

Universidade de Lisboa

Instituto de Geografia e Ordenamento do Território



**Modelo Espacial Integrado das Perceções dos Turistas no
Litoral Alentejano**

Alexandra Rocha Alves Borges

Dissertação orientada pelo Prof. Doutor Fernando Jorge Pedro da
Silva Pinto da Rocha e coorientada pelo Prof. Doutor Carlos Manuel
Batista Cardoso Ferreira

Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica e Modelação
Territorial Aplicados ao Ordenamento

2019

Universidade de Lisboa

Instituto de Geografia e Ordenamento do Território



**Modelo Espacial Integrado das Perceções dos Turistas no
Litoral Alentejano**

Alexandra Rocha Alves Borges

Dissertação orientada pelo Prof. Doutor Fernando Jorge Pedro da
Silva Pinto da Rocha e coorientada pelo Prof. Doutor Carlos Manuel
Batista Cardoso Ferreira

Júri:

Presidente: Professor Doutor Eduardo Manuel Dias Brito Henriques do Instituto
de Geografia e Ordenamento do Território da Universidade de Lisboa;

Vogais:

· Professora Doutora Patrícia Catarina dos Reis Macedo Abrantes do Instituto de
Geografia e Ordenamento do Território da Universidade de Lisboa;

· Professor Doutor Miguel André Fouto Pinho de Oliveira da Universidade Nova
de Lisboa;

· Professor Doutor Fernando Jorge Pedro da Silva Pinto da Rocha do Instituto
de Geografia e Ordenamento do Território da Universidade de Lisboa.

Resumo

O turismo é considerado um meio de promover o crescimento económico e de revitalizar economias locais e regionais, proporcionando um conjunto de benefícios. No entanto, a atividade turística quando não bem planeada, pode trazer consigo vários impactos negativos, que prejudicam o ciclo de vida dos destinos turísticos. Neste contexto a necessidade de dados em turismo, é especialmente importante para fins de planeamento, previsão da procura turística, marketing e medição de impactos.

Os *Big Data* surgem como uma oportunidade devido à combinação de dois elementos: a dificuldade de extração de dados sobre o comportamento turístico da estatística oficial e a quantidade de novas fontes da Web 2.0 relacionadas com a atividade turística. Além disso, algumas destas fontes, como as redes sociais, permitem aceder a fotografias georreferenciada com alta resolução espacial e temporal, existindo um elevado número de utilizadores e níveis de participação elevados.

Para analisar o comportamento espaço-temporal da procura turística no Alentejo Litoral, foram utilizadas como fonte de dados mais de 40 000 fotografias de turistas, tendo estas sido extraídas das redes sociais Panoramio e Flickr, abrangendo o período de 2007 a 2017. As fotografias foram divididas em turistas e locais, como base nas datas de carregamento nas respetivas redes sociais, sendo o critério utilizado para a distinção a estada média do destino referido pelo Instituto Nacional de Estatística.

Nesta dissertação o principal foco foi analisar a localização das fotografias, identificar os padrões espaciais dos turistas e através da contabilização do número de fotos, localizar os locais mais atrativos. Os principais clusters identificados localizam-se ao longo do litoral, correspondendo a centros urbanos e às praias mais próximas do mesmo, como é o caso de Vila Nova de Milfontes, Troia, Sines e Porto Covo.

Sendo igualmente pretendido avaliar a relação entre as perceções dos turistas e as perspetivas dos decisores, foi utilizada informação referente aos locais identificados pelos decisores como: locais atrativos, locais com potencial de atratividade e locais menos atrativos, recolhida através da realização do *workshop* realizado no âmbito do Plano Operacional Estratégico para o Turismo de Sol e Mar do Alentejo (2015). A análise de *stakeholders*, revelou que os *clusters* mais identificados pelos decisores coincidem na maioria com os locais de preferência dos turistas. No entanto, existem locais subvalorizados pelos decisores, principalmente no interior da sub-região, onde, apesar de se apresentarem de forma mais dispersa e por vezes pontual, existem registos de atratividade estatisticamente significativos.

Palavras-chave: *Geotagged* fotos, redes sociais, Alentejo Litoral, Análise Espacial, Análise de *stakeholders*

Abstract

Tourism is considered a mean to promote economic growth and to revitalize local and regional economies, providing several benefits. However, tourism activity should be well planned, as it can bring with it negative impacts that undermine the tourist destinations' life cycle. In this context, the need for data in tourism is crucial for planning, predicting tourism demand, marketing and impact measurement.

The Big Data comes as an opportunity due to the combination of two elements: the difficulty of extracting data on the tourist behavior from official statistics and the number of new sources of Web 2.0 related to the tourist activity. In addition, some of these sources, such as social networks, allow access to georeferenced photographs with high spatial and temporal resolution, with a high number of users and high levels of participation.

In order to analyze the spacio-temporal behavior of tourist demand in Alentejo Litoral, more than 40 000 photographs of tourists were used as data. The photos were extracted from Panoramio and Flickr social networks, covering the period from 2007 to 2017. The data was divided into tourists and locals, based on the date that the users uploaded the photos into the social networks. To distinguish it was used the average stay in the destination, referred to by the National Statistics Institute.

In this dissertation, the focus was to analyze the location of the photographs, identify the spatial patterns of the tourists and by counting the number of photos, locate the most attractive places. The main clusters identified are located along the coast, corresponding to urban centers and the beaches closest to it, such as Vila Nova de Milfontes, Troia, Sines and Porto Covo.

It was also intended to evaluate the relationship between tourists 'perceptions and decision-makers' perspectives. To do that, it was used information regarding the places identified by decision-makers as: attractive places, potentially attractive places and less attractive places, collected through a workshop

concerning the Strategic Operational Plan for the Sun and Sea Tourism of Alentejo (2015). Stakeholder analysis revealed that the places most identified by decision-makers, mostly coincide with the places of tourist preference. However, there are places that are undervalued by decision-makers, especially within the subregion, where, despite being more dispersed and sometimes punctual, there are statistically significant attractiveness registers.

Keywords: Geotagged photos; social networks; Alentejo Litoral; spatial analysis, stakeholders analysis

Índice

Resumo	i
Abstract	iii
1. Introdução	1
2. Planeamento territorial e Desenvolvimento turístico	5
2.1. Planeamento e Ordenamento de áreas turísticas litorais	8
2.2. Métodos de recolha de informação de informação em turismo	10
2.2.1. Novas fontes de dados: “User-Generated Content”, “Big Data” e Redes Sociais.....	11
2.2.2. Análise do comportamento dos turistas através de Geotagged fotos	15
2.2.3. A escolha das redes sociais: Panoramio e Flickr	18
2.2.4. Limitações dos dados	21
3. Análise espacial	23
3.1. Conceitos de enquadramento.....	24
3.1.1. Autocorrelação espacial	24
3.1.2. Matriz de Vizinhança	25
3.1.3. Agregação espacial.....	26
3.1.4. Métodos quantitativos de análise espacial	27
3.2. Análise estatística de dados espaciais.....	27
3.2.1. Exploração de dados espaciais.....	28
3.2.2. Métodos de estatística espacial	29
3.2.3. Características espaciais da distribuição	30
3.2.4. Índice do vizinho mais próximo.....	35
3.2.5. K-Function	37
3.2.6. Análise de Clusters e Outliers (ACO)	39
3.2.7. Análise de pontos quentes emergentes (Emerging hot spot analysis)	42
4. Dados e Métodos	53
4.1. Enquadramento geográfico do Alentejo Litoral.....	53
4.2. Enquadramento turístico e territorial	54
4.3. Métodos e procedimentos para a análise espacial.....	60
4.3.1. Informação de base para o estudo	60
4.3.2. Programas utilizados	63
Programa	63
Descrição	63

4.4. Diferenciação das fotos tiradas por locais e visitantes	63
5. Distribuição espacial dos turistas no Alentejo Litoral.....	69
5.1. Pré processamento dos dados	69
5.1.1. Delimitação da área de estudo	69
5.1.2. Agregação das fotografias por unidades hexagonais.....	69
5.1.3. Delimitação dos clusters identificados pelos stakeholders	72
5.2. Exploração dos dados.....	74
5.2.1. A localização das fotografias dos turistas no Alentejo Litoral.....	74
5.2.2. Análise das fotos segundo a data de carregamento	77
5.2.3. Distribuição das fotografias dos turistas por unidades hexagonais.....	85
5.3. Métodos e procedimentos da análise estatística	89
5.3.1. Centro médio e Elipse do desvio padrão.....	90
5.3.2. kernel density	91
5.3.3. Nearest neighbour index.....	91
5.3.4. K-function (Multi-distance spatial cluster analysis)	91
5.3.5. Análise de Clusters e Outliers.....	93
5.3.6. Análise de pontos quentes emergentes.....	94
6. Análise dos resultados	97
6.1. Centro médio e Elipse do desvio padrão	97
6.2. Estimativa de Densidade de Kernel (Kernel Density).....	101
6.3. Índice do vizinho mais próximo.....	104
6.4. K-Function (Multi-Distance Spatial Cluster Analysis)	105
6.5. Análise de Clusters e Outliers.....	112
6.6. Análise de Pontos Quentes Emergentes	133
6.7. Densidade de Fluxos de Turistas	143
6.8. Análise de <i>stakeholders</i> : Comparação entre a perspetiva dos decisores e perceções dos turistas.....	144
7. Conclusões.....	171
Bibliografia.....	177
ANEXOS	189

Índice de Figuras

FIGURA 3.1 - ESTIMATIVA DE KERNEL A PARTIR DE UM PADRÃO DE PONTOS.....	34
FIGURA 3.2 - ELEMENTOS DO GRÁFICO RESULTANTE DA FERRAMENTA K-FUNCTION	38
FIGURA 3.3- AGREGAÇÃO DE DADOS PONTUAIS EM UM CABO ESPÁCIO-TEMPORAL	43
FIGURA 3.4 - REPRESENTAÇÃO DA ESTRUTURA DO CUBO ESPÁCIO-TEMPORAL.....	44
FIGURA 3.5 - EXEMPLO DE ALINHAMENTO TEMPORAL DE ACORDO COM A DATA DE TÉRMINO.....	46
FIGURA 3.6 - ESQUEMA DE PROCESSAMENTO DA APQE.....	48
FIGURA 3.7 – ILUSTRAÇÃO DA EXTENSÃO DE VIZINHANÇA.....	49
FIGURA 4.1 - ENQUADRAMENTO DA REGIÃO ALENTEJO LITORAL.....	53
FIGURA 4.2 - EVOLUÇÃO DO NÚMERO DE DORMIDAS EM ESTABELECIMENTOS HOTELEIROS (Nº - EIXO PRINCIPAL) NO ALENTEJO LITORAL E DO SEU PESO (% - EIXO SECUNDÁRIO) NO CONTEXTO REGIONAL 2002-2016	60
FIGURA 4.3 – TABELA DE BASE DAS FOTOGRAFIAS EXTRAÍDAS DO PANORAMIO.....	64
FIGURA 4.4 - DATAS DAS FOTOGRAFIAS CARREGADAS POR VISITANTES E LOCAIS EXTRAÍDAS DO PANORAMIO	65
FIGURA 4.5 - UTILIZADORES VISITANTES EXTRAÍDOS DO PANORAMIO	66
FIGURA 5.1 - DIMENSÃO DA CÉLULA DA MALHA REGULAR DE HEXÁGONOS A) CIDADE DE SINES E B) VISÃO APROXIMADA.....	70
FIGURA 5.2 – MALHA REGULAR DE HEXÁGONOS, AJUSTADA À ÁREA DE ESTUDO	71
FIGURA 5.3 - AGREGAÇÃO DAS FOTOGRAFIAS DOS TURISTAS EM UNIDADES HEXAGONAIS A) FOTOGRAFIAS EXTRAÍDAS DO PANORAMIO (2006-2014); B) FOTOGRAFIAS EXTRAÍDAS DO FLICKR (2007-2017)	72
FIGURA 5.4 - FOTOS DOS VISITANTES EXTRAÍDAS DO PANORAMIO 2006-2014.	74
FIGURA 5.5 - FOTOS DOS VISITANTES EXTRAÍDAS DO FLICKR (2007-2017)	76
FIGURA 5.6 - FOTOGRAFIAS E UTILIZADORES (VISITANTES) EXTRAÍDOS DO PANORAMIO (2006-2014) E DO FLICKR (2007-2017).....	79
FIGURA 5.7 - CLASSIFICAÇÃO DAS FOTOGRAFIAS (VISITANTES), EXTRAÍDOS DO PANORAMIO, SEGUNDO A DATA EM QUE FORAM CARREGADAS 2006-2014.....	80
FIGURA 5.8 - CLASSIFICAÇÃO DAS FOTOGRAFIAS (VISITANTES), EXTRAÍDOS DO FLICKR, SEGUNDO A DATA EM QUE FORAM CARREGADAS 2007-2017.....	82
FIGURA 5.9 - CLASSIFICAÇÃO DOS UTILIZADORES (VISITANTES), EXTRAÍDOS DO PANORAMIO, POR MESES, 2006-2014	83
FIGURA 5.10- CLASSIFICAÇÃO DOS UTILIZADORES (VISITANTES), EXTRAÍDOS DO FLICKR, POR MESES, 2004-2017	84
FIGURA 5.11 - DENSIDADE DE FOTOGRAFIAS DOS TURISTAS POR UNIDADES HEXAGONAIS, EXTRAÍDAS DO PANORAMIO, CLASSIFICADA POR QUEBRAS NATURAIS.....	86
FIGURA 5.12 - DENSIDADE DE FOTOGRAFIAS DOS TURISTAS POR UNIDADES HEXAGONAIS, EXTRAÍDAS DO FLICKR, CLASSIFICADA POR QUEBRAS NATURAIS.....	88
FIGURA 6.1 - CARACTERÍSTICAS DA DISTRIBUIÇÃO DOS VISITANTES EXTRAÍDOS DO PANORAMIO, CENTRO MÉDIO E ELIPSE DO DESVIO PADRÃO, 2006-2014.....	98

FIGURA 6.2 - CARACTERÍSTICAS DA DISTRIBUIÇÃO DOS VISITANTES EXTRAÍDOS DO FLICKR, CENTRO MÉDIO E ELIPSE DO DESVIO PADRÃO	100
FIGURA 6.3 - ESTIMATIVA DE DENSIDADE DE KERNEL DAS FOTOS DOS VISITANTES EXTRAÍDAS DO PANORAMIO, 2006-2014	102
FIGURA 6.4 - ESTIMATIVA DE DENSIDADE DE KERNEL DAS FOTOS DOS VISITANTES EXTRAÍDAS DO FLICKR, 2007-2017	104
FIGURA 6.5 - FUNÇÃO L(D) PARA AS FOTOS DO PANORAMIO AGREGADAS DO ANO DE 2007.....	106
FIGURA 6.6- FUNÇÃO L(D) PARA AS FOTOS DO PANORAMIO AGREGADAS DOS ANOS A) 2008, B) 2009, C) 2010 E D) 2011.	108
FIGURA 6.7 - FUNÇÃO L(D) PARA AS FOTOS DO FLICKR AGREGADAS DOS ANOS A) 2014, B) 2015, C)2016 E D)2017.....	109
FIGURA 6.8 - FUNÇÃO L(D) PARA AS FOTOS DO FLICKR AGREGADAS POR HORA A) 10:00, B) 12:00, C)15:00, D)18:00 E E)21:0	112
FIGURA 6.9- CLUSTERS E OUTLIERS ESPACIAIS DO TURISMO NO ALENTEJO LITORAL, PANORAMIO (2006-2014)	114
FIGURA 6.10 - ÍNDICE LOCAL DE MORAN (PANORAMIO 2006-2014).....	115
FIGURA 6.11 - CLUSTERS E OUTLIERS ESPACIAIS DO TURISMO NO ALENTEJO LITORAL, FLICKR (2007-2017)	116
FIGURA 6.12 - ÍNDICE LOCAL DE MORAN (FLICKR 2014-2017)	117
FIGURA 6.13 - TIPOS DE CLUSTERS, VILA NOVA DE MILFONTES (PANORAMIO 2006-2014).....	118
FIGURA 6.14- TIPOS DE CLUSTERS, VILA NOVA DE MILFONTES (FLICKR 2007-2017)	120
FIGURA 6.15 - TIPOS DE CLUSTERS, SINES (PANORAMIO 2006-2014).....	120
FIGURA 6.16 - TIPOS DE CLUSTERS, SINES (FLICKR 2007-2017).	121
FIGURA 6.17- TIPOS DE CLUSTERS, PORTO COVO (PANORAMIO 2006-2014).....	123
FIGURA 6.18 - TIPOS DE CLUSTERS, PORTO COVO (FLICKR 2007-2017)	124
FIGURA 6.19 - TIPOS DE CLUSTERS E OUTLIERS EM TROIA (PANORAMIO 2006-2014).	125
FIGURA 6.20 - TIPOS DE <i>CLUSTERS</i> E <i>OUTLIERS</i> NA CARRASQUEIRA (PANORAMIO 2006-2014).....	126
FIGURA 6.21- TIPOS DE CLUSTERS E OUTLIERS NA CARRASQUEIRA (FLICKR 2007-2017).	127
FIGURA 6.22 - TIPOS DE CLUSTERS, ALCÁCER DO SAL (PANORAMIO 2006-2014).....	128
FIGURA 6.23 - TIPOS DE CLUSTERS, ALCÁCER DO SAL (FLICKR 2007-2017).....	128
FIGURA 6.24 - TIPOS DE CLUSTERS, CABO SARDÃO (PANORAMIO 2006-2014).....	130
FIGURA 6.25 - TIPOS DE CLUSTERS, CABO SARDÃO (FLICKR 2007-2017).....	130
FIGURA 6.26 - TIPOS DE CLUSTERS, ZAMBUJEIRA DO MAR (PANORAMIO 2006-2014)	131
FIGURA 6.27 - TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, LITORAL NORTE.....	135
FIGURA 6.28- TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, NORDESTE	137
FIGURA 6.29 - TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, MUNICÍPIO DE SANTIAGO DO CACÉM	138
FIGURA 6.30 - TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, MUNICÍPIO DE SINES.....	139
FIGURA 6.31 - TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, MUNICÍPIO DE ODEMIRA (OESTE).....	140
FIGURA 6.32 - TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, MUNICÍPIO DE ODEMIRA (ESTE)	140
FIGURA 6.33- TIPOS DE PONTOS QUENTES EMERGENTES, MUNICÍPIO DE ODEMIRA	141

