70
15	46.54	2.99	62.57	0.32	1.42	0.73	9.16	1.35	-376.02	690.16
<i>B – Outono K=12</i>										
<i>Grupos</i>	<i>PAR (Einsten m<sup>-2</sup> dia<sup>-1</sup>)</i>		<i>ACS (m)</i>		<i>Chla (mg m<sup>-3</sup>)</i>		<i>Sst (°C)</i>		<i>Prof (m)</i>	
	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>
1	49.22	3.08	66.89	0.05	0.70	1.17	27.46	0.33	-2285.44	1550.60
2	50.58	2.13	66.58	0.22	0.15	0.10	26.45	0.79	-4427.35	635.80
3	50.25	2.14	66.30	0.30	0.14	0.01	25.68	1.12	-4926.68	601.40
4	23.75	7.56	63.35	1.15	1.07	0.81	11.66	5.05	-587.20	1084.14
5	44.43	1.97	66.96	0.07	0.12	0.10	27.77	0.33	-3997.81	768.32
6	42.40	0.63	66.97	0.01	11.21	4.90	27.91	0.40	-57.33	8.64
7	47.62	0.93	66.82	0.20	0.06	0.02	27.44	0.68	-5233.93	463.51
8	42.13	3.41	66.51	0.23	0.05	0.02	26.23	1.13	-4664.12	652.93
9	32.09	3.42	65.54	0.59	0.09	0.02	21.80	2.40	-3927.77	994.50
10	32.54	2.14	65.69	0.37	0.16	0.13	22.35	1.37	-2349.79	1466.04
11	26.30	2.10	64.37	0.43	0.26	0.11	17.33	1.83	-4991.34	278.94
12	22.39	2.31	63.65	0.53	0.31	0.11	14.37	2.26	-4451.79	360.23
13	19.50	2.90	62.94	0.53	0.49	0.09	10.96	2.67	-5380.57	555.75
14	14.42	3.04	61.70	0.52	0.36	0.22	4.89	1.87	-2385.65	1335.55
15	13.29	2.34	61.41	0.63	0.37	0.08	4.20	2.69	-4275.02	1054.87
<i>C – Inverno K=12</i>										
<i>Grupos</i>	<i>PAR (Einsten m<sup>-2</sup> dia<sup>-1</sup>)</i>		<i>ACS (m)</i>		<i>Chla (mg m<sup>-3</sup>)</i>		<i>Sst (°C)</i>		<i>Prof (m)</i>	
	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>	<i>Média</i>	<i>DP</i>

1	47.11	4.58	66.79	0.51	0.28	0.49	27.42	2.10	-3888.06	1239.21
2	44.48	3.67	66.71	0.08	0.13	0.01	27.31	0.31	-4727.90	651.74
3	45.65	6.37	66.77	0.80	2.68	3.84	27.39	3.57	-1698.24	1698.43
4	40.90	3.12	66.35	0.30	0.08	0.03	25.54	0.89	-4717.71	800.48
5	27.19	5.07	65.06	0.53	0.11	0.04	20.56	2.21	-4283.01	1006.27
6	23.61	3.09	64.87	0.44	0.36	0.47	20.02	1.75	-2304.52	1416.36
7	15.44	2.24	63.41	0.54	0.30	0.07	14.16	2.37	-4940.46	346.24
8	13.46	2.66	62.91	0.68	0.25	0.04	11.87	2.96	-4466.42	398.69
9	11.88	3.78	62.06	0.63	0.62	0.47	7.56	3.06	-940.20	1470.97
10	9.92	1.71	61.94	0.44	0.31	0.10	7.68	2.56	-5316.83	881.85
11	6.19	1.39	60.61	0.48	0.22	0.05	1.81	1.76	-4088.97	1204.61
12	6.26	1.27	60.95	0.34	0.18	0.04	3.16	1.39	-2432.72	1331.51