FIGURA 6.34 - DENSIDADE DO FLUXO DE TURISTAS NO ALENTEJO LITORAL	144
FIGURA 6.35 - CLUSTERS IDENTIFICADOS COMO MAIS ATRATIVOS PELOS <i>STAKEHOLDERS</i>	145
FIGURA 6.36 - CLUSTERS COM MAIOR POTENCIAL DE ATRATIVIDADE IDENTIFICADOS PELOS <i>STAKEHOLDERS</i>	148
FIGURA 6.37 - CLUSTERS MENOS ATRATIVOS IDENTIFICADOS PELOS <i>STAKEHOLDERS</i>	151
FIGURA 6.38 - COMPARAÇÃO DAS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> COM AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (ACO) A) PANORAMIO B) FLICKR.....	154
FIGURA 6.39 – COMPARAÇÃO ENTRE A PERSPETIVA DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (APQE – FLICKR)	155
FIGURA 6.40- COMPARAÇÃO DAS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> COM AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS A) ACO (PANORAMIO) B) ACO FLICKR C) APQE (FLICKR)	156
FIGURA 6.41 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS A) ACO (PANORAMIO) B) ACO FLICKR C) APQE (FLICKR)	158
FIGURA 6.42 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS A) ACO (PANORAMIO) B) ACO (FLICKR) C) APQE (FLICKR).....	160
FIGURA 6.43- COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (ACO – PANORAMIO), MUNICÍPIO DE ALCÁCER DO SAL.....	161
FIGURA 6.44 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS NO MUNICÍPIO DE ALCÁCER DO SAL, A) ACO (FLICKR) E B) APQE (FLICKR),	162
FIGURA 6.45 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (ACO – PANORAMIO), MUNICÍPIO DE GRÂNDOLA	163
FIGURA 6.46 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS NO MUNICÍPIO DE GRÂNDOLA, A) ACO (FLICKR) E B) APQE (FLICKR).....	164
FIGURA 6.47- COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (ACO - PANORAMIO) NO MUNICÍPIO DE SANTIAGO DO CACÉM.	165
FIGURA 6.48 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS (ACO - FLICKR) NO MUNICÍPIO DE SANTIAGO DO CACÉM.	166
FIGURA 6.49 - COMPARAÇÃO ENTRE AS PERSPETIVAS DOS <i>STAKEHOLDERS</i> E AS PERCEÇÕES DOS TURISTAS NO INTERIOR DO MUNICÍPIO DE ODEMIRA, A) ACO (PANORAMIO), B) ACO (FLICKR) E C) APQE (FLICKR)	167

Índice de Tabelas

TABELA 3.1 - RESUMO DAS FERRAMENTAS UTILIZADAS NA ANÁLISE DE DADOS.....	30
TABELA 3.2 - CLASSES DE PONTOS QUENTES E FRIOS EMERGENTES.	50
TABELA 4.1 - INDICADORES RELATIVOS À OFERTA E PROCURA TURÍSTICA NO ALENTEJO LITORAL - 2016	59
TABELA 4.2 - DADOS DE BASE PARA A ANÁLISE ESPACIAL	61
TABELA 4.3 - PROGRAMAS UTILIZADOS NO DECORRER DO TRABALHO	63
TABELA 5.1 - DISTÂNCIA PADRÃO E CENTRO MÉDIO DOS TURISTAS E LOCAIS.....	77
TABELA 6.1 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO ÍNDICE DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO.....	105
TABELA 6.2 - DETALHES DA AGREGAÇÃO MULTIDIMENSIONAL	134
TABELA 6.3 – DESCRIÇÃO DOS CLUSTERS DOS LOCAIS MAIS ATRATIVOS IDENTIFICADOS PELOS STAKEHOLDERS	146
TABELA 6.4 – DESCRIÇÃO DOS CLUSTERS DOS LOCAIS COM MAIOR POTENCIAL DE ATRATIVIDADE IDENTIFICADOS PELOS <i>STAKEHOLDERS</i>	149
TABELA 6.5 - DESCRIÇÃO DOS CLUSTERS DOS LOCAIS MENOS ATRATIVOS IDENTIFICADOS PELOS <i>STAKEHOLDERS</i>	153

1. Introdução

A presente dissertação abordará as potencialidades oferecidas pelas novas fontes de informação, associando o conceito de *Big Data* e redes sociais (*Social Networks*). As referidas fontes vêm colmatar algumas das necessidades de informação, que até então, os métodos tradicionais tinham dificuldades em responder. As principais vantagens destas fontes de informação, estão relacionadas com o facto de permitirem aceder a fotografias georreferenciadas, com livre acesso e alta resolução espacial e temporal, tornam-nas uma mais valia, principalmente na Geografia do Turismo (García-Palomares *et al.*, 2015).

Os denominados *Big Data*, revelam desafios e oportunidades para a Geografia do turismo, fundamentalmente, devido à combinação de dois elementos: a dificuldade de extração de informações sobre o comportamento turístico das estatísticas oficiais e a quantidade de novas fontes da Web 2.0 que surgiram conectadas com a atividade turística. Através de novas fontes de dados é possível realizar novas análises ou completar as já existentes do uso turístico do espaço em diferentes escalas (García-Palomares *et al.*, 2015).

Compreender as preferências geográficas dos turistas, e como estes usam o espaço é fundamental para a administração, planeamento e marketing dos locais de destino (Koerbitz, *et al.*, 2013), sendo um importante contributo para a organização de instalações e serviços fundamentais ao funcionamento da atividade, além da gestão de diversos impactos e apoio ao planeamento (Abarca, 2016; Su *et al.*, 2016;).

Os geógrafos, têm motivos teóricos para acreditar, na viabilidade das fotografias *geotagged* para indicar as preferências dos turistas, uma vez que estudos psicológicos afirmam, que as pessoas são propensas a partilhar fotos que são da sua preferência. As fotografias, transmitem as emoções e as perspetivas de pessoas de vários contextos demográficos (Su *et al.*, 2016), desempenhando um papel importante na imagem do turismo, como principal elemento da imagem

percebida pelos visitantes. Quando um turista tira uma foto, o valor dado ao que é fotografado é declaradamente expresso (Donaire, Camprubí, & Galí, 2014).

Fotografias *geotagged* das redes sociais, oferecem novas oportunidades para a ciência geográfica, preenchendo uma lacuna das fontes de informação em turismo (García-Palomares *et al.*, 2015; Su *et al.*, 2016).

A dificuldade de acesso a fotografias dos turistas deixou de ser uma dificuldade metodológica. Atualmente, muitos turistas compartilham as suas fotos na internet com *tags* geográficas, e em alguns casos georreferenciadas, facilitando o acesso a uma grande quantidade de fotografias de um determinado destino (Donaire *et al.*, 2014). As fotografias *geotagged* provenientes de redes sociais são ricas em informação geográfica e permitem aceder a dados até então, praticamente desconhecidos (Királ'ová & Pavlíčka, 2015).

Nesta dissertação prende-se, analisar o comportamento espaço-temporal dos visitantes da sub-região Alentejo Litoral aplicando métodos de estatística espacial e temporal, com recurso a dados extraídos das redes sociais Flickr e Panoramio de forma a contribuir para um melhor entendimento da atividade turística do Alentejo Litoral. Posteriormente, será comparar a relação entre as preferências dos turistas e as perspetivas dos decisores, quanto aos locais considerados por este como: atrativos, com potencial de atratividade e menos atrativos.

O desenvolvimento estratégico de um plano de turismo, deve articular as prioridades estratégicas identificadas pelos *stakeholders* no processo de planeamento, desenvolvimento, gestão e comercialização de um destino, sendo parte essencial para o sucesso e sustentabilidade a longo prazo (Királ'ová & Pavlíčka, 2015). A identificação e análise de *stakeholders*, pode ser de grande importância técnica, política e operacional, pois o desenvolvimento de um destino depende das decisões das partes interessadas. Esta estratégia oferece maior possibilidade de sustentabilidade, por envolver de forma direta os principais interessados no desenvolvimento turístico (Araujo, 2008).

Deve existir envolvimento dos *stakeholders* nos processos de planeamento e gestão de destinos e comunidades turísticas, principalmente devido ao fortalecimento da democracia, maior riqueza de informação utilizada nos processos de decisão e melhor coordenação entre políticas adotadas e os interesses dos *stakeholders* (Araujo, 2008).

O conhecimento de como os turistas, valorizam diferentes atividades e recursos das áreas de destino, permite aos agentes da comunidade e do turismo, desenvolver estratégias que contribuam para maximizar os benefícios dos programas de turismo e reduzir as consequências negativas, contribuindo para um equilíbrio entre os desejos dos residentes e as preferências dos turistas (Cañizares *et al.*, 2015).

Atendendo às temáticas abordadas, o desenvolvimento desta dissertação tem como objetivo geral demonstrar as possibilidades oferecidas pelas fontes de informação referidas (e.g. *Big Data* e redes sociais) e analisar o comportamento espaço-temporal dos turistas na sub-região Alentejo Litoral. Para isso, serão aplicando métodos de estatística espacial e temporal, através de dados extraídos das redes sociais Flickr e Panoramio.

De forma a concretizar esta ambição, o foco centrar-se-á em quatro objetivos específicos:

1. Identificar padrões espaciais dos turistas;
2. Quantificar a capacidade de atração dos pontos de interesse;
3. Analisar a variação espaço-temporal da procura turística;
4. Comparar a relação entre as preferências dos turistas e dos decisores.

2. Planeamento territorial e Desenvolvimento turístico

O desenvolvimento turístico, tem vindo a apresentar elevado interesse na agenda política, sendo considerado um meio de promover o crescimento económico (Su *et al.*, 2016) e de revitalizar economias locais e regionais, proporcionando benefícios para a população de uma região ou localidade e trazendo consigo um conjunto de atividades de relevância (Marujo & Carvalho, 2010). O desenvolvimento e a promoção do turismo são uma fonte de emprego, receitas fiscais e benefícios culturais, com impactos positivos e indiretos em outras indústrias (Cañizares *et al.*, 2015). Contudo, quando a atividade turística não é bem planeada, também existem impactos negativos, tais como: degradação da natureza, conflitos sociais, desorganização do sector empresarial (Marujo & Carvalho, 2010), ineficiência de resposta dos sistemas de abastecimento, perda de identidade cultural (Mota *et al.*, 2007), congestionamento turístico e aumento dos preços (Cañizares *et al.*, 2015). Estes impactos prejudicam o ciclo de vida dos destinos turístico (Marujo & Carvalho, 2010), por isso, de forma a mitigar alguns dos impactos negativos, deve ser envolvida a participação dos *stakeholders* nos processos de tomada de decisão do desenvolvimento turístico (Cañizares *et al.*, 2015).

Coelho (2010) cita Guell (1997), ao referir o planeamento territorial do turismo como parte integrante do planeamento estratégico, pois é um processo de orientação da mudança, apoiado numa análise participativa da situação e evolução prevista, assim como na definição de uma estratégia de utilização de recursos. O planeamento estratégico, quando incide nas questões territoriais aborda-as de uma forma integrada, compreendendo os vários elementos contextuais do território (económico, social, cultural, institucional, ambiental, etc.) (Coelho, 2010).

Para pôr em prática uma abordagem de planeamento estratégico, é necessário combinar uma orientação de marketing focada nos turistas, com diretrizes de planeamento centradas nas necessidades da população local, não abordando apenas nas necessidades imediatas, mas sim a longo-prazo. A criação de uma

visão estratégica, deve adequar-se a cada destino, através de revisões e ajustamentos contantes, para que seja possível a sustentabilidade de cada fase de vida dos destinos turísticos (Moniz, 2006). O desenvolvimento estratégico de um plano de turismo, deve articular as prioridades estratégicas identificadas pelos *stakeholders*, ou seja, as partes interessadas no processo de planeamento, desenvolvimento, gestão e comercialização de um destino, sendo parte essencial para o sucesso e sustentabilidade a longo prazo (Királ'ová & Pavlíčka, 2015). A identificação e análise de *stakeholders*, pode ser de grande importância técnica, política e operacional, pois o desenvolvimento de um destino depende das decisões das partes interessadas. Incluir ou não determinados *stakeholders*, terá influência nos resultados. Esta estratégia oferece maior possibilidade de sustentabilidade, por envolver de forma direta os principais interessados no desenvolvimento turístico (Araujo, 2008).

O turismo como indústria internacional, e maior fornecedor de empregos do planeta, possui uma maior variedade de *stakeholders* quando comparado com outras indústrias (Buhalis & Law, 2008). Cañizares *et al.*, (2015) definem quatro grupos de *stakeholders*: a população local, os turistas, promotores de turismo e empresários (e.g. serviços de alojamento, restauração, transporte, atividades culturais e de lazer, etc.) e instituições públicas (e.g. governos locais, ministérios, universidades, associações, etc.). Araujo (2008), refere que vários autores defendem um maior envolvimento dos *stakeholders* nos processos de planeamento e gestão de destinos e comunidades turísticas. Alguns dos benefícios do planeamento participativo são referidos pelo autor, entre eles: o fortalecimento da democracia, maior riqueza de informação utilizada nos processos de decisão e melhor coordenação entre políticas adotadas e os interesses dos *stakeholders*.

O conhecimento de como os turistas, valorizam diferentes atividades e recursos das áreas de destino, permite aos agentes da comunidade e do turismo, desenvolver estratégias que contribuam para maximizar os benefícios dos programas de turismo e reduzir as consequências negativas, contribuindo para

um equilíbrio entre os desejos dos residentes e as preferências dos turistas (Cañizares *et al.*, 2015).

Compreender as preferências geográficas dos turistas, e como este usam o espaço é fundamental para a administração, planeamento e marketing dos locais de destino, sendo um importante contributo para a organização de instalações e serviços fundamentais ao funcionamento da atividade, assim como a gestão de diversos impactos (Abarca, 2016; Su *et al.*, 2016). A imagem que o turista tem de um destino é um elemento relevante, que deve ser considerado no planeamento turístico, tendo em conta que as despesas dos visitantes têm impactos na economia local, e uma perspetiva positiva de um destino estimula estadias mais longas e conseqüentemente mais gastos. Criar interações positivas entre residentes e turistas estrangeiros é outro especto fundamental para alcançar e manter o desenvolvimento sustentável do turismo (Cañizares *et al.*, 2015).

Coelho (2010) cita Almeida (2004), ao referir a importância do planeamento do território para que o turismo se enquadre num território equilibrado. Esse equilíbrio permite assegurar que a população residente e os turistas acedam aos equipamentos e serviços de forma eficiente, mas protegendo os recursos e valores naturais, considerados estratégicos para o desenvolvimento turístico.

O planeamento turístico, não é uma tarefa fácil, primeiramente, porque o próprio “turismo” é de difícil definição, e em segundo lugar, porque planear envolve prever o que vai acontecer, o que se torna cada vez mais imprevisível (Barretto, 2009). Tendo em conta que o turismo é considerado um agente de mudança em qualquer sociedade, não deve evoluir sem planeamento (Marujo & Carvalho, 2010) O sucesso de um destino em relação à satisfação do visitante, é dado em função de vários componentes, evidenciando a necessidade de planeamento estratégico e integrado, assim como a utilização de ferramentas e técnicas específicas (Királ'ová & Pavlíčka, 2015).

2.1. Planeamento e Ordenamento de áreas turísticas litorais

A atividade turística, no que se refere à sua distribuição espacial, apresenta-se fragmentada, localizando-se em áreas de maior diversidade de atrações (ao nível cultural ambiental, social e físico), sendo as áreas costeiras, locais propícios a essa diversidade (United Nations Environment Programme [UNEP], 2009). As áreas litorais representam apenas 20% da superfície terrestre, onde se localizam mais de 70% das megacidades. Estas áreas apresentam uma grande riqueza de ecossistemas, não apenas pelos recursos pesqueiros, mas também por serem consideradas localizações privilegiadas para a implementação de unidades industriais, portuárias, interfaces de transportes e para a atividade turística, apesar de se vir a assistir a uma multiplicação de usos, como a exploração de recursos minerais, aquacultura, deposição de resíduos, exploração energética, investigação científica, entre outros (Silva, 2002).

De acordo com a UNEP (2009, p. 2), o turismo costeiro é baseado “(...) *on a unique resource combination at the interface of land and sea offering amenities such as water, beaches, scenic beauty, rich terrestrial and marine biodiversity, diversified cultural and historic heritage, healthy food and, usually, good infrastructure. It includes a diversity of activities that take place in both coastal zones and coastal waters, which involve the development of tourism capacities (hotels, resorts, second homes, restaurants, etc.) and support infrastructure (ports, marinas, fishing and diving shops, and other facilities)*”. As atividades recreativas costeiras, utilizam dois tipos de usos: de consumo e de não consumo. Atividades como pesca, pertencem à primeira categoria, enquanto as atividades de não consumo incluem: natação, mergulho, passeios de barco, surf, *windsurf*, *jet ski*, observação de aves, *snorkel*, etc.

Boavida-Portugal (2016), cita o *World Travel and Tourism Council* ao destacar que no ano de 2014 em Portugal, o turismo contribuiu diretamente em 6% para PIB, representando ainda 7,4% de emprego direto. O peso e a dinâmica de crescimento desta atividade estimularam processos de mudança de uso e

ocupação do solo em vários lugares, com particular enfoque ao longo da costa, devido essencialmente à procura associada ao turismo de sol e mar.

É ainda referido pela UNEP (2009), que o turismo costeiro depende de recursos naturais, tais como o clima, a paisagem e os ecossistemas; e de recursos culturais, como o património histórico e cultural, artes, ofícios, tradições, etc. Este abrange atividades que só podem ser realizadas em áreas com condições específicas, ou seja, adequadas a determinadas atividades turísticas (e.g. surf nas praias da Austrália e do Havai).

A valorização das áreas litorais, para recreio e lazer por parte de turistas, tem nas últimas décadas revelado um interesse crescente, contribuindo para que a atividade turística e outras atividades relacionadas, representem uma fonte de riqueza e conseqüentemente, de alguns dos seus problemas ambientais (Silva, 2002). Uma das principais questões, relacionadas com o turismo costeiro é o conflito entre os benefícios proporcionados pelo mesmo na economia e no ambiente social e o seu forte impacto no ambiente físico costeiro, estando esses impactos relacionados com: expansão urbana, urbanização linear, pressão sobre áreas sensíveis, produção de resíduos, fragmentação de *habitats* e perda de identidade e valores culturais (UNEP, 2009).

As áreas litorais, dependem fortemente da sua qualidade ambiental e de gestão responsável, para que seja possível oferecer um ambiente de qualidade e sustentável para as diversas atividades, conduzindo a melhorias sociais, económicas e ecológicas e minimizando os riscos à população (Scherer, 2013).

O desenvolvimento do turismo nas áreas costeiras, relaciona-se com as características socioeconómicas do ambiente recetor (e.g. interesses da comunidade local, condições de saúde e segurança, fatores políticos, etc.). Estudos revelam, que o sector do turismo costeiro é cada vez mais relevante em várias regiões do mundo em relação à sua magnitude, contribuição para as economias nacionais e para o bem-estar das comunidades locais (UNEP, 2009).