*D – Primavera K=12*

Grupos	PAR (Einstein m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	42.92	2.14	66.95	0.11	0.16	0.07	27.73	0.47	-4507.21	709.25
2	47.47	2.79	67.09	0.21	0.47	0.65	28.05	0.68	-1635.47	1270.92
3	43.12	0.77	66.42	1.57	12.17	2.43	25.35	5.30	-99.50	34.89
4	52.12	2.23	66.54	0.30	0.10	0.04	26.44	0.85	-4423.46	890.42
5	41.77	2.43	62.91	0.88	2.92	1.14	11.90	3.76	-214.70	409.63
6	47.11	2.79	65.49	0.35	0.06	0.02	23.29	1.33	-4755.74	629.15
7	42.41	1.30	65.02	0.46	0.21	0.28	21.39	1.60	-2661.87	1376.83
8	39.64	1.74	63.94	0.41	0.24	0.10	17.19	1.65	-4373.77	523.60
9	35.53	3.20	62.59	0.61	0.49	0.17	11.46	3.12	-5068.90	706.31
10	36.83	2.89	62.02	0.36	1.43	0.66	7.67	1.46	-624.51	847.85
11	26.69	2.27	60.84	0.47	0.48	0.18	2.95	2.02	-4363.28	1033.92
12	28.63	2.50	61.11	0.36	0.38	0.22	3.92	1.59	-2313.30	1241.23

A partir dos grupos gerados nessa primeira análise hierárquica que classificou todos os elementos da grade, o valor mediano dos parâmetros para cada polígono foi obtido e foram reclassificados buscando ilustrar o encadeamento hierárquico entre os elementos. Assim, com base em alguns testes e excluindo-se os elementos com área inferior a uma célula, foram feitos agrupamentos com  $k = 7, 5$  e  $2$ , apresentados no Anexo.

## 4. Discussão

O método hierárquico com restrições espaciais apresenta dois parâmetros que devem ser escolhidos baseados em algum critério, o primeiro é o  $\alpha$ , o qual foi escolhido com base na metodologia apresentada por CHAVENT et al.(2017), o outro é o número de agrupamentos (K) a ser considerado, que deve ser embasado na literatura. No presente trabalho optou-se por um K que permitia diferenciar grupos não contíguos, sendo que foi maior no verão e outono e menor no inverno e primavera. No

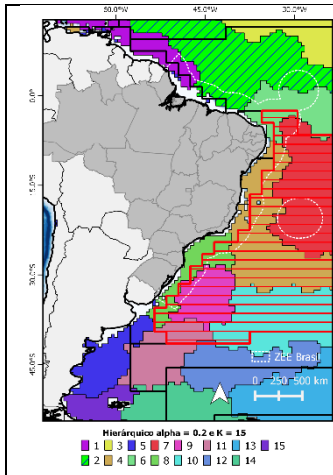
entanto, deve-se investigar uma metodologia mais precisa para a escolha de K na regionalização do ecossistema pelágico.

A metodologia, embora tenha apresentado um custo computacional considerável (cerca de 30min por estação do ano), foi mais eficiente computacionalmente do que o método SKATER, que para o mesmo conjunto de dados, teve um alto custo computacional, impossibilitando sua finalização nos testes realizados. O Skater é um método mais restritivo quanto à contiguidade, no entanto, com conjunto de dados muito grande, sua execução é dificultada.

Os principais agrupamentos encontrados nesse estudo foram comparados às províncias de LONGHURST (1998), indicando os processos envolvidos em cada província e se são condizentes com os resultados aqui apresentados. De maneira geral os resultados foram condizentes, embora a abordagem do presente trabalho tenha privilegiado a escolha de um número de agrupamentos maior do que o proposto por LONGHURST (1998).

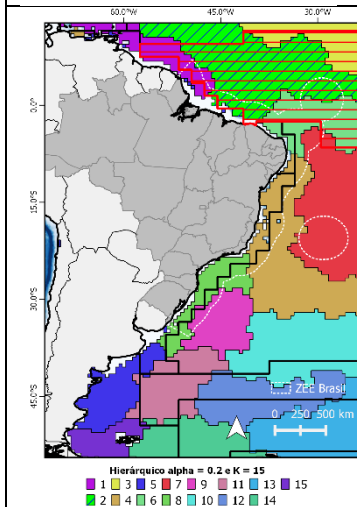
**Tabela 3. Comparação dos resultados do agrupamento do presente trabalho (verão) e as províncias da regionalização de LONGHURST (1998) para a ZEE brasileira e áreas adjacentes, sendo que as áreas hachuradas em vermelho representam as províncias descritas em cada figura da tabela.**