A UNEP (2009), refere que o desenvolvimento de atividades turísticas em áreas costeiras, assenta num processo em que qualquer decisão de planeamento e/ou gestão, é tomada com base em critérios financeiros, considerando o ambiente apenas no sentido de minimizar os efeitos, respeitando o orçamento disponível. Este tipo de processo, não só afeta negativamente o ambiente, como a longo prazo, lesa os benefícios económicos do turismo, pois destrói a base da atividade turística nestas áreas, que se caracteriza pela variedade da paisagem, e a biodiversidade. De forma a mitigar os problemas e garantir a sustentabilidade do turismo e dos recursos costeiros, é necessário integrar o turismo costeiro no planeamento estratégico do desenvolvimento, adequando o crescimento do turismo à capacidade dos sistemas locais.

2.2. Métodos de recolha de informação de informação em turismo

A necessidade de dados em turismo, é especialmente importante para os destinos, para fins de planeamento, previsão da procura turística, marketing, medição de impactos económicos e benchmarking (Koerbitz, *et al.*, 2013). Compreender as preferências geográficas dos turistas é fundamental, no entanto não é fácil reunir informação correspondente (Királ'ová & Pavlíčka, 2015).

Importa frisar a necessidade de informação dos organismos oficiais, em particular, dos organismos regionais, que recolhem e divulgam estatísticas, elaborando estudos de caracterização dos territórios e do desempenho do sector turístico. É primordial, a existência de informação rica e rigorosa sobre a evolução e tendências do turismo, pois desta dependem, não só a capacidade dos decisores e empresas em obter uma posição competitiva em relação a outros mercados, como no próprio planeamento e gestão do turismo e do seu território (Milheiro *et al.*, 2010)

São várias as formas de recolher dados em turismo. Os métodos tradicionais abrangem pesquisa de convidados (*guest surveys*) e dados de estabelecimentos hoteleiros, que são demorados e caros, além de não incluírem os visitantes diários, subestimando a procura turística (Koerbitz *et al.*, 2013). Outros estudos, tentaram reunir informação através de participação pública (*participant survey*),

mas o pequeno tamanho da amostra e a escolha tendenciosa dos entrevistados impediram uma análise mais ampla, além disso, este tipo de método acarreta elevados custos (Su *et al.*, 2016).

Segundo Donaire *et al.*, (2014), o método mais antigo e amplamente aceito no acesso e análise de imagens de turistas é a técnica de pesquisa de visitantes - *visitor-employed photography* (VEP), em que os turistas fornecem as fotografias que tiraram durante uma viagem para que estas sejam analisadas, o que requer o envolvimento dos participantes, podendo influenciar o comportamento turístico e o tamanho da amostra. Utilizando fotografias, a elicitación fotográfica é outra técnica utilizada, contudo este método é baseado em entrevistas abertas guiadas por imagens, sendo sobretudo utilizado para investigar as experiências dos turistas (Jankowski *et al.*, 2010). Fatanti & Suyadnya (2015) utilizaram esta técnica para descrever o valor potencial do Instagram para promover o turismo na Indonésia e descrever como o Instagram pode criar uma marca de destino através da fotografia.

Outro método tradicional de recolha de informações sobre locais mais atrativos, é a pesquisa de preferência residente / visitante - *resident/visitor preference survey*, este método é no entanto caro e demorado, além de resultar em evidências com pouca credibilidade (Jankowski *et al.*, 2010). Considerando as dificuldades apontadas em alguns métodos, devem ser utilizadas técnicas mais sofisticadas e fontes de dados alternativas para caracterizar as preferências geográficas dos turistas (Su *et al.*, 2016).

2.2.1. Novas fontes de dados: “User-Generated Content”, “Big Data” e Redes Sociais

Nos últimos anos, tem surgido novas formas de recolha de dados geoespaciais, que juntamente com a disponibilidade de novos sensores, revelam novas fontes de dados de natureza geográfica (Li *et al.*, 2016). Vários estudos têm surgido, utilizando novas fontes de dados para complementar a informação das fontes

tradicionais e das estatísticas oficiais, utilizadas até então na análise do turismo. Essas fontes incluem o uso de e-mail, chamadas telefônicas e redes sociais, dentro desta última, as mais promissoras são as que permitem compartilhar fotografias *geotagged* (García-Palomares *et al.*, 2015).

A dificuldade de acesso a fotografias dos turistas deixou de ser uma dificuldade metodológica. Atualmente, muitos turistas compartilham as suas fotos na internet com *tags* geográficas, e em alguns casos georreferenciadas, facilitando o acesso a uma grande quantidade de fotografias de um determinado destino (Donaire *et al.*, 2014). As fotografias *geotagged* provenientes de redes sociais são ricas em informação geográfica e permitem aceder a dados até então, praticamente desconhecidos (Királ'ová & Pavlíčka, 2015).

A internet revolucionou o negócio dos destinos turísticos, como fonte de informação e como canal de vendas. Em particular, as redes sociais apresentam um papel crucial, tanto na procura como na oferta turística. Algumas das plataformas de recomendações especializadas em turismo, como *gogobot.com*, *trippy.com*, *wanderfly.com*, *tripit.com*, *tripwolf.com*, *tripadviser.com* são algumas das fontes mais importantes de informação em turismo (Királ'ová & Pavlíčka, 2015).

A web 2.0 veio revolucionar o uso da internet como canal de comunicação (Crespo *et al.*, 2015). Kaplan & Haenlein (2010), referem-na como uma plataforma onde o conteúdo e as aplicações, não são mais criados e publicados por indivíduos, mas sim continuamente modificados por todos os utilizadores, de forma participativa e colaborativa. Tim O'Reilly (2005), utilizou o termo Web 2.0 para descrever o crescimento do conteúdo na internet gerado pelos utilizadores (Crampton *et al.*, 2013; Sui & Goodchild, 2011), por outras palavras, os utilizadores dos sites tornaram-se também em criadores de conteúdo (Donaire *et al.*, 2014).

As “*social media*” são consideradas como qualquer coisa em que os utilizadores podem, criar, participar e compartilhar conteúdo (Királ'ová & Pavlíčka, 2015), como por exemplo: sites de redes sociais, blogs, sites de recomendações,

projetos colaborativos, comunidades de conteúdo, mundos virtuais de jogos e sociais, etc. (Crespo *et al.*, 2015; Kaplan & Haenlein, 2010). A *social media*, e em particular as redes sociais, têm vindo a desempenhar um papel importante nas indústrias do turismo, existindo uma tendência entre indivíduos para que estes compartilhem as suas experiências na internet, seja através da publicação de fotografias, vídeos ou apenas opiniões sobre um destino turístico, sendo esta tendência definida como “*user-generated content*” (UGC) (Crespo *et al.*, 2015). Outros termos são também utilizados na literatura, tais como: *neogeography*, *user-contributed*, *community-contributed*, *crowd-sourced*, *crowd-harvested* e *volunteer geographic information* (VGI), este último, mais utilizado no campo da geografia (Goodchild, 2007a; Goodchild & Li, 2012; Straumann *et al.* 2014; Sui *et al.*, 2013). Goodchild, (2007b), utilizou o termo VGI para descrever as ações de milhares de indivíduos que contribuem com conteúdo geográfico na Web.

Os sites de redes sociais, são aplicações que permitem aos seus utilizadores, através da criação de perfis com informações pessoais, convidar amigos e colegas para ter acesso a esses perfis e enviar e-mails e mensagens instantâneas entre si. Estes perfis podem incluir qualquer tipo de informação, incluindo fotos, vídeos, arquivos de áudio e blogs (Kaplan & Haenlein, 2010).

Atualmente, as funcionalidades das redes sociais estão incorporadas em aplicativos móveis, tornando os *smartphones* os mais importantes dispositivos das *social media* (Kiráľová & Pavlíčka, 2015). Alguns sites, incluindo o Flickr, o Facebook ou o Pinterest, permitem que as imagens sejam partilhadas *online* pouco tempo depois de tiradas, o que sugere uma democratização no processo de criação e disseminação das imagens (Donaire *et al.*, 2014). Parte desses dados estão referenciados espacialmente e temporalmente, podendo ser utilizados como fonte de informação sobre os interesses, comportamentos e mobilidade das pessoas, mas também sobre lugares de interesse (Gavric *et al.*, 2011). A localização de uma foto pode ser interpretada como uma declaração de presença física no espaço e no tempo (Girardin *et al.*, 2008). Outra das suas vantagens, é que pode ser utilizado como proxy para a distribuição espacial dos turistas (García-Palomares *et al.*, 2015).

Os sites de partilha de fotografias, contêm bilhões de imagens acessíveis ao público, tiradas praticamente em toda a parte da Terra. Essas imagens contêm diferentes tipos de informação, incluindo geolocalização, tempo, fotógrafo e *tags* de texto (Crandall *et al.*, 2009).

Muitas questões surgem quanto ao comportamento dos turistas, que os dados provenientes de redes sociais não conseguem responder, contudo o uso desses dados permite responder a questões essenciais, onde a pesquisa de campo clássica em ciências sociais não é suficientemente precisa (Chareyron *et al.*, 2014). As redes sociais não deixam de ser particularmente relevantes em turismo, sendo considerada como “uma indústria intensiva em informação” (Hays *et al.*, 2013)

As redes sociais estão cada vez mais providas, com serviços de mapeamento e recursos baseados em localização. A convergência dos SIG com as redes sociais, assim como os avanços em outras tecnologias de localização, direcionam para um maior conhecimento de onde tudo e todos estão localizados. Atualmente, é possível monitorar o movimento individual com detalhe espacial e temporal (Sui & Goodchild, 2011).

Estas fontes de informação georreferenciada, associadas ao conceito de *Big Data* e a redes sociais, demonstram ser uma promessa para a investigação em Geografia, principalmente na Geografia do Turismo (García-Palomares *et al.*, 2015). Crampton *et al.* (2013), refere que duas das mais proeminentes tendências da web 2.0 incluem a "localização" em aplicações de redes sociais e o conceito de "*Big Data*", designado pela recolha e análise de bases de dados maciças e de referência cruzada sobre os cidadãos e suas atividades.

Os *Big Data*, tornaram-se foco de interesse global, atraindo a atenção da academia, do governo, indústria e outras organizações (Li *et al.*, 2016). As oportunidades geradas por este tipo de dados relacionam-se com o livre acesso e por usufruírem de atributos de geo-localização, com elevada resolução espacial e temporal (García-Palomares *et al.*, 2015). No entanto, o seu volume crescente e o formato variável dos dados geoespaciais apresentam desafios de

armazenamento, gestão, processamento, análise, visualização e verificação da sua qualidade, com implicações na qualidade das decisões tomadas. Outra limitação deste tipo de dados relaciona-se com questões de privacidade, confidencialidade e segurança de dados. (Li *et al.*, 2016).

Os denominados *Big Data*, revelam desafios e oportunidades para a Geografia do turismo, fundamentalmente, devido à combinação de dois elementos: a dificuldade de extração de informações sobre o comportamento turístico das estatísticas oficiais e a quantidade de novas fontes da Web 2.0 que surgiram conectadas com a atividade turística. Através de novas fontes de dados é possível realizar novas análises ou completar as já existentes do uso turístico do espaço em diferentes escalas (García-Palomares *et al.*, 2015).

2.2.2. Análise do comportamento dos turistas através de Geotagged fotos

Nos últimos anos, a quantidade de informação a ser criada no mundo digital tem vindo a crescer, sendo as imagens um dos maiores componentes (Kisilevich *et al.*, 2010; Su *et al.*, 2016). O aparecimento de câmaras digitais levou a um aumento do número de fotografias por viagem, principalmente devido ao menor custo envolvido. A partilha de fotografias deixou de ser realizada de forma privada, com imagens reunidas em álbuns e compartilhadas com um pequeno grupo de pessoas, passando a ser um evento social (Donaire *et al.*, 2014).

Com o desenvolvimento das tecnologias de localização, e das *Social Media*, particularmente as redes sociais, passou a ser possível a utilização de *timestamps* extra e coordenadas geográficas como *tags*, tornado a informação carregada, mais facilmente partilhada, pesquisada, indexada e analisada, com base na informação espaço-tempo (Su *et al.*, 2016).

Os principais sites de partilha de fotografias (e.g. Flickr, Panoramio, Instagram, Imgur e Picasa), proporcionam uma interface de *geotagging*, que extrai as coordenadas automaticamente, de forma a que sejam os próprios utilizadores a fornecer a informação da sua localização (Su *et al.*, 2016). Estas fotografias

publicamente disponíveis, apresentam uma grande riqueza de informação geográfica, disponibilizando diferentes tipos de informação útil, como o tamanho da imagem, *tags*, títulos e informações espaço-temporais, ou seja, onde e quando a foto foi tirada (Kisilevich *et al.*, 2010). A possibilidade de aceder a um imenso catálogo de imagens organizadas por *tags*, e por vezes georreferenciadas, abriu um novo campo de pesquisa em geografia do turismo (Donaire *et al.*, 2014).

Os geógrafos, têm motivos teóricos para acreditar, na viabilidade das fotografias *geotagged* para indicar as preferências dos turistas, uma vez que estudos psicológicos afirmam, que as pessoas são propensas a compartilhar fotos que são da sua preferência. As fotografias, transmitem as emoções e as perspetivas de pessoas de vários contextos demográficos (Su *et al.*, 2016), desempenhando um papel importante na imagem do turismo, como principal elemento da imagem percebida pelos visitantes. Quando um turista tira uma foto, o valor dado ao que é fotografado é declaradamente expresso (Donaire *et al.*, 2014). Os lugares *geotagged* são carregados com a motivação de guardar uma memória dos destinos, mas também para construir reputação e ganhar popularidade (Su *et al.*, 2016).

Fotografias *geotagged* das redes sociais, oferecem novas oportunidades para a ciência geográfica, preenchendo uma lacuna das fontes de informação em turismo (García-Palomares *et al.*, 2015; Su *et al.*, 2016).

García-Palomares *et al.*, (2015), referem que a densidade de fotografias revela a distribuição da presença de turistas, permitindo comparar com a contagem tradicional de cabeças. Os autores, mencionam ainda várias utilidades desta informação, como o conhecimento dos locais mais visitados, permitindo tomar decisões mais fundamentadas na escolha de alojamentos, serviços (como por exemplo, pontos de informação turística) ou atividades comerciais para turistas. Este tipo de dados, serve como fonte de conhecimento acerca dos lugares e sobre o comportamento, interesses e mobilidade das pessoas (Andrienko *et al.*, 2009). Esta informação, é também importante para as organizações de turismo,

permitindo obter uma visão valiosa, que permite melhorar a experiência do cliente e a forma de interagir com o mesmo (Buhalis & Amaranggana, 2014). Estudar a densidade de fotografias dos turistas, permite aos planeadores elaborar estratégias para aumentar o valor de áreas turísticas não exploradas, gerir o fluxo de turistas e propor novas rotas. Conhecer o tempo e a localização, de uma sequência de fotografias, pode revelar a forma como as pessoas se movem no espaço. Ao agregar os dados, de vários utilizadores, podemos ter uma ideia dos caminhos típicos, que as pessoas fazem em determinada região (Crandall *et al.*, 2009).

As fotografias carregadas nestes sites, com referências espaciais e temporais, podem ser vistas como eventos espaço-temporais independentes, ou se as entradas forem feitas pela mesma pessoa, podem ser consideradas como uma trajetória no espaço geográfico, permitindo analisar o comportamento e o movimento dos indivíduos. Contudo, para analisar diferentes pontos de vista, e produzir diferentes tipos de conhecimento, são necessárias distintas abordagens de análise (Andrienko *et al.*, 2009).

O atributo temporal dos dados, é de extrema importância na análise de áreas atrativas. Numa região, diferentes lugares podem ser classificados de acordo com a sua atratividade. Estes lugares, traduzem-se normalmente por pontos de referência da região, mas também podem ser áreas de interesse temporal, devido ao acontecimento de algum evento em determinado período. Determinado lugar, pode atrair um diferente número de pessoas em diferentes períodos de tempo, podendo este comportamento ser influenciado pelas condições climáticas ou feriados (Kisilevich *et al.*, 2010).

A análise de dados de movimento, é normalmente realizada com dados capturados por dispositivos de Sistema de Posicionamento Global (GPS), pois esses dispositivos são a fonte mais amplamente disponível desse tipo de dados. Contudo, a vantagem das fotografias *geotagged* prende-se com a forma como os dados são gerados, pois estas são recolhidas manualmente por indivíduos,

enquanto os dados de GPS não possuem qualquer significado semântico e informações de fundo (Kisilevich *et al.*, 2010).

São vários os trabalhos, que tem surgido recentemente empregando os *Big Data* e as redes sociais nas questões geográficas do turismo para diferentes fins. Gavric *et al.*, (2011) utilizam dados obtidos de imagens georreferenciadas, recolhidas do Flickr, para identificar locais turísticos atraentes em Berlim. Também García-Palomares *et al.* (2015), mapearam a intensidade de partilha de fotografias *geotagged* do Panoramio para identificar e analisar as principais atrações turísticas de oito cidades europeias. Straumann *et al.*, (2014), realizaram um estudo em Zurique, onde analisaram o número de fotógrafos que compartilharam as suas fotografias, assim como, quando e onde foram tiradas, de maneira a estudar os padrões espaço-temporais e a forma como as pessoas se movem pela cidade, distinguindo visitantes domésticos e estrangeiros e examinando as diferenças entre os grupos. Já Koerbitz *et al.*, (2013), demonstraram no seu estudo que os dados recolhidos do Flickr podem ser utilizados como uma estimativa do número real de turistas na Áustria.

2.2.3. A escolha das redes sociais: Panoramio e Flickr

Entre algumas das aplicações da Web 2.0., as redes sociais que permitem a partilha de fotografias, como o Flickr, Panoramio, Picasa Web e Geograph, têm vindo a motivar os pesquisadores a designá-las como fontes de informação geográfica, devido à informação a si associada (Kádár & Gede, 2013). A maioria destes sites de partilha de fotografias na Internet apresenta a hipótese de fotos "*geotagging*", resultando em informação geográfica possível de ser recolhida em bases de dados usando a interface de programação de aplicações (API) desses sites (Antoniou *et al.*, 2010).

Os utilizadores, têm a possibilidade de adicionar manualmente *geotags* (tags com relevância geográfica) às imagens, ao fazer o upload no site, através de um mapa interativo que auxilia no processo, bastando apontar o lugar no mapa,

tendo em consideração que o nível de zoom irá determinar a precisão do posicionamento. Em alternativa é possível digitar um endereço (Kádár & Gede, 2013). As *geotags* podem também ser fornecidas por meio de sincronização com *tracklogs* de um GPS externo, câmaras e telefones com GPS integrado (Hollenstein & Purves, 2010). Esta característica torna-se relevante, pela possibilidade de pesquisar imagens com base não apenas nos títulos e palavras-chave, mas também na sua localização (Kádár & Gede, 2013).