<p>Hierárquico <math>\alpha = 0.2</math> e <math>K = 15</math></p> <p>1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15</p>	<p><b>Província Costeira Guiana (GUIA)</b> – plataforma continental larga (200km) por causa da desembocadura do rio Amazonas. Muitos rios importantes deságuam nessa província (Pará, Amazonas, Essequibo, Orinoco). Por isso, o regime costeiro é muito turbido, com bancos de lama migrando ao longo da costa. Regime oceanográfico dominado pela corrente do norte do Brasil. Área de difícil separação entre o sinal de clorofila e turbidez por sensoriamento remoto (Longhurst, 1998). Três agrupamentos diferentes foram identificados nessa província, mostrando maior discricionariedade do que Longhurst. Mas os processos descritos são condizentes, principalmente com o grupo 1, na desembocadura do rio Amazonas.</p>
<p>Hierárquico <math>\alpha = 0.2</math> e <math>K = 15</math></p> <p>1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15</p>	<p><b>Província Costeira da Corrente do Brasil (BRAZ)</b> – ao longo de quase toda a província a plataforma é estreita. Na latitude do RJ há dois cabos proeminentes (Cabo de São Tomé e Cabo Frio) a sul a plataforma se torna mais larga e mais complexa. Regime dominado pela corrente do Brasil. No extremo sul dessa província deságuas o rio de la Plata que torna a água mais turbida (Longhurst, 1998). Três agrupamentos foram identificados nessa província, um ao norte do RJ, onde a plataforma continental é mais estreita, que se prolonga para áreas mais profundas, indicando que com relação aos atributos utilizados nesse trabalho essas águas não apresentam diferenças muito grandes. Ao sul do RJ, onde há um alargamento da plataforma continental. E no extremo sul da província, já saindo da ZEE brasileira, tenda a influência das águas do Rio de la Plata, como descrito acima.</p>



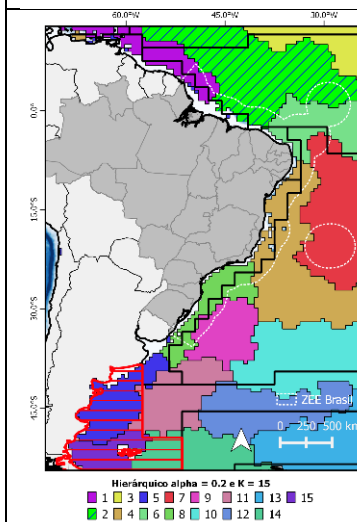
**Província do Giro do Atlântico Sul (SATL)** – compreende a circulação anticiclônica. Produtividade primária em geral muito baixa, com aumento apenas durante o outono (Longhurst, 1998).

Cinco agrupamentos foram identificados nessa província, um dos fatores que os diferencia, é a TSM e a produtividade primária, que tende a ser maior das regiões mais ao sul e mais próximas da costa. A região 7 no mapa ao lado apresenta as características mais semelhantes ao que seria esperado do Giro do Atlântico Sul, com a menor concentração de clorofila-a do conjunto de dados ( $0.04 \text{ mg m}^{-3}$ ) e profundidades superiores a da 5000m. As outras zonas podem ser consideradas áreas de transição de águas.



**Província Atlântico Tropical Oeste (WTRA)** – Influenciada pela Zona de Convergência Intertropical e pela corrente Norte do Brasil. A produtividade primária não varia muito e mantém taxas baixas (Longhurst, 1998).

Quatro agrupamentos foram identificados nessa província, todos apresentaram concentração de clorofila-a baixas ( $0.15 \text{ mg m}^{-3}$ ), temperaturas elevadas e grandes profundidades da ordem de 4000m, com exceção do agrupamento 1, que representa a influência do rio Amazonas, e por isso apresenta  $0.38 \text{ mg m}^{-3}$  de clorofila e profundidades na ordem de 2000m. Interessante notar que o PAR desses agrupamentos é o que menos apresenta variação nas diferentes estações.



**Província das plataformas do Sudoeste do Atlântico (FKLD)** – compreende a plataforma da Argentina e o plato das ilhas Falklands (Malvinas). A região possui uma das mais amplas e planas plataformas do mundo. Nessa região há o encontro entre a corrente do Brasil e a corrente das Malvinas (parte da corrente circumpolar Antártica) (Longhurst, 1998).

Esta área embora não esteja inserida na ZEE brasileira acaba desempenhando certa influência no sul do Brasil, principalmente no período da primavera quando a concentração e clorofila-a aumenta muito na região.

Três agrupamentos foram identificados nessa província, o agrupamento 5 é o que apresentou uma das maiores concentrações de clorofila do conjunto de dados, indicando que são águas produtivas e que tendo disponível a radiação necessária a produtividade primária aumenta. Seguindo o mesmo padrão mas com águas mais profundas os grupos 15 e 14 também representam bem essa província.

## 5. Conclusões

O aumento do potencial computacional e o advento de novos algoritmos de classificação não supervisionado têm aumentado os trabalhos que se propõem a fazer a classificação sazonal de ambientes pelágicos. O algoritmo de agrupamento hierárquico com restrição espacial, utilizado neste trabalho, tem potencial para a classificação do ambiente pelágico marinho de forma eficiente e para a área estudada (ZEE Brasileira) apresentou resultados que refletem os processos oceanográficos predominantes. No entanto, novos estudos devem ser considerados para a escolha adequada do número de agrupamentos (k) para a classificação. Além disso, os resultados, e a possibilidade de organizar os grupos de forma espacialmente hierárquica, é um recurso relevante para auxiliar na gestão das áreas marinhas protegidas dessa região.

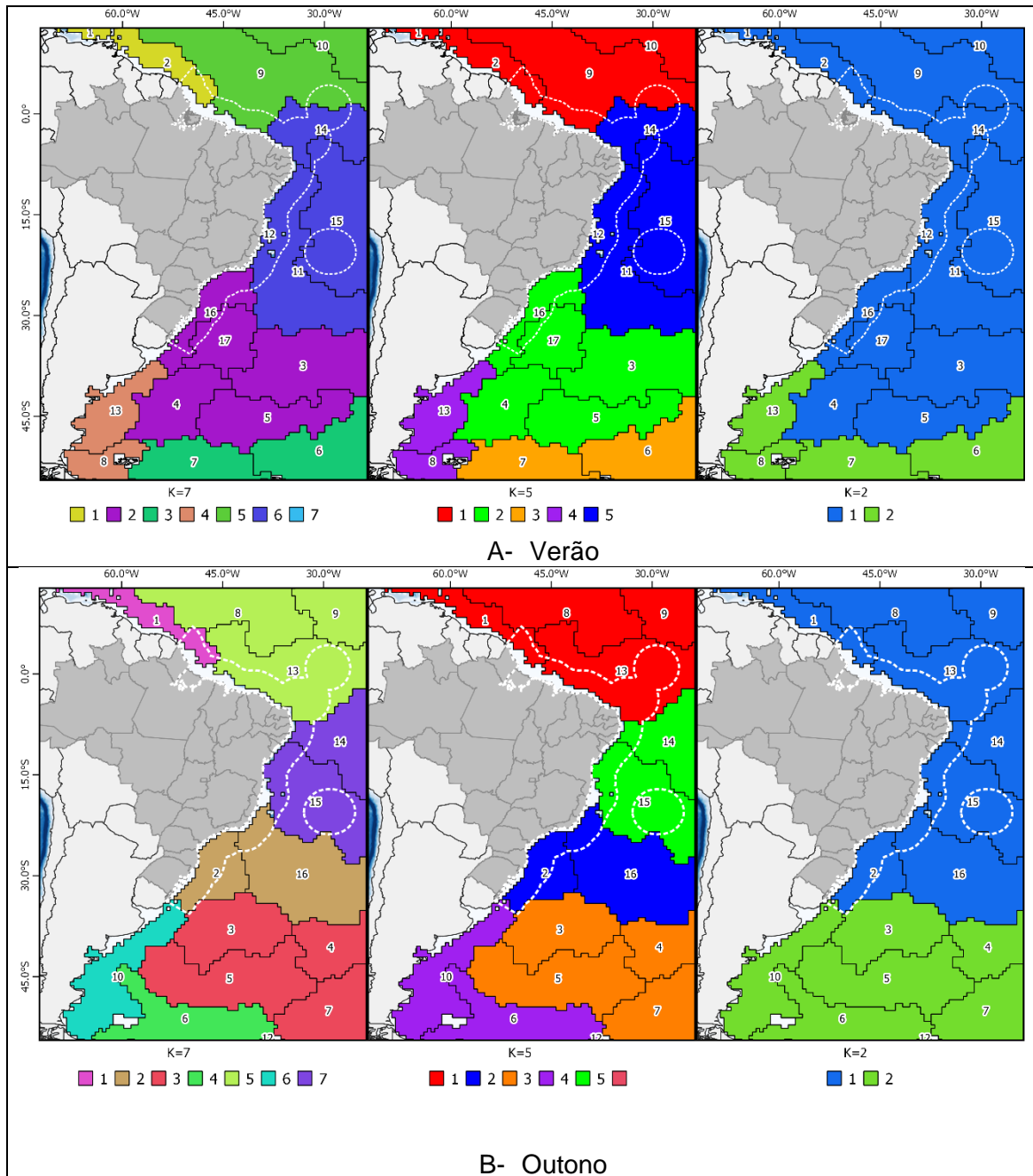
## 6. Referências

- ANOUAR, F.; BADRAN, F.; THIRIA, S. Probabilistic self-organizing map and radial basis function networks. **Neurocomputing**, v. 20, n. 1–3, p. 83–96, 1998.
- BORJA, Á. et al. Marine management - Towards an integrated implementation of the European marine strategy framework and the water framework directives. **Marine Pollution Bulletin**, v. 60, n. 12, p. 2175–2186, 2010.
- CHAVENT, M. et al. ClustGeo: an R package for hierarchical clustering with spatial constraints. **Computational Statistics**, v. 33, n. 4, p. 1799–1822, 2017.
- DE GROOT, R. S. et al. Integrating the ecological and economic dimensions in biodiversity and ecosystem service valuation. In: KUMAR, P. (Ed.). **The Economics of Ecosystems and Biodiversity: Ecological and Economic Foundations**. London; Washington, DC: Eartscan, 2010. p. 9–40.