Na literatura relacionada com a análise do turismo e da mobilidade, as redes sociais mais frequentemente utilizadas como fonte de dados são o Flickr e o Panoramio, sobretudo por proporcionar livre acesso à informação partilhada pelos utilizadores. Outras fontes de dados, demonstram por vezes limitações, como é o caso, da já referida rede social Geograph, que apenas contém informação disponível para a Inglaterra e a Irlanda (Encalada, 2016).

Os sites de partilha de fotografias, como o Flickr e o Panoramio, contêm milhões de imagens *geotagged*. Mais de 40 milhões de fotos no Flickr e mais de 4 milhões de fotos no Panoramio são *geotagged* (Su *et al.*, 2016). Zielstra & Hochmair (2013), analisaram a precisão de posicionamento de 1433 fotografias provenientes das redes sociais Flickr e Panoramio, concluindo que as fotografias disponíveis no Panoramio são mais precisas quanto ao posicionamento.

O Panoramio foi lançado em 2005 e adquirido pela Google em 2007, apresentando apenas fotografias *geotagged*. Em janeiro de 2008 recebeu cerca de 6,9 milhões de fotografias (Zielstra & Hochmair, 2013). Esta rede social, apresenta uma diferença em relação a outros sites de partilha de fotografias na internet, tendo em consideração que não existem muitas fotografias de famílias ou grupos de amigos nos locais de interesse, pelo contrário, o Panoramio está mais direcionado para quem quer conhecer ou explorar os vários locais do mundo (Panoramio.com).

O Flickr foi criado pela Ludicorp em 2004, e adquirido pela Yahoo!. Em 2011 continha mais de 6 bilhões de fotografias, das quais cerca de 3-4% eram

geotagged. funcionalidade que apenas foi adicionada em 2006 (Zielstra & Hochmair, 2013). O Flickr permite aos utilizadores publicar e partilhar fotografias de qualquer conteúdo, admitindo adicionar *tags* e descrições (Antoniou *et al.*, 2010). Gavric *et al.* (2011), referem o Flickr como o aplicativo de gestão e partilha de fotografias mais popular do mundo.

Antoniou *et al.* (2010), classificam o Panoramio como uma fonte espacialmente explícita, pois, a captura de informação geográfica nas fotografias é obrigatória, enquanto o Flickr é classificado com uma fonte espacialmente implícita, pois a funcionalidade geográfica é apenas um complemento, sendo o objetivo principal permitir aos utilizadores gerirem as suas fotografias.

Ambas as plataformas, permitem a criação de uma conta gratuita de forma a fazer upload das fotografias, possibilitando ainda a atribuição de grupos temáticos às fotografias carregadas, de forma a especificar o conteúdo da imagem. O número de fotografias *geotagged* tem vindo a crescer, sobretudo devido à multiplicidade de dispositivos integrados com recetores GPS. Apenas as fotografias definidas como públicas pelos utilizadores que as carregam podem ser descarregadas (Zielstra & Hochmair, 2013).

Em relação à API do Panoramio esta tem como vantagem, poder ser utilizada sem ser necessário registo prévio. Contudo, apresenta como desvantagem, a questão de os dados solicitados serem filtrados de forma “indocumentada”, causando resultados contraditórios. Um dos problemas dessa anomalia, está relacionado com o número de fotografias dentro de determinada caixa delimitadora não ser igual, ao número de fotografias dentro das duas metades dessa caixa. Em relação ao Flickr, é necessário o registo do aplicativo de recolha de dados antes da sua utilização, no entanto não apresenta nenhum comportamento “indocumentado”, tornando os dados mais confiáveis (Kádár & Gede, 2013).

2.2.4. Limitações dos dados

Como já referido anteriormente, apesar dos dados de fotografias geotagged partilhadas nas redes sociais, poderem ser utilizados na pesquisa geográfica sobre o turismo, existem algumas limitações neste tipo de dados. Os UGC, apesar das inúmeras vantagens que apresentam, também revelam alguns desafios que devem ser considerados, tais como a falta de estrutura, problemas de qualidade, preconceitos demográficos (sobre/ sub-representação de alguns grupos) e questões de privacidade (Straumann et al., 2014).

De acordo com as considerações de Straumann *et al.* (2014), também outros autores referem que nem todos os turistas utilizam as redes sociais em causa, e dentro dos que utilizam, existem diferentes intensidades de utilização, consoante o perfil dos utilizadores, factos que podem tornar a informação tendenciosa (Crampton *et al.*, 2013; García-Palomares *et al.*, 2015).

Alguns estudos, pretenderam demonstrar uma ideia geral sobre o perfil dos turistas, que tendem a partilhar fotografias das suas viagens em redes sociais. Lo *et al.*, (2011), concluíram que apesar da maioria das pessoas tirar fotografias quando viaja, apenas uma minoria publica as suas fotografias. Segundo os autores, que estudaram os turistas residentes em Hong Kong em 2009, 89% dos turistas tiram fotografias durante as suas férias, mas apenas 41% dos mesmos as publicam *online*. Além disso, concluem ainda, que as pessoas que publicam as suas fotografias, são tendencialmente mais jovens (menos de 35 anos), com maior nível de escolaridade e com maiores rendimentos do que aqueles que preferem não publicar. Também Kádár & Gede (2013) referem, que os turistas partilham as suas imagens no Flickr, são sobretudo jovens e pessoas de meia idade, com elevado nível de escolaridade e rendimentos mais elevados. Os pensionistas e os grupos de baixo rendimento encontram-se sub-representados.

Outras questões relativas às limitações dos dados foram levantadas, como a proibição da captura de fotografias no interior de alguns locais (por exemplo: museus), tornando a informação mais confiável para espaços abertos do que

interiores. Além disso, os turistas têm tendência a partilhar os locais turísticos mais “fotogénicos” e visitados pela maioria dos turistas (García-Palomares *et al.*, 2015)

Os dados de fotografias georreferenciadas, em certos casos, podem apresentar alguma incerteza, tendo em consideração que as coordenadas podem referir-se à posição do fotografo, ou por outro lado, à localização do objeto fotografado. Por esse motivo, deve existir envolvimento humano no uso de métodos de análise visual (Kisilevich *et al.*, 2010).

Outra das limitações, está relacionada com a componente temporal dos dados. Na rede social Panoramio, nem toda a informação pode ser extraída através da API, sendo apenas disponibilizada a data em que foi carregada no site, o que pode não coincidir com a data em que a fotografia foi tirada, ou seja, o momento considerado de visita pode nem sempre estar correto (Abarca, 2016)

3. Análise espacial

De acordo com Fischer (1999), a análise espacial é definida como um conjunto de métodos e técnicas para analisar “eventos” em várias escalas espaciais, onde os resultados dependem do arranjo espacial dos mesmos. Andrienko & Andrienko (2006) citam Mitchell (1999), que define análise espacial, como um processo de procura de padrões geográficos nos dados e análise das relações entre as entidades. Neste tipo de análise, a referência espacial está ligada a cada um dos dados (Goodchild & Haining, 2004), sendo a referência espacial explícita, o que a distingue de outras formas de análise de dados (Fischer, 1999).

A análise de dados espaciais, emprega um vasto leque de ferramentas, tais como: medidas de autocorrelação espacial, *K-functions*, classificação espacial, métodos de regionalização e extensões espaciais de estatística, tais como modelos de regressão (Fischer, 1999).

Qualquer fenómeno, é caracterizado por várias propriedades, incluindo: tema, espaço e tempo. O espectro temporal permite a presença de vários objetos em diferentes momentos e mudanças nas suas propriedades (espaciais e temáticas), assim como as suas relações ao longo do tempo (Andrienko & Andrienko, 2006).

Noutras áreas de análise de dados, toda a informação relevante para compreender a variação do conjunto dos dados encontra-se inserida nas observações, porém, nos dados geográficos, a indexação (por localização e tempo) pode conter informação importante (Goodchild & Haining, 2004).

O principal foco da análise espacial, tornou-se a localização, a topologia, o arranjo espacial, a distância e a interação espacial (Fischer, 1999). Os resultados da análise espacial, decorrem em deteção de padrões e exploração e modelação dos mesmos, além de melhor compreensão dos processos responsáveis pelos padrões observados, e maior capacidade de lidar com os eventos que surgem no espaço geográfico (Fischer, 1999)

3.1. Conceitos de enquadramento

3.1.1. Autocorrelação espacial

O conceito de dependência espacial é fundamental para compreender e analisar um fenómeno espacial, sendo a expressão computacional deste conceito definido como autocorrelação espacial (Câmara *et al.*, 2008). Este conceito está relacionado com o que Tobler intitulou como primeira lei da Geografia: “*everything is related to everything else, but near things are more related than distant things.*” (Tobler, 1970 p. 236), ou como refere Câmara citando Noel “a dependência [espacial] está presente em todas as direções e fica mais fraca à medida em que aumenta a dispersão na localização dos dados” (Câmara *et al.*, 2008 p. 11). Esta noção é central para as estatísticas de autocorrelação espacial, ou seja, técnicas quantitativas que analisam a correlação em relação à distância ou às relações de conectividade (Miller, 2004).

Os métodos estatísticos desenvolvidos para estabelecer essa relação têm sido tradicionalmente associados ao campo da geografia, mais especificamente, à avaliação de padrões espacial (Hubert *et al.*, 1981). O conceito estatístico de correlação é utilizado para avaliar a relação entre duas variáveis aleatórias. Acrescentando a preposição “auto” indica que a medição da correlação é efetuada com a mesma variável aleatória, medida em diferentes lugares no espaço (Câmara *et al.*, 2008)

Para compreender a autocorrelação espacial, Ord e Getis (1995) consideram: “uma área subdividida em n regiões, $i = 1, 2, \dots, n$, onde cada região é identificada com um ponto cujas coordenadas cartesianas são conhecidas. Cada i , tem associado um valor x_i que representa uma observação sobre a variável aleatória X_i ”. Se os valores de X_i são independentes é considerado que não existe estrutura espacial, resultando em ausência de autocorrelação espacial. Pelo contrário, quando existe autocorrelação espacial, é exibida por similaridade entre regiões contínuas (Ord & Getis, 1995). A autocorrelação espacial pode ser positiva ou negativa entre as entidades, no entanto não implica uma relação

causal, apesar de fornecer evidências que devem ser avaliadas através da teoria (Miller, 2004).

3.1.2. Matriz de Vizinhança

A matriz de pesos espaciais, define a estrutura das relações espaciais na área de estudo e delimita a extensão do agrupamento da técnica de *clustering* (Getis & Aldstadt, 2004; Aldstadt, 2010). Para medir a autocorrelação, é necessário deter a relação espacial entre todos os pares de locais, sendo necessário usar uma matriz de pesos espaciais ou estrutura espacial, normalmente denominada por W (O'Sullivan & Unwin, 2010). A escolha de W , deve ser considerada cuidadosamente na análise de clusters. O conjunto de pesos espaciais mais simples e possivelmente mais utilizado é a matriz de contiguidade binária (Aldstadt, 2010).

Na matriz W é inserida a proximidade espacial (W_{ij}) para cada par de localizações ($i ; j$). Quando W_{ij} é igual a 1, as unidades i e j compartilham um limite comum, quando é 0 acontece o caso contrário (Aldstadt, 2010). As relações espaciais são expressas pela função da distância entre as unidades:

$$W_{ij} = d_{ij}^{-\alpha} \quad (3.1)$$

Onde d_{ij} é a distância entre as unidades i e j e α é maior que zero. Na diagonal da matriz de pesos, os valores de W_{ii} , são normalmente definidos para zero (Aldstadt, 2010).

Para este trabalho, foi utilizada a função do declínio da distância para definir a estrutura da vizinhança, sendo estabelecido o limite de distância de 15 920m no caso da amostra de fotos do Flickr e 16 200 m para a amostra do Panoramio. Todos os procedimentos adotados para este método serão descritos na secção 5.3.5.

3.1.3. Agregação espacial

A agregação de dados, tem sido amplamente utilizada na análise exploratória de dados, aplicada a grandes volumes de dados (Andrienko & Andrienko, 2006). É comum em SIG, contar ou agregar dados de uma cobertura pontual em um conjunto de grandes unidades de área (Charlton, 2008). Os resultados da agregação são séries temporais de contagens relacionadas aos compartimentos espaciais (número de fotos ou número de diferentes pessoas) (Andrienko & Andrienko, 2006). A agregação de observações individuais, é realizada com base nas relações entre as observações, ou na semelhança ou proximidade das suas características (Charlton, 2008).

A agregação de dados, partindo de observações individuais, para um conjunto de unidades de área, ou de um sistema de áreas para outro, pode revelar alguns problemas (Charlton, 2008; O'Sullivan & Unwin, 2010). Os problemas estão relacionados, com a utilização de unidades de agregação, que muitas vezes são arbitrárias em relação ao fenómeno em estudo (O'Sullivan & Unwin, 2010). Naturalmente, agregar um mesmo conjunto de dados, a um polígono maior ou menor, vai resultar em variações na forma como os resultados são apresentados e analisados (Matos, 2011), tal como mudam, em função da delimitação das áreas de agregação (Fotheringham *et al.*, 2000). Este problema, é conhecido como Unidade de Área Modificável (UAM), associado a outro problema, designado por Falácia Ecológica (FE) (Matos, 2011). O que liga a FE à UAM, é o facto de as relações estatísticas poderem mudar em diferentes níveis de agregação. A escala geográfica em que examinamos um fenómeno, pode afetar as observações produzidas (O'Sullivan & Unwin, 2010).

Nesta dissertação, os dados foram agregados numa malha regular de hexágonos em que cada unidade de área tem aproximadamente 0,5 km², obtendo-se como resultado da contagem o número de fotografias em cada unidade.

3.1.4. Métodos quantitativos de análise espacial

A análise quantitativa de dados espaciais fornece um campo de teste de ideias sobre processos espaciais. (Fotheringham *et al.*, 2000). Além disso, Brunson & Charlton (2000), referem outras atividades como a análise de dados espaciais numéricos e o desenvolvimento de teoria espacial.

Fotheringham *et al.*, (2000), identifica quatro vantagens da análise quantitativa:

- Possibilita a redução de grandes conjuntos de dados para uma quantidade menor ou mais significativa de informação, permitindo dar sentido a grandes conjuntos multidimensionais de dados;
- permite efetuar uma análise exploratória de dados para sugerir hipóteses ou examinar a presença de *outliers*.
- examinar o papel da aleatoriedade na geração de padrões espaciais observados.
- modelar processos espaciais, permitindo prever o impacto espacial de várias ações, gerando valores esperados para diferentes cenários aos quais a realidade pode ser comparada.

3.2. Análise estatística de dados espaciais

Segundo (Charlton, 2008) no contexto dos SIG, assumindo que os métodos quantitativos já foram escolhidos, assim como o software, a análise deve seguir os seguintes passos:

1. Criação dos dados para análise;
2. Exploração dos dados prévia à análise;
3. Análise estatística dos dados e
4. Interpretação dos resultados

Na análise estatística de dados espacial, o conhecimento de um processo é utilizado para prever os padrões espaciais e a probabilidade de qualquer

padrão¹ observado ser resultante desse processo (Unwin, 1996). Esta emprega, métodos estatísticos para interrogar dados espaciais, de forma a determinar, se estes podem ser representados por um modelo estatístico (O'Sullivan & Unwin, 2010).

3.2.1. Exploração de dados espaciais

A análise exploratória dos dados espaciais (ESDA), é uma extensão da análise de dados exploratórios (EDA), que fornece um meio útil, para gerar uma compreensão prévia, sobre padrões e associações em conjuntos de dados espaciais, principalmente grandes volumes de dados (Anselin & Bao, 1997; Fischer, 1999). Esta metodologia, considera a influencia potencialmente enganosa gerada pelas observações “extremas” ou “atípicas” (Anselin & Bao, 1997). Os métodos enquadrados neste tipo de análise, são parte integrante da análise espacial em SIG, concentrando-se no aspeto espacial dos dados, no sentido de dependência e heterogeneidade espacial (Anselin, 1996).

A ESDA, pode ser definida como o conjunto de técnicas, utilizadas para descrever e visualizar distribuições espaciais, identificar locais atípicos (*outliers*), descobrir padrões de associação espacial (*clusters*) e sugerir diferentes regimes espaciais e outras formas de instabilidade espacial (não estacionariedade) (Anselin, 1996; Anselin & Bao, 1997; Anselin 1999) . Unwin (1996), menciona a análise exploratória de dados espaciais, como uma forma de examinar uma distribuição observada, e de tentar deduzir o processo que a produziu.

Segundo Wilson & Stewart (2008), a ESDA, apresenta como objetivos a identificação de padrões através da visualização, estatística espacial e geoestatística, de forma a identificar locais, magnitudes e formas de descrever

¹ Padrão é a característica da disposição espacial dos objetos, dada pelo seu espaçamento em relação um ao outro. Não deve ser confundido com a ideia de dispersão ou com densidade (Unwin, 1996).

padrões estatisticamente significantes. Além de, permitir gerar hipóteses para especificar explicações para os padrões geográficos encontrados.

A maioria das técnicas de exploração de dados espaciais são de natureza gráfica, com algumas técnicas quantitativas. Esta sua característica gráfica, está relacionada com o seu principal objetivo: explorar abertamente os dados, de forma a obter uma nova compreensão dos mesmos (Andrienko & Andrienko, 2006).

De forma a visualizar os dados da forma mais pertinente, de acordo com os objetivos do trabalho, o software ArcGis dispõe de vários métodos de classificação de dados, transformando campos numéricos em simbologia graduada (ArcGis *help*²). Neste trabalho, serão utilizados dois métodos: intervalos naturais e desvio padrão.

O método de intervalos naturais, assenta no agrupamento natural inerente aos dados, onde as classes são divididas com base no melhor grupo de valores que maximize a diferença entre as classes (ArcGis *help*³). O método de classificação do desvio padrão revela o quanto um atributo varia em relação à média. As classes são criadas em proporção dos desvios.

3.2.2. Métodos de estatística espacial

A estatística espacial fundamenta-se na dependência das observações, ou seja, a pesquisa baseia-se no presumível de que as unidades próximas estão de alguma forma associadas (Getis, 1999). A estatística espacial corresponde a um conjunto de técnicas, quem têm o objetivo de descrever e modelar dados espaciais, de forma a avaliar padrões, distribuições, tendências, processos e

² Em ArcGis *help*, consultado em março de 2018 URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/help/mapping/layer-properties/data-classification-methods.htm>

³ Em ArcGis *help*, consultado em março de 2018 URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/help/mapping/layer-properties/data-classification-methods.htm>

relacionamentos. Ao contrário das técnicas estatísticas tradicionais, estas técnicas usam espaço / área, comprimento, proximidade, orientação ou relações espaciais - diretamente nos seus cálculos (Scott & Janikas, 2010).