- GORDON, A. D. A survey of constrained classification. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 21, n. 1, p. 17–29, 1996.
- HALPERN, B. S. et al. A Global Map of Human Impact on Marine Ecosystems. **American Association for the Advancement of Science**, v. 319, p. 948–952, 2015.
- HATTAM, C. et al. Marine ecosystem services: Linking indicators to their classification. **Ecological Indicators**, v. 49, p. 61–75, 2015.
- KAVANAUGH, M. T. et al. Hierarchical and dynamic seascapes: A quantitative framework for scaling pelagic biogeochemistry and ecology. **Progress in Oceanography**, v. 120, p. 291–304, 2014.
- KAVANAUGH, M. T. et al. Seascapes as a new vernacular for pelagic ocean monitoring, management and conservation. **ICES Journal of Marine Science**, v. 73, n. 7, p. 1839–1850, 2016.
- KRUG, L. A. et al. Ocean surface partitioning strategies using ocean colour remote Sensing: A review. **Progress in Oceanography**, v. 155, p. 41–53, 2017.
- LONGHURST, A. R. **Ecological Geography of the Sea**. San Diego: Academic Press, 1998.
- MURGATH, F. A survey of Algorithms for Contiguity-constrained Clustering and Related Problems. **The Computer Journal**, v. 28, n. 1, p. 82–88, 1985.
- ROBERSON, L. A. et al. Pelagic bioregionalisation using open-access data for better planning of marine protected area networks. **Ocean and Coastal Management**, v. 148, p. 214–230, 2017.
- SARACENO, M.; PROVOST, C.; LEBBAH, M. Biophysical regions identification using an artificial neuronal network: A case study in the South Western Atlantic. **Advances in Space Research**, v. 37, n. 4, p. 793–805, 2006.
- SILVA, J. F. DE A. DA. **Províncias biogeoquímicas marinhas no oceano Atlântico Sul por sensoriamento remoto**. [s.l.] INPE, 2017.

SILVEIRA, I. C. A.; CASTRO, B. M.; SOUTELINO, R. G. Circulação oceânica: a dinâmica das correntes. **Scientific American Brasil**, v. 3, n. Coleção Oceanos, 2009. UNEP-WCMC; IUCN. **Protected Planet: The World Database on Protected Areas (WDPA)**. Disponível em: <<https://www.protectedplanet.net/country/BR>>.