Na Tabela 3.1 seguem-se as ferramentas selecionadas para operacionalizar a análise espacial e uma breve descrição das mesmas. Os métodos selecionados foram escolhidos com base nos objetivos do trabalho, ou seja, analisar os dados com base na sua distribuição espacial, identificando padrões e localizando lugares de maior/ menor concentração de fotografias de turistas.

Tabela 3.1 - Resumo das ferramentas utilizadas na análise de dados

Ferramentas de análise	Descrição
Centro médio	Calcula o centro geométrico para um conjunto de features
Elipse do desvio padrão	Resume características relevantes de uma distribuição espacial: tendência central, dispersão e tendências direcionais.
<i>Kernel density</i>	Calcula a densidade de <i>features</i> em uma vizinhança em torno de cada célula de <i>output</i> .
<i>Average nearest neighbor</i>	Calcula a distância média de cada <i>feature</i> ao vizinho mais próximo com base no centroide das <i>features</i> .
<i>Ripley's K-function</i>	Determina se as entidades, ou os valores associados, exibem agrupamento ou dispersão estatisticamente significativos a uma variedade de escalas de distância
Análise de <i>clusters</i> e <i>outliers</i>	Identifica aglomerados espaciais com valores altos ou baixos
Emerging Hot Spot Analysis	Identifica tendências em séries de dados em um cubo espaço-temporal

Fonte: ArcGis help

3.2.3. Características espaciais da distribuição

As ferramentas de natureza descritiva, ajudam a resumir as características relevantes de uma distribuição espacial (Scott & Janikas, 2010) Não deve ser

ignorada a aptidão de algumas técnicas de geoestatística, para modelar a segregação espacial. A maioria destas técnicas são simples e fácil de implementar em ambiente SIG (Wong, 1999). Neste trabalho, serão aplicadas as medidas Centro Medio e Elipse do desvio padrão, e os seus resultados analisados de forma conjunta, considerando que as elipses são geradas em torno dos centros médios.

Centro médio e Centro médio ponderado

A ferramenta centro médio, é uma medida de tendência central, que calcula o centro geométrico para um conjunto de características geográficas (Scott & Janikas, 2010). Se cada ponto representa uma massa uniforme no espaço bidimensional, o centro médio representa a localização do seu centro de gravidade (Fotheringham *et al.*, 2000). Esta medida é particularmente útil, para identificar mudanças na distribuição ou comparar a distribuição de diferentes entidades (ArcGis *help*⁴). O centro médio, é expresso pela seguinte equação:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n xi}{n} \quad e \quad \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n yi}{n} \quad (3.2)$$

Onde xi e yi são as coordenadas da entidade i , e n o número total de observações. Por vezes, o cálculo do centro médio precisa de considerar mais do que a localização das entidades, isto porque os pontos nem sempre têm a mesma importância, sendo associado um peso a cada entidade (Lee & Wong, 2001). Para estas situações é utilizado o centro médio ponderado, dado pela seguinte expressão:

⁴ Em ArcGIS *help*, consultado em fevereiro de 2018.
Url: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/h-how-mean-center-spatial-statistics-works.htm>

$$\bar{X}_w = \frac{\sum_{i=1}^n wix_i}{\sum_{i=1}^n wi} \quad e \quad \bar{Y}_w = \frac{\sum_{i=1}^n wiy_i}{\sum_{i=1}^n wi} \quad (3.3)$$

Onde w_i é o peso da entidade i

Elipse do desvio padrão e Elipse do desvio padrão ponderada

Uma maneira comum, de medir a tendência de um conjunto de pontos, é calcular a distância padrão individualmente nas direções x e y , medidas que definem os eixos da elipse. É designada elipse do desvio padrão, devido ao seu método, que calcula o desvio padrão das coordenadas x e y do centro médio, para definir os eixos da elipse (ArcGis *help*⁵). A elipse do desvio padrão (SDE) é expressa por:

$$SDE_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n}} \quad e \quad SDE_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{n}} \quad (3.4)$$

Onde \tilde{x}_i e \tilde{y}_i são as coordenadas da entidade i , $\{\tilde{x}, \tilde{y}\}$ corresponde ao centro médio das entidades, e n é igual ao número de total de entidades. São duas as maneiras possíveis de calcular a elipse do desvio padrão. Através da localização das entidades ou associando a localização a um valor de atributo das mesmas, ao qual é dado o nome de elipse do desvio padrão ponderada. O ângulo de rotação é calculado da seguinte forma:

⁵ Em ArcGIS *help*, consultado em fevereiro de 2018.

URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/h-how-directional-distribution-standard-deviation.htm>

$$\begin{aligned}
A &= \left(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i^2 - \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i^2 \right) \\
B &= \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i^2 - \sum_{i=1}^n \tilde{y}_i^2 \right)^2 + 4 \left(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i \tilde{y}_i \right)^2} \\
C &= 2 \left(\sum_{i=1}^n \tilde{x}_i \tilde{y}_i \right) \\
\tan \theta &= \frac{A+B}{C}
\end{aligned} \tag{3.5}$$

Onde \tilde{x}_i e \tilde{y}_i são os desvios das coordenadas x y referentes ao centro médio. Por último, as dimensões do eixo podem ser calculadas da seguinte forma:

$$\sigma_x = \sqrt{2} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\tilde{x}_i \sin \theta + \tilde{y}_i \cos \theta)^2}{n}} \tag{3.6}$$

Kernel Density

Uma das principais características, de qualquer padrão representado por pontos é a sua densidade geral no espaço, calculada através do número de eventos pontuais por unidade de área. Subjacente a esta ideia, está o método de *Estimativa de Densidade de Kernel* (KDE), partindo do pressuposto que um padrão apresenta densidade em qualquer local da área de estudo, e não apenas onde existem eventos pontuais (O'Sullivan & Unwin, 2010). Por outras palavras, o método KDE gera medidas contínuas de intensidade espacial usando uma função de distância ponderada, onde as distâncias são medidas no espaço euclidiano (C Brunson, 1995). Este método, é frequentemente usado para obter estimativas de densidade local, partindo de uma distribuição de pontos bidimensionais (Gatrell *et al.*, 1996; Hollenstein & Purves, 2010)

Palma (2010) cita Silverman (1986) ao definir a estimativa de densidade de Kernel, como um método de interpolação que possibilita a identificação da intensidade com que uma variável se manifesta no espaço, partindo de um conjunto de pontos. Em determinada área de estudo, onde ocorrem vários

eventos ($s_1 \dots s_n$), a intensidade (I) da variável, numa localização (s_i), define-se pela função:

$$I(s) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{r^2} k\left(\frac{s-s_i}{r}\right) \quad (3.7)$$

Onde: k representa uma função de ponderação e r corresponde ao raio de pesquisa de uma localização s .

Em SIG, o resultado é geralmente um conjunto de dados *raster* onde cada célula possui um valor de densidade ponderado de acordo com a distância à *feature* inicial. É permitido ao utilizador, escolher o tamanho da célula do output *raster*, o campo de atributo a ser utilizado no cálculo, unidades de medida e o raio de pesquisa (O'Sullivan & Unwin, 2010).

A variável r , é de extrema importância pois controla a variância da função de densidade (Brunsdon, 1995) (Figura 3.1). A escolha do raio (r), afeta os resultados da superfície de densidade estimada. Se a largura do raio for demasiado grande, os valores de densidade serão iguais em todos os lugares, próximos da densidade média em todo o padrão eventos. Por outro lado, se a largura do raio for pequena, o padrão será focado em eventos individuais, com estimativas de zero em locais distantes dos eventos (Gibin, *et al.*, 2007).

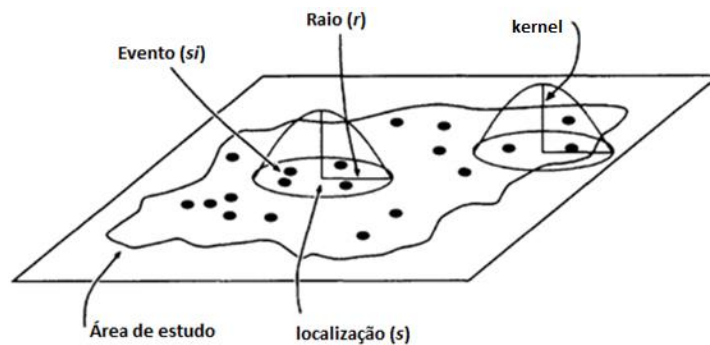


Figura 3.1 - Estimativa de Kernel a partir de um padrão de pontos

Fonte: adaptado de Gatrell et al., (1996)

O uso de superfícies de densidade, como é o caso da técnica KDE, é uma mais valia para a análise exploratória de dados espaciais e na comunicação de informação geográfica. Esta técnica, atua melhor do que as estatísticas de distância clássicas e as medidas de dispersão geográfica, como a elipse do desvio padrão, porque considera a direção da distribuição (Gibin, *et al.*, 2007).

3.2.4. Índice do vizinho mais próximo

O índice do vizinho mais próximo (*Nearest Neighbor Index* - NNI), calcula a distância média de cada *feature*. com base no centroide, ao vizinho mais próximo (Scott & Janikas, 2010). Quando a distância média observada, é inferior à média de uma distribuição aleatória hipotética (esperada), a distribuição espacial é classificada como agrupada, por outro lado, se a distância média for maior, então é considerada dispersa. O NNI é calculado através da distância média observada dividida pela distância média esperada, de acordo com a seguinte equação (ArcGis *help*⁶):

$$NNI = \frac{\bar{D}_o}{\bar{D}_E} \quad (3.8)$$

Onde \bar{D}_o é a distância média observada entre cada entidade e o seu vizinho mais próximo e \bar{D}_E corresponde à distância média esperada.

$$\bar{D}_o = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad e \quad \bar{D}_E = \frac{0,5}{\sqrt{n/A}} \quad (3.9)$$

⁶Em ArcGis *help*, consultado em fevereiro de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-average-nearest-neighbor-distance-spatial-st.htm>

Nas equações antecedentes, d_i corresponde à distância entre as entidades i e o vizinho mais próximo, n corresponde ao total de entidades, e A é a área de estudo.

Se o resultado do cálculo do NNI, for inferior a 1, o padrão exibe agrupamento, por outro lado, se o índice for superior a 1, a tendência é de dispersão (ArcGis *help*⁷). Os resultados são submetidos a um teste estatístico para identificar se existe rejeição da hipótese nula, ou seja, que ao invés de um padrão aleatório, as *features* apresentam significância estatística (agrupamento ou dispersão). A hipótese nula para as ferramentas de análise de padrões, é a aleatoriedade espacial completa (*Complete Spatial Randomness [CSR]*), para qualquer uma das *features* ou os valores associados a estas (ArcGis *help*⁸). Para concretizar o supramencionado, é necessário considerar os valores de *z-score* e do *p-value*, este último, expresso pelas seguintes equações:

$$z = \frac{\bar{D}_o - \bar{D}_E}{SE} \quad e \quad SE = \frac{0,26136}{\sqrt{n/A}} \quad (3.10)$$

Onde, D_o é a distância média observada entre cada entidade e o seu vizinho mais próximo e D_e corresponde à distância média esperada.

Na análise de padrões, o *p-value* revela a probabilidade de um padrão espacial ser criado por um processo aleatório. Quando o valor é muito baixo, revela que é improvável que o padrão seja resultado de um processo aleatório. Em relação aos *z-scores*, ou desvios padrões, valores muito altos ou muito baixos (negativos), associados a baixos valores de *p-values*, indicam que é pouco

⁷Em ArcGis *help*, consultado em fevereiro de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-average-nearest-neighbor-distance-spatial-st.htm>

⁸Em ArcGis *help*, consultado em fevereiro de 2018 URL <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>

provável que o padrão espacial observado reflita o padrão aleatório representado pela hipótese nula (ArcGis *help*⁹).

3.2.5. K-Function

O método *K-Function*, é uma forma de analisar o padrão espacial de dados de processos pontuais, podendo ser usado para resumir um padrão de pontos, testar hipóteses sobre o padrão, estimar parâmetros e ajustar modelos (Dixon, 2001).

Uma das características que distingue este de outros métodos (e.g. autocorrelação espacial e análise de pontos quentes) é a capacidade de resumir a dependência espacial (agrupamento ou dispersão), a uma variedade de escalas de distância (Dixon, 2001; Scott & Janikas, 2010) A função K, pode resumir um padrão de pontos, em uma escala mais ampla do que o *nearest neighbor distances*, devido à sua capacidade de considerar todos os pares de pontos possíveis e não apenas os mais próximos (Yamada & Rogerson, 2003)

Os resultados desta função, representam a proporção da soma de todos os pares de pontos dentro de uma distância pré-estabelecida, e a soma de todos os pares de pontos independentemente da distância (Getis, 1999)

Segundo Getis (1999), a função originalmente desenvolvida por Ripley (1977) foi alterada por Besag (1977), para considerar a necessidade de estabilizar a variância, e mais tarde por Getis (1984) de forma a incluir os pesos das *features*. Esta última, encontra-se disponível no software ArcGis, expressa da seguinte forma:

$$L(d) = \sqrt{\frac{A \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n K_{i,j}}{\pi n(n-1)}}$$

⁹ Em ArcGis *help*, consultado em fevereiro de 2018 URL <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>

Onde, d é a distância, n é igual ao total de número de entidades, A representa a área total, e K_{ij} o peso.

Em relação aos resultados, a ferramenta *Multi-Distance Spatial Cluster Analysis (Ripley's K-function)*, disponível no ArcGis, resulta num gráfico de linhas. A linha diagonal azul, representa o padrão esperado, se as entidades forem distribuídas de forma aleatória dentro da área de estudo (Figura 3.2). O eixo x reflete os envelopes de distância. A linha vermelha representa o padrão espacial observado, e quando fica acima da linha azul diagonal, o padrão é mais agrupado a essa distância do que seria de esperar com um padrão aleatório. Por outro lado, quando a linha vermelha se encontra abaixo da linha diagonal, o padrão está mais disperso do que o esperado. A função K é útil para comparar diferentes conjuntos de características dentro da mesma área de estudo (Scott & Janikas, 2010).



Figura 3.2 - Elementos do gráfico resultante da ferramenta K-function

Fonte: adaptado de ArcGis help

De forma a testar a significância estatística para a função K , é aplicado o procedimento de Monte Carlo, que consiste na comparação dos dados

observados com amostras aleatórias geradas de acordo com as hipóteses testadas (Hope, 1968).

Esta estatística é bastante sensível ao tamanho da área de estudo, e por isso arranjos idênticos de pontos podem apresentar aglomeração ou dispersão em função do tamanho da área de estudo, sendo por isso necessário considerar com atenção os limites da área de estudo (Arcgis help¹⁰).

Cada distribuição aleatória de pontos é denominada “permutação” (Yamada & Rogerson, 2003), usadas para avaliar a probabilidade de a distribuição espacial dos valores ser real (ArcGis help¹¹). Com base em um número especificado de permutações geradas aleatoriamente, é calculado o intervalo de confiança em torno da linha esperada, onde o número de permutações define os níveis de confiança. Por exemplo, escolhendo 999 permutações é estabelecido um nível de confiança de 99,9%, sendo este o nível de confiança aplicado nesta dissertação. Quanto maior o número de permutações, melhor a distribuição aleatória da amostra, melhorando a precisão do pseudo *p-value* (ArcGis help¹²). Quando a linha vermelha (observado) está fora do envelope de confiança estabelecido, o agrupamento ou a dispersão são estatisticamente significativos (Figura 3.2) (Scott & Janikas, 2010).

3.2.6. Análise de Clusters e Outliers (ACO)

A disponibilidade de grandes conjuntos de dados com referencia espacial e os sofisticados recursos de visualização em SIG, provocaram uma procura por novas técnicas de análise espacial, embora apenas algumas dessas técnicas, sejam apropriadas para lidar com o aspeto espacial dos dados de forma explícita,

¹⁰ Em ArcGis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/multi-distance-spatial-cluster-analysis.htm>

¹¹ Em ArcGis Help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-moran-s.htm>

¹² Em ArcGis Help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/multi-distance-spatial-cluster-analysis.htm>

sendo a identificação de padrões locais de associação espacial (*Local Indicators of Spatial Association* [LISA]) uma preocupação nesse sentido (Anselin, 1995; Anselin & Bao, 1997).

Segundo Anselin (1995), um LISA é um indicador local de autocorrelação, em que um dos objetivos é detetar padrões significativos de correlação espacial local, ou seja, para cada observação fornece uma indicação da extensão da aglomeração espacial de valores semelhantes em torno de cada observação (Anselin & Bao, 1997; Lee & Wong, 2001).

As estatísticas globais, costumam ser empregues para testar se existe uma propensão geral de agrupamento espacial em determinada área de estudo, enquanto as estatísticas locais são considerados testes para detetar os locais e o tamanho dos *clusters* espaciais, como é exemplo o *Local Moran's I* (Lee *et al.*, 2010). De acordo com O'Sullivan & Unwin (2010), quase todas as estatísticas globais podem ser transformadas em uma estatística local, onde em vez de se resumir sobre o conjunto de dados total, resume-se apenas os dados no local de cada ponto de dados.

De forma a indicar o nível de autocorrelação espacial à escala local, a estatística de associação espacial *Local Moran* é dada pela seguinte expressão (Lee & Wong, 2001):

$$I_i = \frac{x_i - \bar{X}}{s_i^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j}(x_j - \bar{X}) \quad (3.12)$$

Onde x_i é o atributo para a *feature* i , \bar{X}_i é a média do atributo correspondente, $w_{i,j}$ é o peso espacial entre as *features* i e j (ArcGis *help*¹³). O S_2 é calculado por:

¹³ Em ArcGis *help*, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-m.htm>

$$S_i^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n (x_j - \bar{X})^2}{n-1} \quad (3.13)$$

Onde n é igual ao número total de *features*. Em suma, este índice mede a autocorrelação espacial (agrupamento ou dispersão) com base na localização das *features* e no valor do atributo (Scott & Janikas, 2010).

A estatística *Local Moran's I* distingue entre padrões autocorrelacionados positivamente, em que os valores altos estão rodeados de valores também estes altos (*High-High cluster*) e valores baixos por valores baixos (*Low-Low cluster*); padrões aleatórios, em que a vizinhança é independente entre si; e padrões que contribuem para uma autocorrelação negativa, ou seja, padrões dispersos em que os valores altos tendem a estar rodeados por valores baixos e vice-versa (*High-Low Outlier* e *Low-High Outlier*, respetivamente) (Longley *et al.*, 2007; O'Sullivan & Unwin, 2010).

A ferramenta *Cluster and Outlier Analysis (Anselin Local Moran's I)* do software ArcGis, cria uma Feature Class com os seguintes atributos para cada uma das observações: índice local de Moran, o *z-score*, o *p-value* e um campo denominado COType. Este último indica *clusters* e *outliers* estatisticamente significativos para um nível de confiança de 95%. Somente recursos estatisticamente significativos possuem valores para o campo COType (ArcGis *help*¹⁴).