# Anexo A



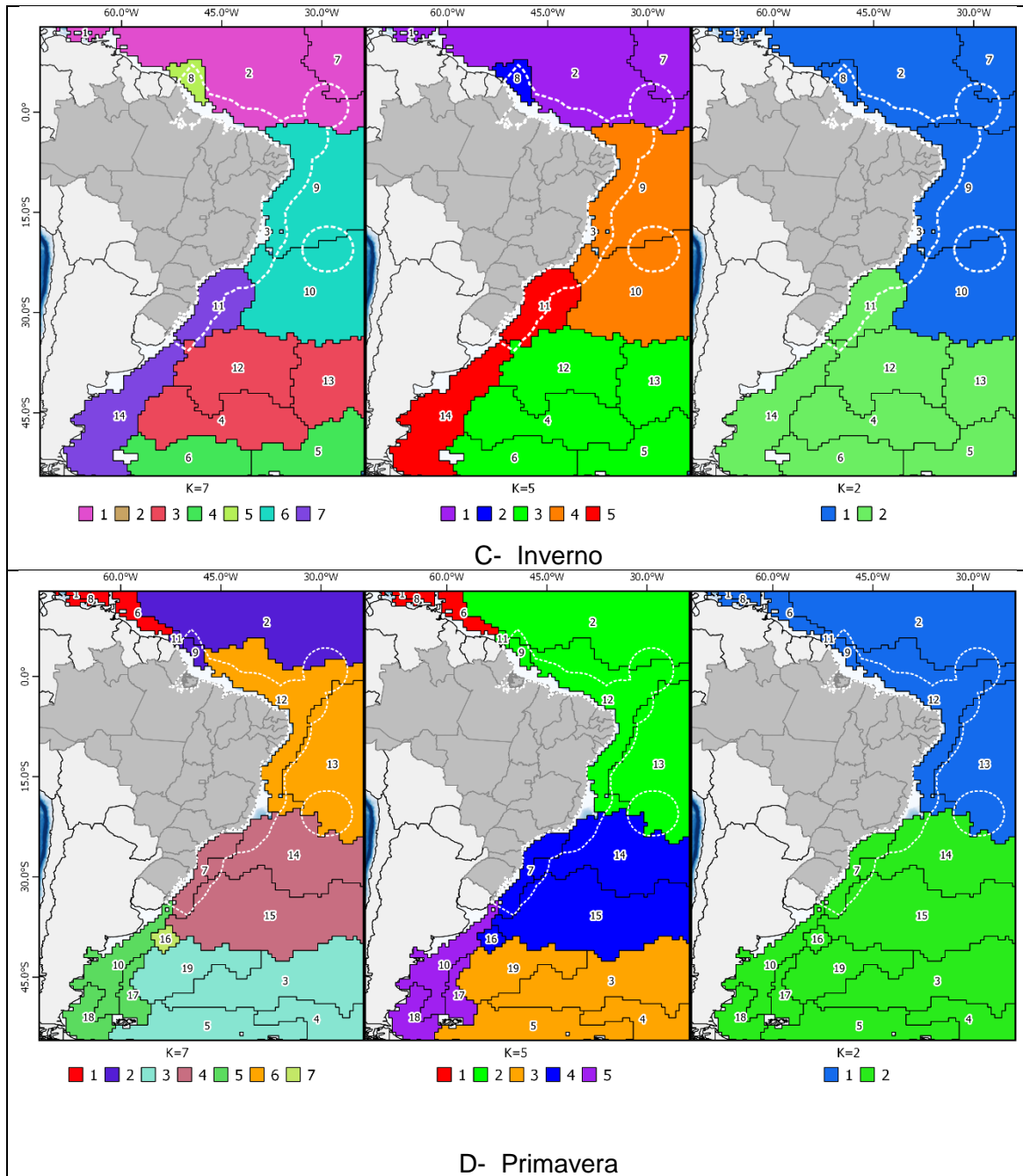
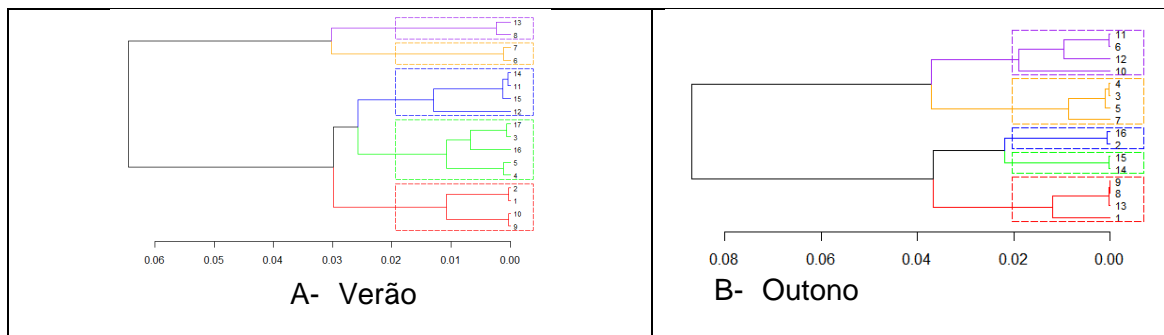


Figura 5. Agrupamento hierárquico com  $K=7, 5$  e  $2$  e  $\alpha=0.2$ , a partir dos polígonos desagregados, A- verão, B- outono, C- inverno e D- primavera.