O índice *Local Moran's I* é uma medida relativa que só pode ser interpretada no contexto dos seus *z-score* ou *p-value*, que informam se é possível rejeitar a hipótese nula ou não (ArcGis *help*^{15 16}). Se o valor de I for positivo, indica que a

¹⁴ Em Arcgis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-moran-s.htm>

¹⁵ Em ArcGis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-m.htm>

¹⁶ Em ArcGis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>

vizinhança possui valores de atributo (altos ou baixos) semelhantes, ou seja, essa entidade pertence a um cluster. Por outro lado, se o valor de I for negativo significa que a vizinhança apresenta valores diferentes, pertencendo à categoria de *outliers*. Em qualquer dos casos, o *p-value* de cada entidade deve ser baixo o suficiente para que seja considerado estatisticamente significativo (ArcGis help¹⁷).

3.2.7. Análise de pontos quentes emergentes (Emerging hot spot analysis)

A ferramenta *Emerging Hot Spot Analysis* encontra-se inserida no módulo *Space Time Pattern Mining Tools*, tendo como principal objetivo encontrar tendências espaço-temporais no agrupamento de pontos, identificando várias categorias: pontos quentes (*hot Spots*) e pontos frios (*cold Spots*) novos, consecutivos, intensificadores, persistentes, decrescentes, esporádicos, oscilantes e históricos (ArcGis help^{18 19}).

De forma a operacionalizar esta ferramenta é necessário que os dados estejam agregados em um cubo de dados. Na próxima secção é explicado o processo de agregação, e seguidamente a ferramenta de análise de pontos quentes emergentes propriamente dita.

Agregação espaço-temporal num cubo de dados

De forma a operacionalizar esta ferramenta, é necessário primeiramente agregar os dados num cubo espaço-temporal, através da ferramenta *Create Space Time Cube*, que se encontra inserida no mesmo módulo do ArcGis referido anteriormente. Deste modo, as *timestamped features* são estruturadas em um

¹⁷ Em ArcGis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-m.htm>

¹⁸ Em Arcgis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/space-time-pattern-mining-toolbox/emerginghotspots.htm>

¹⁹ Em Arcgis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/space-time-pattern-mining-toolbox/learnmoreemerging.htm>

cubo de dados em formato *Network Common Data Form* (NetCDF²⁰), gerando intervalos de espaço-tempo onde os pontos são agregados (ou podem ser apuradas estatísticas de resumo aos atributos associados às entidades) e a tendência para as caixas de valores ao longo do tempo em cada local é medida usando a estatística Mann-Kendall (ArcGis *help*²¹)(Figura 3.3).

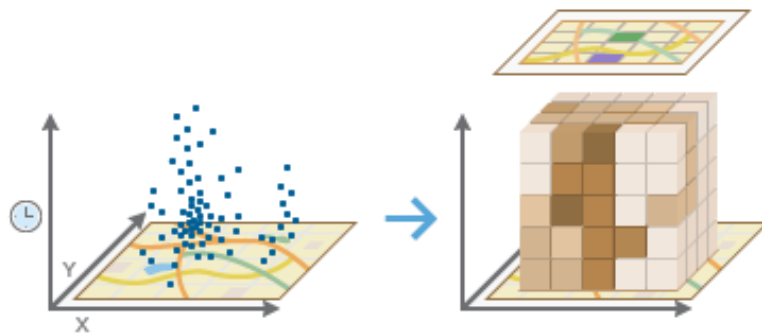


Figura 3.3- Agregação de dados pontuais em um cubo espaço-temporal

Fonte: ArcGis help

A estrutura do cubo apresenta linhas, colunas e etapas de tempo (Figura 3.4). Ao multiplicar o número de linhas pelo número de colunas e pelo número de etapas de tempo, obtém-se o número total de caixas no cubo. As linhas e colunas determinam a extensão espacial do cubo, enquanto as etapas de tempo determinam a extensão temporal (ArcGis *help*²²). Cada caixa tem uma posição fixa no espaço (x , y) e no tempo (t). Caixas que cobrem a mesma área (x , y) partilham o mesmo ID de local, assim como aquelas que abrangem a mesma duração compartilham o mesmo ID de etapa de tempo (ArcGis *help*²³).

²⁰ NetCDF é um formato de arquivo que armazena dados científicos multidimensionais (Bass, 2017)

²¹ Em Arcgis help, consultado em maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

²² Em Arcgis help, consultado em maio. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

²³ Em Arcgis help, consultado a maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

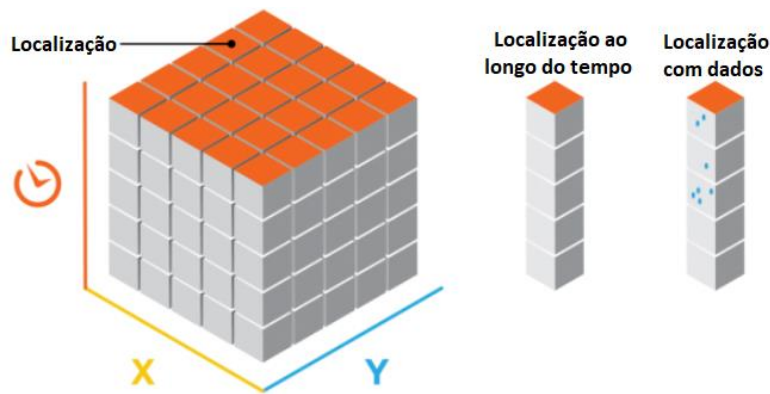


Figura 3.4 - Representação da Estrutura do cubo espácio-temporal.

Fonte: adaptado de ArcGis *help*.

Em relação à parametrização da agregação do cubo, é necessário definir a extensão espacial e temporal da área de agregação e o alinhamento espácio-temporal (Abarca, 2016). A dimensão das caixas pode ser definida no parâmetro *Distance Intervale*, e deve considerar e adaptar-se aos objetivos do trabalho.

Ao definir os intervalos de tempo é possível agregar os pontos em intervalos de um dia, uma semana ou um ano, representando durações fixas, que requerem um mínimo de 10 etapas de tempo. As unidades de intervalo de tempo válidas são anos, meses, dias, horas, minutos e segundos (ArcGis *help* ²⁴).

O alinhamento temporal (*Time Step Alignment*) define como a agregação ocorre dado um intervalo de tempo, definindo onde começa e acaba a agregação. Neste parâmetro estão disponíveis 3 opções: data de início, data de termino e um tempo de referência específico (que deve ser definido pelo utilizador). Neste trabalho foi escolhido o alinhamento temporal de acordo com a data de termino, sendo por isso a opção de alinhamento abordada de forma mais detalhada nesta secção.

²⁴Em Arcgis help, consultado a maio de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/create-space-time-cube.htm>

Se a data de término do alinhamento espaço-temporal é escolhida com um intervalo de tempo para 3 dias, por exemplo, a agregação dos dados será iniciada com o último ponto e retornará em incrementos de 3 dias até que todos os pontos estejam inseridos dentro de um intervalo de tempo (ArcGis *help* ²⁵).

A data de término é a opção padrão para o alinhamento temporal, pois a maioria das análises foca-se no que acontece mais recentemente, sendo preferível colocar o enviesamento no início do cubo. Outra solução, que elimina o viés temporal, passa por fornecer dados divididos uniformemente pelo Intervalo de tempo, para que nenhum período seja influenciado. Isto é possível criando uma seleção de dados que exclui os pontos que estão fora do primeiro intervalo de tempo. Neste exemplo, para resolver o problema, seria necessário selecionar todos os dados, à exceção dos que ocorrem antes de 9/4 (Figura 3.5) (ArcGis *help* ²⁶).

Também é importante analisar que, se no processo de voltar no tempo, a caixa final se situar exatamente na primeira ocorrência (ponto), esse ponto não seria incluído nessa caixa. Isto acontece porque ao alinhar os dados segundo a data de término, cada caixa inclui a última data inserida na sua abrangência, mas ao retroceder não inclui a primeira data ocorrida nessa caixa. Por isso, neste caso, teria de ser criada uma caixa adicional para garantir que os dados da primeira ocorrência fossem incluídos (ArcGis *help* ²⁷).

De forma a perceber, se os dados de entrada estão a aumentar ou a diminuir ao longo do tempo, todas as localizações em cada intervalo de tempo são

²⁵ Em Arcgis help, consultado a junho. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

²⁶ Em Arcgis help, consultado a junho. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

²⁷ Em Arcgis help, consultado a junho. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

analisadas em conjunto como uma série temporal, através do teste de Mann-Kendall (ArcGis help²⁸)

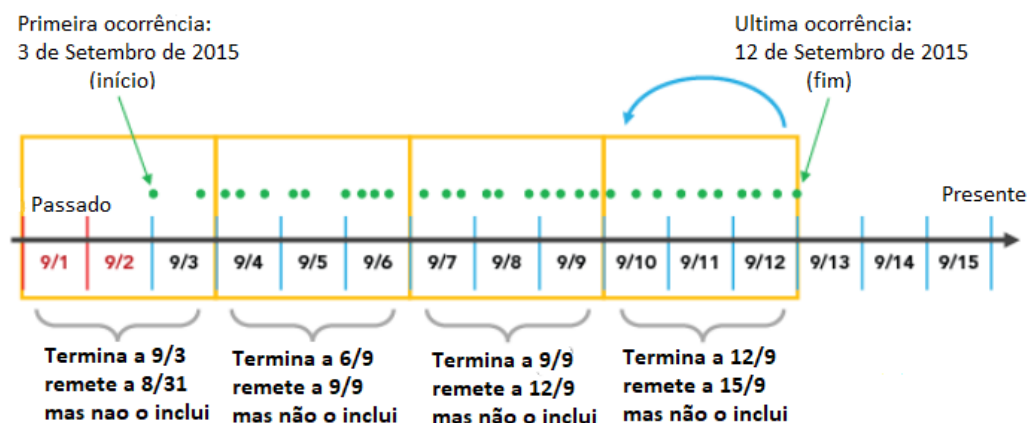


Figura 3.5 - Exemplo de alinhamento temporal de acordo com a data de término

Fonte: adaptado de ArcGis help

Teste de Mann-Kendall (MK)

Dentro de cada caixa do cubo, a contagem de observações para cada caixa naquele período de tempo e quaisquer estatísticas são calculadas, e a tendência de valores para cada caixa ao longo do tempo, em cada localização, é medida usando a estatística Mann-Kendall (ArcGis help²⁹). O teste MK pesquisa uma tendência em uma série temporal sem especificar se a tendência é linear ou não linear (Khaliq *et al.*, 2009).

Este teste é útil porque além de permitir valores ausentes, os dados não precisam de estar em conformidade com nenhuma distribuição específica. Outra

²⁸Em Arcgis help, consultado a junho. URL <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

²⁹ Em ArcGis help, consultado a julho de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmorecreatecube.htm>

questão, são os dados abaixo do limite de detecção, que podem ser utilizados, sendo atribuído um valor comum, inferior ao menor valor medido do conjunto de dados (Gilbert, 1987). Esta abordagem justifica-se porque o teste de Mann-Kendall utiliza apenas as magnitudes relativas dos dados em vez de valores medidos (Gilbert, 1987; Juahir *et al.*, 2010; Pinheiro *et al.*, 2013)

O teste de tendências de Mann-Kendall examina o sinal de todas as diferenças entre pares dos valores observados. Cada par de valores observados y_i, y_j ($i > j$) da variável aleatória, é inspecionado para descobrir se $y_i > y_j$ ou $y_i < y_j$ (Juahir *et al.*, 2010). Segundo Yue *et al.*, (2002), este teste é baseado na estatística S , dado por:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \quad (3.14)$$

onde, x são os valores sequencias dos dados, n é a dimensão do conjunto de dados, e

$$\text{sgn}(\theta) = \begin{cases} 1 & \text{if } \theta > 0 \\ 0 & \text{if } \theta = 0 \\ -1 & \text{if } \theta < 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

Um valor positivo (negativo) de S indica uma tendência ascendente (descendente) (Khaliq *et al.*, 2009). Yue *et al.*, (2002) e Khaliq *et al.*, (2009) referem Mann (1945) e Kendall (1975) por terem documentado que quando $n \geq 8$, a estatística S aproxima-se de uma distribuição normal, distribuída com a média e a variância da seguinte forma:

$$E(S) = 0$$

$$v(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_i(i-1)(2i+5)}{18} \quad (3.16)$$

A estatística de teste padronizado Z , é expresso da seguinte forma:

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \\ 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \end{cases} \quad (3.17)$$

A estatística MK padronizada Z segue a distribuição normal padrão com média de zero e variância de um. No nível de significância α_L (onde L representa local), a hipótese nula da tendência é rejeitada se o valor absoluto de Z for maior que o valor teórico de $Z_{1-\alpha_L/2}$.

Análise de pontos quentes emergentes (APQE)

O método selecionado baseia-se na estatística de Getis-Ord G , que utiliza os valores dos parâmetros de distância espacial e de distância temporal, para calcular a estatística de Getis-Ord G para cada caixa de agregação (Figura 3.6) (ArcGis *help*³⁰).

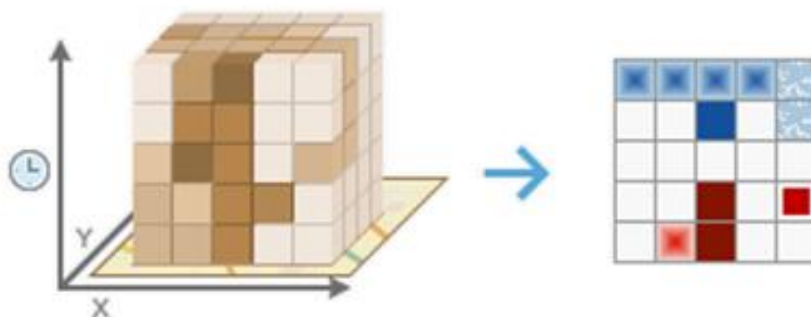


Figura 3.6 - Esquema de processamento da APQE

Fonte: ArcGis help

De forma a verificar se o valor de contagem de cada caixa de agregação em determinado local do espaço e tempo, constituiu um ponto frio ou um ponto

³⁰ Em ArcGis *help*. Consultado em julho de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/space-time-pattern-mining-toolbox/learnmoreemerging.htm>

quente estatisticamente significativo, cada caixa de agregação é avaliada no contexto da sua vizinhança espacial e temporal. Quer isto dizer, que uma caixa de agregação com valor elevado será um ponto quente com significância estatística, a não ser que a sua vizinhança no espaço-tempo também apresente valores elevados (ArcGis *help*³¹).

O Contexto de análise de cada caixa de agregação, ou seja, a extensão da vizinhança de cada caixa é definida pelos parâmetros de distância espacial e temporal. Considerando que as dimensões da caixa sejam de 400 metros por 400 metros por 1 dia, e for definida uma vizinhança espacial de 801 metros e uma vizinhança temporal de 2, os vizinhos espaciais estenderão duas caixas na horizontal e na verticalmente, e uma caixa diagonalmente, tal como ilustrado na Figura 3.7.

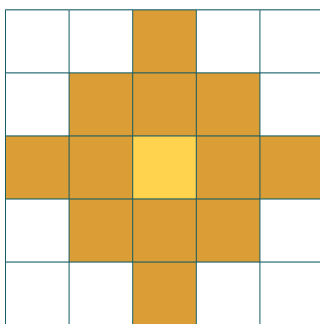


Figura 3.7 – Ilustração da extensão de vizinhança

Fonte: ArcGis help

Todas as caixas de agregação na mesma localização que a caixa central e dos seus vizinhos espaciais (Figura 3.7) que correspondem ao período – neste caso

³¹Em ArcGis *help*. Consultado em julho de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/space-time-pattern-mining-toolbox/learnmoreemerging.htm>

um total de 3 dias – serão incluídas como vizinhas. De realçar que os vizinhos temporais estão para trás no tempo, e que uma vizinhança temporal de 2 engloba 3 intervalos de tempo. (ArcGis *help*³²).

Concluído todo o processo de análise de pontos quentes espaço-temporais, cada caixa de agregação do cubo NetCDF terá uma classificação de hot spot associada e ainda um p-value e s-score. Posteriormente, essas tendências (pontos quentes e frios) são avaliadas pelo teste de tendência de Mann-Kendall. Com o z-score e p-value da tendência resultante para cada local com dados do teste (MK), e com o z-score, e o p-value para cada caixa de de agregação a ferramenta Emerging Hot Spot Analysis classifica cada localização na área de estudo de acordo com as categorias referidas na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 - Classes de pontos quentes e frios emergentes.

Fonte: Adaptado de ArcGIS help

Padrão	Descrição
Nenhum padrão detetado (<i>No Pattern Detected</i>)	Não se enquadra sobre nenhum dos pontos quentes ou frios definidos abaixo
Novo ponto quente (<i>New Hot Spot</i>)	Um local que é um ponto quente estatisticamente significativo para o último passo de tempo, mas nunca foi um hot spot estatisticamente significativo antes.
Ponto quente crescente (<i>Intensifying Hot Spot</i>)	Um local com um único ininterrupto de hot spot estatisticamente significativos nos intervalos finais de tempo. A localização nunca foi um ponto estatisticamente significativo antes do último período.
Ponto quente em acréscimo (<i>Intensifying Hot Spot</i>)	Um local que foi considerado um hot spot estatisticamente significativo em 90% dos intervalos de tempo, incluindo o período final. Além disso, a intensidade de valores altos agregados em cada intervalo de tempo, vai em geral aumentando de forma estatisticamente significativa.
Ponto quente persistente (<i>Persistent Hot Spot</i>)	Um local que tem sido um ponto quente estatisticamente significativo em 90% dos intervalos de tempo, sem tendência discernível que indique um aumento ou diminuição da intensidade de <i>clustering</i> ao longo do tempo.