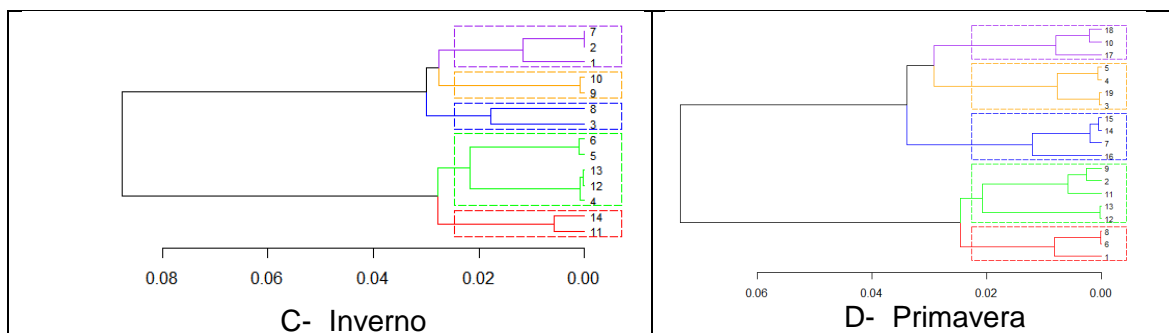


Figura 6. Dendrograma do agrupamento hierárquico do outono, as cores representam os agrupamentos considerando k=5, e os números representam o número identificador de cada polígono.

Tabela 4. Valores médios e desvio padrão dos parâmetros no em k=2, K=5 e k=7.

<i>Verão K=2</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	48.67	5.49	65.85	1.26	0.20	0.18	23.82	4.73	-3818.81	1575.33
2	45.06	7.75	62.45	1.08	0.98	0.62	8.96	4.35	-1817.00	2108.05
<i>Verão K=5</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	42.14	1.00	66.66	0.26	0.18	0.04	26.29	0.91	-3578.88	1280.56
2	49.90	3.33	64.60	1.22	0.32	0.25	19.35	5.09	-4306.60	1332.39
3	38.97	1.86	61.64	0.27	0.47	0.06	5.79	0.99	-3500.00	1414.21
4	51.14	5.35	63.26	0.90	1.50	0.24	12.13	3.97	-134.00	41.01
5	53.64	3.52	66.59	0.23	0.08	0.04	26.93	0.37	-3449.00	2294.38
<i>Verão K=7</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	42.98	0.17	66.81	0.03	0.21	0.02	26.79	0.18	-2595.00	811.76
2	49.90	3.33	64.60	1.22	0.32	0.25	19.35	5.09	-4306.60	1332.39
3	38.97	1.86	61.64	0.27	0.47	0.06	5.79	0.99	-3500.00	1414.21
4	51.14	5.35	63.26	0.90	1.50	0.24	12.13	3.97	-134.00	41.01
5	41.30	0.39	66.52	0.34	0.14	0.01	25.78	1.20	-4562.75	623.31
6	53.17	4.16	66.55	0.25	0.07	0.04	26.89	0.44	-4582.00	440.60
7	55.04	NA	66.74	NA	0.10	NA	27.04	NA	-50.00	NA
<i>Outono K=2</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	43.61	7.54	66.41	0.54	0.18	0.21	25.65	2.32	-3976.61	1112.83
2	17.61	5.88	62.46	1.25	0.45	0.27	8.77	5.48	-3318.84	1768.17
<i>Outono K=5</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP

	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	48.62	2.85	66.68	0.30	0.28	0.28	26.84	0.95	-3909.32	1147.20
2	32.32	0.32	65.62	0.11	0.13	0.05	22.08	0.39	-3138.78	1115.80
3	20.37	5.48	63.09	1.26	0.36	0.10	11.71	5.64	-4774.68	505.95
4	14.85	5.50	61.84	1.01	0.55	0.36	5.83	3.89	-1863.01	1177.75
5	44.87	3.89	66.67	0.22	0.05	0.00	26.84	0.85	-4949.03	402.92