³²Em ArcGis *help*. Consultado em julho de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/space-time-pattern-mining-toolbox/learnmoreemerging.htm>

Ponto quente em decréscimo (<i>Diminishing Hot Spot</i>)	Um local que tem sido um ponto quente estatisticamente significativo em 90% os intervalos de tempo, incluindo o período final. Além disso, a intensidade de cluster em cada passo de tempo vai em geral diminuindo de forma estatisticamente significativa.
Ponto quente esporádico (<i>Sporadic Hot Spot</i>)	Um local que é, e deixa de ser, de forma consecutiva um ponto quente. Em menos de 90% dos intervalos de tempo foi considerado um ponto quente estatisticamente significativo e em nenhum intervalo de tempo foi considerado um ponto frio estatisticamente significativo.
Ponto quente oscilante (<i>Oscillating Hot Spot</i>)	Um ponto quente estatisticamente significativo no intervalo de tempo final, que também foi um ponto frio estatisticamente significativo num período anterior. Menos de 90% dos intervalos de tempo foram pontos quentes estatisticamente significativos
Pontos quentes históricos (<i>historical hot Spot</i>)	O período mais recente não é um ponto quente, mas pelo menos 90% dos intervalos de tempo foram pontos quentes estatisticamente significativos.
Novo ponto frio (<i>New cold Spot</i>)	Um local que é um ponto frio estatisticamente significativo para o último passo de tempo, mas nunca foi um ponto frio estatisticamente significativo antes.
Ponto frio consecutivo (<i>Consecutive Cold Spot</i>)	Um local com um único ininterrupto de ponto frio estatisticamente significativos nos intervalos finais de tempo. O local nunca foi um ponto frio estatisticamente significativo antes do último período.
Ponto frio crescente (<i>Intensifying Cold Spot</i>)	Um local que foi considerado um ponto frio estatisticamente significativo em 90% dos intervalos de tempo, incluindo o período final. Além disso, a intensidade de valores altos agregados em cada intervalo de tempo, vai em geral aumentando de forma estatisticamente significativa.
Ponto frio persistente (<i>Persistent Coldt Spot</i>)	Um local que tem sido um ponto frio estatisticamente significativo em 90% dos intervalos de tempo, sem tendência discernível que indique um aumento ou diminuição da intensidade de <i>clustering</i> ao longo do tempo.
Ponto frio em decréscimo (<i>Diminishing Cold Spot</i>)	Um local que tem sido um ponto frio estatisticamente significativo em 90% os intervalos de tempo, incluindo o período final. Além disso, a intensidade de cluster em cada passo de tempo vai em geral diminuindo de forma estatisticamente significativa.
Ponto frio esporádico (<i>Sporadic Cold Spot</i>)	Um local que é, e deixa de ser, de forma consecutiva um ponto frio. Em menos de 90% dos intervalos de tempo foi considerado um ponto frio estatisticamente significativo e em nenhum intervalo de tempo foi considerado um ponto quente estatisticamente significativo.
Ponto frio oscilante (<i>Oscillating Cold Spot</i>)	Um ponto frio estatisticamente significativo no intervalo de tempo final, que também foi um ponto quente estatisticamente significativo num período anterior. Menos de 90% dos intervalos de tempo foram pontos frios estatisticamente significativos
Pontos frios históricos (<i>historical Cold Spot</i>)	O período mais recente não é um ponto frio, mas pelo menos 90% dos intervalos de tempo foram pontos frios estatisticamente significativos.

4. Dados e Métodos

4.1. Enquadramento geográfico do Alentejo Litoral

O Alentejo Litoral é uma sub-região portuguesa NUTS III, localizada no sudoeste de Portugal (Figura 4.1) com aproximadamente 5 300 km² e uma população de 97 925 habitantes (INE, censos 2011).



Figura 4.1 - Enquadramento da região Alentejo Litoral

Esta NUTS III é composta por cinco municípios: Alcácer do Sal, Grândola, Santiago do Cacém, Sines e Odemira. Dentro dos seus limites geográficos, existem várias áreas de reconhecido valor natural: um parque natural (Sudoeste Alentejano e Costa Vicentina); duas reservas naturais (Lagoas de

Santo André e Sancha e Estuário do Sado); e várias áreas da rede Natura 2000.

A região litoral alentejana, possui uma das faixas costeiras mais bem preservadas da Europa (Coelho, 2010), que se estende por 280 km para Sul de Troia, com a mesma extensão do Algarve, mas com uma costa bem mais conservada com praias, tanto concorridas, como em estado selvagem (Turismo de Portugal – 10 Produtos estratégicos para o turismo em Portugal -Sol e Mar).

4.2. Enquadramento turístico e territorial

Em 2016, segundo dados do Instituto Nacional de Estatística (INE), a região do Alentejo representava cerca de 10,4% da oferta de estabelecimentos hoteleiros do país, dos quais 27,4 % se localizam no Alentejo Litoral. A região do Alentejo, ao longo dos séculos tem-se conservado como uma das regiões menos povoadas e desenvolvidas do país, apesar da dimensão de alguns empreendimentos e iniciativas (e.g. Campanha do Trigo nos anos 30, Construção do Polo de Sines e a Barragem do Alqueva) (Silva, 2002). Segundo o Plano de Ação Regional Alentejo 2020 (CCDR Alentejo), o Alentejo é uma região cuja costa é na sua maioria virgem e com escassa oferta turística, mas com elevado potencial de desenvolvimento no sector do turismo, devendo ser estimulado o investimento de grupos hoteleiros de renome internacional, assim como a criação de oferta complementar de qualidade (restauração, lazer, comércio, etc.).

As tendências de ocupação do Alentejo Litoral, tiveram importantes modificações no início dos anos 1970, devido à construção do Pólo de Sines e às expectativas turísticas crescentes que começaram a surgir (Silva, 2002). A partir de 1974, existiu um redireccionamento do modelo de desenvolvimento turístico praticado até então, resultado de uma combinação de fatores, referidos por BoavidaPortugal (2016):

- O desejo de romper com um modelo turístico implementado no Algarve e projetado para o Alentejo Litoral;

- Falência de alguns promotores de projetos de hospedagem turística aprovados
- Criação de diversas áreas naturais, como parques e reservas, que estabeleceram restrições ao turismo
- Desenvolvimento das primeiras experiências de planeamento territorial integrado em Portugal

Em 1988, surge a Área Protegida do Sudoeste Alentejano e Costa Vicentina, que em 1995 é reclassificada como Parque Natural, reforçando o seu estatuto de proteção e diminuindo a pressão urbanística com projetos de turismo de massas. Na mesma altura da criação da Área Protegida, é iniciado o processo de elaboração do Plano Regional de Ordenamento do Território do Litoral Alentejano (PROTALI) (Silva, 2002),

O PROTALI, desempenhou um papel fundamental na redefinição do modelo de desenvolvimento turístico do Alentejo Litoral, e na inclusão dos *stakeholders* no processo de planeamento. Este facto, é particularmente importante, considerando que o Alentejo Litoral é um caso paradigmático de conflitos de interesses. Apesar do PROTALI ter visado a integração dos *stakeholders*, as circunstâncias geraram conflitos entre as partes interessadas, pois quebrou as expectativas exageradas dos anos 70 e 80, estabelecendo com efeitos retroativos, a necessidade de rever a compatibilidade do uso do solo de projetos turísticos já aprovados. Todo o processo burocrático resultante, foi útil para deter as intenções de desenvolvimento turístico (Boavida-Portugal, 2016).

O Plano Regional de Ordenamento do Território do Alentejo (PROTA), foi criado em 2010, e refere que o Alentejo Litoral deve articular as suas propriedades de destino de excelência à capacidade de atração de projetos estruturantes na área do turismo, valorizando a proteção ambiental da zona costeira. Este plano, criado no seguimento do PROTALI, estabeleceu o zonamento do uso do solo e as regras para contruir novos estabelecimentos turísticos. A estratégia de planeamento turístico implementada, passou de um modelo de alta pressão

turística em áreas sensíveis para um modelo de desenvolvimento concentrado em áreas específicas e sujeito a índices. O quadro de política de uso do solo criado, influenciou o modelo de desenvolvimento do turismo regional para diretrizes de sustentabilidade, que incluiu fortes restrições à ocupação / desenvolvimento do turismo (Boavida-Portugal, 2016).

A mesma autora, cita Almeida (2004; 2013), Grot, (2001) e Gunn, (1988) ao referir o Alentejo Litoral como um caso de estudo exemplar, constituindo um novo modelo de desenvolvimento turístico para as áreas do litoral em Portugal.

O Plano Estratégico Nacional de Turismo 2013-2015 (PENT 2013-2015) identificou o Alentejo Litoral como polo de desenvolvimento turístico. Os produtos estratégicos destacados para o Alentejo³³ foram: “Sol e Mar”, gastronomia e vinhos, turismo residencial, circuitos turísticos religiosos e culturais, turismo de natureza e turismo náutico, focados no mercado Português e Espanhol (PENT 2013-2015). A Estratégia do Turismo 2020, deixou de lado a identificação de polos de desenvolvimento turístico, mas continuou com orientações de preservação da área de uma forma sustentável, considerando a relevância dos recursos naturais, paisagísticos e culturais para o desenvolvimento turístico (Boavida-Portugal, 2016).

O Documento Estratégico Turismo do Alentejo 2014-2020 (ERT Alentejo), refere a necessidade de apostar no crescimento e diversificação do turismo marítimo e costeiro no Alentejo Litoral e de apoiar o desenvolvimento da oferta turística, de forma a garantir uma escala competitiva internacional e a redução da sazonalidade.

Segundo a Estratégia Turismo 2027, o Alentejo deve reforçar a internacionalização do destino; facilitar a obtenção de informação, no Algarve e

³³ À exceção dos produtos classificados como “sem expressão”

em Lisboa, sobre as acessibilidades e fácil mobilidade, para e na região, e firmar a tendência de crescimento da estada média que se tem registado.

O Plano Operacional Estratégico para o Turismo de Sol e Mar do Alentejo (POETSMA, 2015) identifica vários pontos fortes do Alentejo Litoral no contexto territorial, como o valor natural e paisagístico; a extensão e diversidade da costa alentejana; a quantidade, diversidade e qualidade das praias e os valores patrimoniais histórico-culturais.

Da leitura do trabalho de campo realizado no POETSMA (2015), foram identificadas várias potencialidades e problemas no Alentejo Litoral, distintos entre duas áreas, a norte de Sines (Troia-Sines) e a Sul (Sines- Odeceixe) (Anexo 1). A norte de Sines, as praias apresentam uma maior extensão e magnitude dos areais, o que não se verifica a sul, com praias de menor dimensão, no entanto com elevada beleza. A Sul de Sines, existe um maior potencial para os desportos náuticos, assim como a mais valia da acessibilidade aos centros urbanos e os bons acessos e apoios de praia. A sul, a baixa densidade revela-se ideal para quem procura ambientes turísticos menos massificados, com uma gastronomia rica e diversificada.

Por outro lado, os problemas também diferem entre estas duas áreas. A Norte de Sines, foram identificados vários pelo POESTMA (2015), relacionados com a escassez de estacionamento junto às praias, a falta de sinalética e a insuficiência de vias cicláveis e trilhos de pedestrianismo junto à orla costeira, além da grande sazonalidade existente, com impactos negativos nas infraestruturas e equipamentos. Existem alguns problemas em comum entre as duas áreas, como a falta de sinalética e as vias cicláveis que, se eram insuficientes a norte, são inexistentes a sul. Outros problemas apontados para a área entre Sines e Odeceixe, são a fraca acessibilidade às praias, os maus acessos, a falta de apoios balneares em várias praias, a estabilidade e perigosidade das arribas e a ocupação abusiva do sistema costeiro por caravanistas.

Observando o total de estabelecimentos hoteleiros do Alentejo Litoral, revelados na *Tabela 4.1*, podemos constatar que é o município de Odemira que concentra o maior número de estabelecimentos hoteleiros, representando 46% (63 estabelecimentos) da oferta da sub-região. Em oposição, o concelho com menor oferta é Alcácer do Sal, com apenas 8% da oferta. Devido à tipologia de alojamento existente em Troia, concelho de Grândola, a capacidade de alojamento (39,5%) acaba por ser superior à do local com maior número de estabelecimentos hoteleiros (Odemira – 28,5% dos estabelecimentos hoteleiros), onde talvez fosse espectável uma maior capacidade de alojamento. O local onde existe uma menor capacidade de alojamento é Sines, com apenas 967 camas, representando apenas 9,5% da capacidade de alojamento do Alentejo Litoral.

Em relação à procura, a região do Alentejo verificou 5,5% dos hóspedes dos estabelecimentos hoteleiros de Portugal em 2006, dos quais 24,2 são atribuídos ao Alentejo Litoral (INE, 2016). A sub-região registou em 2016 a maior proporção de hóspedes no município de Grândola (38,4%), assim como a maior taxa de ocupação de cama (26,6%), apesar deste não ser o município com maior proporção de estabelecimentos hoteleiros, é o que regista um maior número de hóspedes e de capacidade de alojamento. A menor proporção de hóspedes regista-se, assim como em relação aos estabelecimentos hoteleiros, no município de Alcácer do Sal (7,9%) (*Tabela 4.1*).

Considerada a estada média em 2016, o Alentejo Litoral apresenta um número de dias superior à estada média regional, de 2,4 dias em relação a 1,8 dias. No entanto, inferiores à estada média em Portugal (2,8 dias) (*Anexo 2*). Relativamente aos municípios, apenas Grândola verifica uma estada média superior ao Alentejo Litoral (2,7 dias), sendo que os restantes não ultrapassam os 2,2 dias de estada média (*Anexo 2*).

Ao analisar a estada média dos hóspedes estrangeiros (*Anexo 2*), o Alentejo apresenta um número de dias bastante semelhante à estada média contabilizando hóspedes nacionais (1,8 e 1,9 dias respetivamente). No Alentejo

Litoral a diferença é de 2,4 dias para 2,8 dias para os hóspedes estrangeiros. O único município que se destaca, com uma estada média de hóspedes estrangeiros acima da média nacional, regional e sub-regional é Grândola com 4,1 dias.

Tabela 4.1 - Indicadores relativos à oferta e procura turística no Alentejo Litoral - 2016

Localização	Estabelecimentos		Capacidade de Alojamento		Hóspedes nos est. hoteleiros		Taxa de ocupação de cama
	Nº	%	Nº	%	Nº	%	%
Portugal	4805	-	380818	-	21252625	-	46,4
Alentejo	499	-	22779	-	1169785	-	27,3
Alentejo Litoral	137	100	8 207	100	282708	100	24,8
Alcácer do Sal	11	8,0	1000	12,2	22421	7,9	19,3
Grândola	24	17,5	3245	39,5	108692	38,4	26,6
Odemira	63	46,0	2340	28,5	78615	27,8	22,4
Santiago do Cacém	26	19,0	884	10,8	33654	13,0	25,8
Sines	13	9,5	967	9,0	36326	12,8	28,5

Fonte: INE³⁴, 2016

Observando a Figura 4.2, que demonstra a evolução do número de dormidas em estabelecimentos hoteleiros no Alentejo Litoral, é evidente a existência de uma tendência de crescimento a partir de 2009 (277 538 dormidas) até 2016 (669 363 dormidas). No entanto, o peso das dormidas do Alentejo Litoral em relação à região do Alentejo, apenas apresentam uma evolução positiva de até 2012. Dos anos em análise, aquele em que se registou o maior peso a nível regional e o

³⁴ INE, Inquérito à permanência de hóspedes na hotelaria e outros alojamentos

mais elevado número de dormidas foi o ano de 2016, onde 31,4% das dormidas do Alentejo se registaram no Alentejo Litoral.

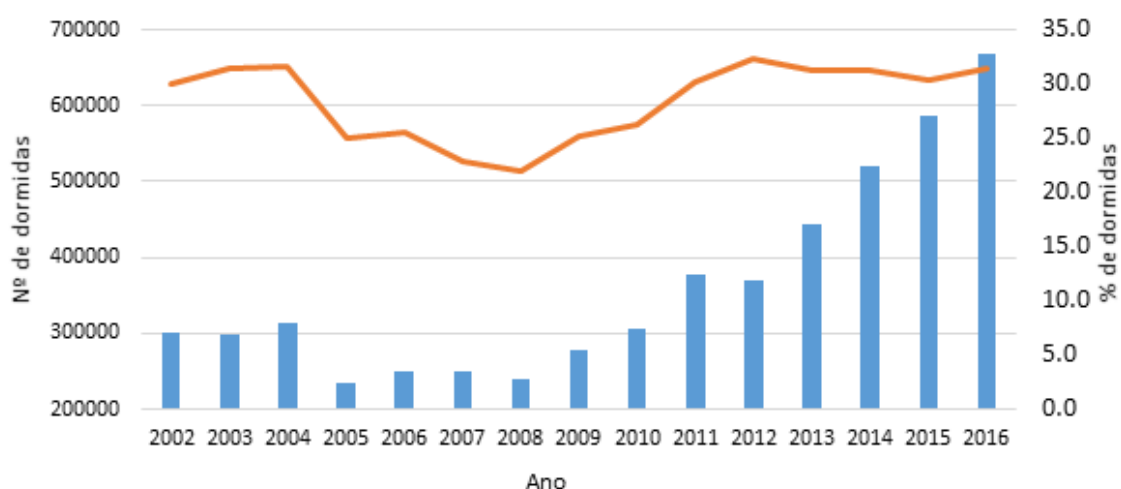


Figura 4.2 - Evolução do número de dormidas em estabelecimentos hoteleiros (Nº - eixo principal) no Alentejo Litoral e do seu peso (% - eixo secundário) no contexto regional 2002-2016

O município que apresentou a maior proporção de dormidas em estabelecimentos hoteleiros do Alentejo Litoral em 2016 foi Grândola (44,3%), seguindo-se de Odemira (27,8%) (Anexo 2). Em oposição, o município que registou menor proporção de dormidas foi Alcácer do Sal (7,4%) (Anexo 2).

4.3. Métodos e procedimentos para a análise espacial

4.3.1. Informação de base para o estudo

A metodologia de análise espacial, foi aplicada em ambiente SIG na sua maioria em estrutura vetorial, existindo um método com resultados em estrutura matricial (*kernel density*). O sistema de projeção de coordenadas utilizado, foi PT-TM06/ETRS89 e os dados utilizados encontram-se discriminados na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Dados de base para a análise espacial

Variável	Geometria	Descrição	Fonte / Sistema de referência original
CAOP (Carta Administrativa Oficial de Portugal)	Polígonos	Limites administrativos do país, 2016 1: 25 000	Direção-Geral do Território, Portugal27. PT-TM06/ETRS8928
<i>Hotspots</i> turísticos	Pontos	Perspetiva dos <i>Stakeholders</i>	Workshop do Plano Operacional Estratégico para o Turismo Sol e Mar no Alentejo (2015) PT-TM06/ETRS8928
<i>Geotagged</i> fotos localizadas no Alentejo Litoral	Pontos	<i>Geotagged</i> fotos partilhas pelos utilizadores entre 2007-2017	Rede social “Flickr” WGS84
		<i>Geotagged</i> fotos partilhas pelos utilizadores entre 2006-2014	Rede Social “Panoramio” WGS84

No âmbito do Plano Operacional Estratégico para o Turismo Sol e Mar para o Alentejo (POETSMA), encomendado pela Autoridade Regional de Turismo do Alentejo, foram realizadas várias reuniões e workshops, como forma de integrar as perceções, conhecimentos e visões futuras dos *stakeholders*. Numa das atividades, os participantes foram desafiados a identificar num mapa (Anexo 3) três locais em cada uma das categorias: locais mais atrativos; locais com maior potencial de atratividade e locais menos atrativos. Os locais identificados pelos participantes, foram posteriormente georreferenciados e serão utilizados para representar as preferências dos *stakeholders* acerca do destino. Os participantes deste workshop correspondem a dois grupos de *stakeholders*: representantes das câmaras municipais dos municípios do Alentejo Litoral e representantes de entidades relacionadas à atividade turística na sub-região (empreendimentos turísticos, concessionários de praias, empresas de eventos, etc.). As entidades participantes encontram-se discriminadas no anexo 4.