**Outono K=7**

Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	49.22	NA	66.89	NA	0.70	NA	27.46	NA	-2285.44	NA
2	32.32	0.32	65.62	0.11	0.13	0.05	22.08	0.39	-3138.78	1115.80
3	20.37	5.48	63.09	1.26	0.36	0.10	11.71	5.64	-4774.68	505.95
4	12.23	2.08	61.37	0.49	0.38	0.09	4.07	2.03	-2297.55	973.49
5	48.42	3.46	66.61	0.33	0.14	0.01	26.63	1.05	-4450.61	464.87
6	22.69	NA	63.23	NA	1.09	NA	11.11	NA	-559.38	NA
7	44.87	3.89	66.67	0.22	0.05	0.00	26.84	0.85	-4949.03	402.92

**Inverno K=2**

Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	42.19	7.99	66.46	0.70	0.29	0.25	26.19	2.72	-3370.00	1779.77
2	12.25	6.01	62.41	1.52	0.27	0.11	9.59	6.72	-3523.79	1891.51

**Inverno K=5**

Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	47.79	3.14	66.92	0.24	0.21	0.12	27.81	0.54	-3938.5	949.61
2	41.71	7.27	66.52	0.59	0.60	0.23	26.72	2.33	-50	1542.20
3	10.06	4.17	62.00	1.28	0.24	0.05	8.08	5.87	-5002	1149.17
4	34.25	9.50	65.73	0.90	0.09	0.02	23.25	3.54	-3489.5	348.96
5	17.74	7.94	63.42	2.08	0.35	0.21	13.38	9.64	-2231	1685.39

**Inverno K=7**

Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	47.79	3.14	66.92	0.24	0.21	0.12	27.81	0.54	-3938.50	949.61
2	36.57	NA	66.10	NA	0.44	NA	25.07	NA	-50.00	NA
3	12.75	2.75	62.84	0.76	0.27	0.03	11.94	3.40	-5002.00	499.52
4	6.02	0.06	60.74	0.33	0.20	0.03	2.28	1.59	-3489.50	1427.65
5	46.85	NA	66.94	NA	0.77	NA	28.37	NA	-2231.00	NA
6	34.25	9.50	65.73	0.90	0.09	0.02	23.25	3.54	-4746.75	348.96
7	17.74	7.94	63.42	2.08	0.35	0.21	13.38	9.64	-1340.75	1685.39

**Primavera K=2**

Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	48.34	3.98	66.94	0.35	66.94	0.86	27.63	0.99	-2707.75	2054.83
2	36.81	5.97	62.78	1.51	62.78	0.80	11.75	6.83	-2950.09	2105.80
<i>Primavera K=5</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	45.23	0.53	67.22	0.05	0.25	0.12	28.37	0.05	-2608.67	1649.61
2	50.22	3.98	66.78	0.34	0.62	1.10	27.18	1.02	-2767.20	2452.90
3	30.87	5.22	61.60	0.89	0.44	0.12	6.63	4.38	-4372.88	1290.03
4	41.69	1.87	64.40	0.96	0.44	0.45	19.22	3.62	-3453.75	1826.40
5	38.25	3.33	62.17	0.53	1.79	0.95	8.60	2.37	-381.50	468.65
<i>Primavera K=7</i>										
Grupos	PAR (Einsten m <sup>-2</sup> dia <sup>-1</sup> )		ACS (m)		Chla (mg m <sup>-3</sup> )		Sst (°C)		Prof (m)	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
1	45.23	0.53	67.22	0.05	0.25	0.12	28.37	0.05	-2608.67	1649.61
2	48.62	4.70	66.98	0.07	0.97	1.39	27.85	0.27	-1573.00	2534.93
3	30.87	5.22	61.60	0.89	0.44	0.12	6.63	4.38	-4372.88	1290.03
4	42.02	2.14	64.76	0.79	0.22	0.12	20.54	3.06	-3146.17	2106.17
5	38.25	3.33	62.17	0.53	1.79	0.95	8.60	2.37	-381.50	468.65
6	52.61	0.18	66.47	0.38	0.08	0.04	26.18	0.82	-4558.50	720.54
7	40.69	NA	63.33	NA	1.11	NA	15.29	NA	-4376.50	NA