Em relação às fotografias descarregadas do Panoramio, foi recolhida informação para o período entre 2006 e 2014, sendo vários os atributos associados a cada fotografia:

- O código identificador único da foto;
- O título da fotografia inserido pelo utilizador no momento do *upload*, podendo incluir *hashtags*;
- O *Uniform Resource Locator* (URL) da foto.
- Dois atributos referentes às coordenadas geográficas, “latitude” e “longitude” respetivamente, no sistema de referência WGS84.
- A data de *upload*;
- O código identificador único do utilizador que descarregou a foto
- O nome do utilizador referido na rede social

A informação referente às fotografias provenientes do Flickr, foi descarregada informação desde o ano de 2007 até 2017. Os atributos associados a cada fotografia são em geral semelhantes ao do Panoramio, mudando apenas as designações atribuídas. No entanto, uma particularidade importante que diferencia as fotografias do Flickr, é a presença de informação horária, no atributo referente à data de carregamento da fotografia, permitindo um maior pormenor temporal em relação às fotografias do Panoramio, contudo, como já referido, a data corresponde ao carregamento da fotografia na rede social.

A Carta Administrativa Oficial de Portugal referente ao ano de 2016, foi descarregada do site da Direção Geral do Território, correspondendo aos limites administrativos do país (Tabela 4.2).

4.3.2. Programas utilizados

No decorrer deste trabalho foram utilizados determinados programas ao longo das várias etapas de forma a concretizar diferentes tarefas. No ArcGis 10.5 foi sobretudo utilizada a Caixa de ferramentas *Spatial Statistics Tools*, da qual se destacam os módulos *Analyzing Patterns*, *Mapping Clusters* e *Measuring Geographic Distribution*. No ArcGis Pro destaca-se a caixa de ferramentas *Space Time Pattern Mining Tools*. A Tabela 4.3 discrimina os programas utilizados neste trabalho.

Tabela 4.3 - Programas utilizados no decorrer do trabalho

Programa	Descrição
Access 2016	Sistema de Gestão de bases de dados desenvolvido pela Microsoft.
Excel 2016	Editor de folhas de cálculo desenvolvido pela Microsoft.
ArcGis 10.5	Software SIG desenvolvido pela ESRI.
ArcGis Pro	Software de SIG da ESRI que permite aceder a ferramentas adicionais de análise espacial (<i>Create Space time cube</i> , <i>Emerging hot spot analysis</i>).

4.4. Diferenciação das fotos tiradas por locais e visitantes

O método proposto para distinguir as fotos tiradas por visitantes das fotos tiradas por locais, baseou-se nos trabalhos realizados por Girardin *et al.*, (2008); Kádár (2014) García-Palomares *et al.*, (2015). Para concretizar este objetivo, os autores propõem, calcular a diferença de dias entre a data da primeira e da última foto, carregadas por cada utilizador. Se o número de dias, for superior ao tempo médio de visita do destino, as fotos são consideradas pertencentes a locais, por outro lado, se o número for considerado dentro dos limites definidos, as fotos são definidas como pertencentes a turistas. No entanto, neste caso, foram

considerados turistas os utilizadores que tiram fotografias em mais do que um ano, desde que respeite o critério da estada média em cada ano de visita.

Um dos problemas da informação, está relacionado com a componente temporal, tal como referido na secção 2.2.4., a data disponibilizada, tanto nas fotos do Flickr como do Panoramio, pode nem sempre corresponder à data em que as fotos foram tiradas, tendo em conta que a data de referência, remete ao carregamento nas redes sociais pelos utilizadores.

Os dados do Flickr e do Panoramio serão tratados individualmente, em tabelas separadas, no entanto o processo de inquirição será executado do mesmo modo para ambos. A tabela das fotografias do Panoramio (Figura 4.3), contém 23 722 fotografias, correspondendo a período entre 2006 e 2014. A tabela do Flickr (Anexo 5), conta com 11 831 fotografias, referentes ao período entre 2014 e 2017.

ID	upload_date	owner_name	photo_id	longitude	height	width	photo_title	latitude	owner_url	photo_url	photo_file	owner_id
1	30-Jul-05	Eduardo Manc	42	-8,797860146	333	500	Odeceixe beac	37,4409622	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	7
2	26-Feb-06	Kayto	13308	-8,798090816	338	500	Lagoa Sto Andri	38,11398385	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	1768
9	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21183	-8,892338	500	375	DSC04620	38,520139	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366
3	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21184	-8,892295	375	500	DSC04624	38,520227	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366
8	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21185	-8,863521	375	500	DSC00568	38,517834	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366
7	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21186	-8,863521	375	500	DSC00569	38,517834	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366
4	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21187	-8,903716	375	500	DSC00579	38,518187	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366
6	25-May-06	Pedro Cust\u00f3	21188	-8,879957	375	500	DSC03282	38,521243	http://www.pi	http://www.pi	http://mw2.gc	3366

Figura 4.3 – Tabela de base das fotografias extraídas do Panoramio

O primeiro passo, passou por verificar a existência de registos duplicados na tabela, ou seja, se a mesma fotografia apresenta mais do que uma entrada. Para este passo, foi utilizado o Excel 2006, através da ferramenta de dados, foi utilizada a função “remover registos duplicados” com base na chave primária, ou seja, código de cada fotografia (“user_id” no caso do Flickr e “owner_id” no Panoramio). A execução desta ferramenta, identificou 355 registos duplicados, nos dados extraídos do Panoramio, reduzindo o número de fotografias para 23 367. Em relação ao Flickr foram encontrados 4 499 registos duplicados, reduzindo grande parte da amostra, restando um total de 7 332 fotografias provenientes do Flickr.

Na etapa seguinte, as tabelas foram importadas para o sistema de gestão de base de dados Access 2016, onde através de linguagem SQL, se procedeu à inquirição da base de dados, de forma a distinguir os utilizadores locais dos visitantes. Nesta secção, serão apresentados e relatados de forma mais pormenorizada os procedimentos, das fotografias extraídas do Panoramio, sendo a metodologia aplicada igual para o Flickr.

Com base na data de upload e no código identificador dos utilizadores, foi criada uma tabela, organizando as fotos por utilizador e por ano, e calculando a quantidade de dias entre a primeira e última foto. Através da expressão SQL (18), foram identificadas para cada utilizador, as datas mínima e máxima das fotografias e calculou-se a diferença de dias e a quantidade de fotos.

```

SELECT todos.owner _ Id, Min([ fotodata ]) as min _ data,
MAX ([ fotodata ]) as max _ data,
DATEDIFF (' d ', Min ([ fotodata ]), Max ([ fotodata ]), 1, 1) as n _ dias,
Year ([ fotodata ]) as ano, Count ( fotos.fotodata ) as n _ fotos
intopanoramio _ countsdplu
From fotos
Group by todos.owner _ Id, Year ([ fotodata ])
    
```

(4.1)

Foi dado o nome de “panoramio_countsdplu” (Figura 4.4) à tabela resultante, que posteriormente será utilizada no processo de diferenciação. No total, foram contabilizados 2 948 utilizadores (locais e visitantes) extraídos do Panoramio, em relação ao Flickr foram contabilizados 702 utilizadores.

owner_id	min_data	max_data	n_dias	ano	n_fotos
7	30/07/2005	30/07/2005	0	2005	1
1223	24/06/2009	24/06/2009	0	2009	2
1768	26/02/2006	26/02/2006	0	2006	1
3242	04/09/2006	04/09/2006	0	2006	1
3366	25/05/2006	25/05/2006	0	2006	7
3525	04/06/2006	04/06/2006	0	2006	2
3801	14/06/2006	16/06/2006	2	2006	26
3801	09/06/2007	09/06/2007	0	2007	47

Figura 4.4 - Datas das fotografias carregadas por visitantes e locais extraídas do Panoramio

De forma a contabilizar os utilizadores considerados visitantes, foi utilizada a seguinte expressão SQL (19), onde foram seleccionados apenas os utilizadores em que a diferença entre a primeira e a última foto é inferior a 3 dias.

```

SELECT owner_id, min_data, max_data, n_dias, ano, n_fotos
INTO Utilizadores_inf3
FROM panoramio_countssdplu
WHERE n_dias < 3
    
```

(4.2)

A tabela resultante, nomeados “utilizadores_inf3”, corresponde aos utilizadores visitantes, reduzindo para 2311 o número de utilizadores, como é possível verificar na Figura 4.5. O mesmo procedimento, aplicado às fotos do Flickr, contabilizou 517 utilizadores visitantes (Anexo 7).

owner_id	min_data	max_data	n_dias	ano	n_fotos
8808	26/09/2011	26/09/2011	0	2011	2
9981	02/08/2014	02/08/2014	0	2014	3
10270	18/08/2009	18/08/2009	0	2009	7
10647	08/06/2009	08/06/2009	0	2009	2
12407	14/09/2008	14/09/2008	0	2008	1
12795	09/12/2006	09/12/2006	0	2006	1
14050	10/01/2007	10/01/2007	0	2007	1
14327	25/08/2010	25/08/2010	0	2010	8
16202	15/02/2007	15/02/2007	0	2007	1

Figura 4.5 - Utilizadores visitantes extraídos do Panoramio

De forma a migrar para ambiente SIG, a informação das fotografias, referentes aos locais e visitantes, foi necessário voltar a ligar, a informação do número de dias entre a primeira e última foto de cada utilizador, à restante informação contida na tabela inicial, com o registo de cada fotografia e as suas coordenadas (Figura 4.3). Para isso, utilizou-se uma chave composta, com base nos campos “owner_id” e “ano”, e foi aplicada a seguinte expressão SQL.

```

SELECT todos.photo_id, panoramio_countssdplu.*
FROM todos
INNER JOIN panoramio_countssdplu
ON (todos.Ano = panoramio_countssdplu.ano)
AND (todos.owner_id = panoramio_countssdplu.owner_Id)

```

(4.3)

As tabelas (Flickr e Panoramio), hospedadas na base de dados em Access, foram exportadas para folhas de Excel e guardada em dois ficheiros (.xls), pois este tipo de ficheiro é compreendido pelo programa ArcGIS. Os procedimentos que se seguem, à semelhança dos anteriores, foram aplicados da mesma forma para os dados provenientes do Flickr

Já em ambiente SIG, na aplicação desktop do ArcMap, foi originado um novo projeto, ao qual foram adicionados os dois ficheiros .xls. Quando adicionados os ficheiros .xls, à *Table of Contents* (TOC), não apresentam nenhuma representação gráfica no “visualizador” do ArcMap, sendo necessário utilizar a ferramenta “*Display X Y data*”. Neste processo, é necessário identificar quais os campos da tabela de atributos, que contém a informação das coordenadas X e Y de cada fotografia, e o sistema de referência das coordenadas, neste caso WGS84. Após a aplicação da ferramenta, para as duas tabelas (Flickr e Panoramio) os dados aparecem em forma de pontos no visualizador, em que cada linha da tabela está associada a um registo pontual/fotografia. O passo seguinte passou pela conversão do sistema de coordenadas original (WGS84) para PT-TM06/ETRS89.

Ao visualizar a informação graficamente, e cruzando-a com os limites administrativos do Alentejo Litoral, foram registadas algumas fotografias fora da área de estudo. Para solucionar o problema, foi utilizada a ferramenta *Select by Location*, permitindo selecionar apenas os pontos dentro da área, e criar uma *layer*, apenas com a informação necessária. Com este processo, a amostra total (visitantes e locais) das fotos extraídas do Panoramio reduzem para 16 891 e as do Flickr para 4 628.

Posteriormente, foi criada uma *geodatabase* e uma *feature dataset*, para armazenar toda a informação necessária no decorrer do estudo, empregando as ferramentas *Create personal geodatabase* e *Creat feature dataset*. Na criação da primeira é necessário indicar apenas o nome e a localização da base de dados geográficos (BDG), na segunda é também necessário atribuir um sistema de referência espacial, neste caso PT-TM06/ETRS89. Por fim, as *feature class* referentes do Flickr e do Panoramio foram importadas para a BDG.

Por último, foi necessário executar a ferramenta *select by attributes*, tanto para a *feature class* das fotografias do Panoramio, como do Flickr, de forma a individualizar as fotografias de visitantes e locais. Para isso, foram selecionadas todas as fotografias, cujos utilizadores, registam fotografias com menos de 3 dias de diferença, entre a primeira e última foto carregada na respetiva rede social. Este critério, está relacionado com o considerado a estada média do Alentejo Litoral, que segundo o INE é de 2 dias (secção 4.2). Após a seleção, foi criada a nova *layer* através da ferramenta *Create layer from selected feature*, de forma a corresponder às fotografias dos utilizadores considerados visitantes. O mesmo processo, de seleção e criação de uma nova *layer* foi utilizado para as fotografias dos locais, mudando o critério de seleção de “< 3” para “≥3”.

5. Distribuição espacial dos turistas no Alentejo Litoral

5.1. Pré processamento dos dados

Os dados inicialmente utilizados neste estudo foram as fotos *geotagged* provenientes da rede social Panomario e Flickr, representadas espacialmente em dois *layer* de pontos; a divisão administrativa do país, proveniente da CAOP 2016 e 2 *layer* de pontos referentes aos locais mais atrativos e aos locais com maior potencial, identificados pelos *stakeholders*. Como forma de proceder aos métodos de análise espacial, foi necessário agregar as fotos *geotagged* em unidades hexagonais. Nos próximos segmentos, serão descritos os procedimentos de preparação dos dados, aplicados em ambiente SIG.

5.1.1. Delimitação da área de estudo

De forma a delimitar a área de estudo, foi utilizada a ferramenta *dissolve* com base no campo “concelho” da tabela de atributos da CAOP, gerando um tema do país por concelhos. De seguida, com base no tema criado foram selecionados os concelhos pertencentes ao Alentejo Litoral: Alcácer do Sal, Grândola, Santiago do Cacém, Sines e Odemira, sendo novamente criado um tema com esta informação. Partindo deste, é novamente utilizada a ferramenta *dissolve*, agregando todos os concelhos pertencentes ao Alentejo Litoral.

5.1.2. Agregação das fotografias por unidades hexagonais

A agregação das fotografias por unidades hexagonais requer a aplicação de funções de sobreposição e inquirição espacial, entre os *layers* das fotografias e a malha regular, de modo a contar as fotografias localizadas dentro de cada célula hexagonal.

De forma a proceder à agregação, foi necessário primeiramente, criar uma malha regular, através da ferramenta *Generate Tessellation*, sendo necessário optar por um tipo de geometria: quadrados, hexágonos e triângulos

Um critério essencial na criação da malha regular, é a área da célula, que como visto na secção 3.1.3., altera a forma como os resultados são apresentados. Para estipular o tamanho, de cada célula da malha de hexágonos, foi necessário considerar um tamanho, que se adaptasse à distribuição das fotografias. Nesta etapa, foram realizadas algumas experiências quanto ao tamanho da célula, testando o que melhor se adequaria à área de estudo, e que permitisse distinguir a irregularidade de fotografias. Por fim, optou-se por uma célula com 0,5km², como é possível verificar através da Figura 5.1. Além do tamanho da célula, é necessário especificar o diretório, onde o novo *layer* vai ser criado, e definir os limites da área de estudo, para que a malha criada se adapte da melhor forma.

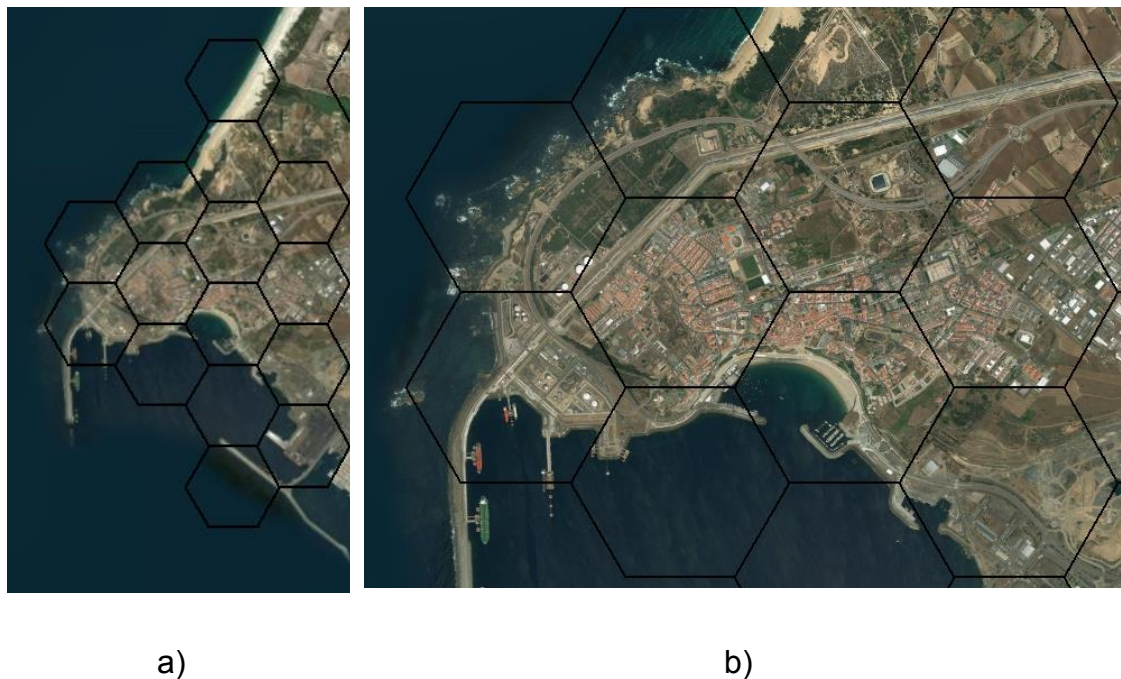


Figura 5.1 - Dimensão da célula da malha regular de hexágonos a) Cidade de Sines e b) visão aproximada

Após a parametrização e execução da ferramenta anterior, é criada a malha regular de hexágonos. Apesar da malha estar parcialmente ajustada, contém células fora da área de estudo, e por isso, é necessário ajustá-la aos limites do Alentejo Litoral. Para esse fim, foi necessário selecionar exclusivamente as

células situadas na área de estudo, através da operação de seleção pela localização (*Select by location*), utilizando os *layers* da malha de hexágonos e da área de estudo. O resultado desta operação é revelado na Figura 5.2.

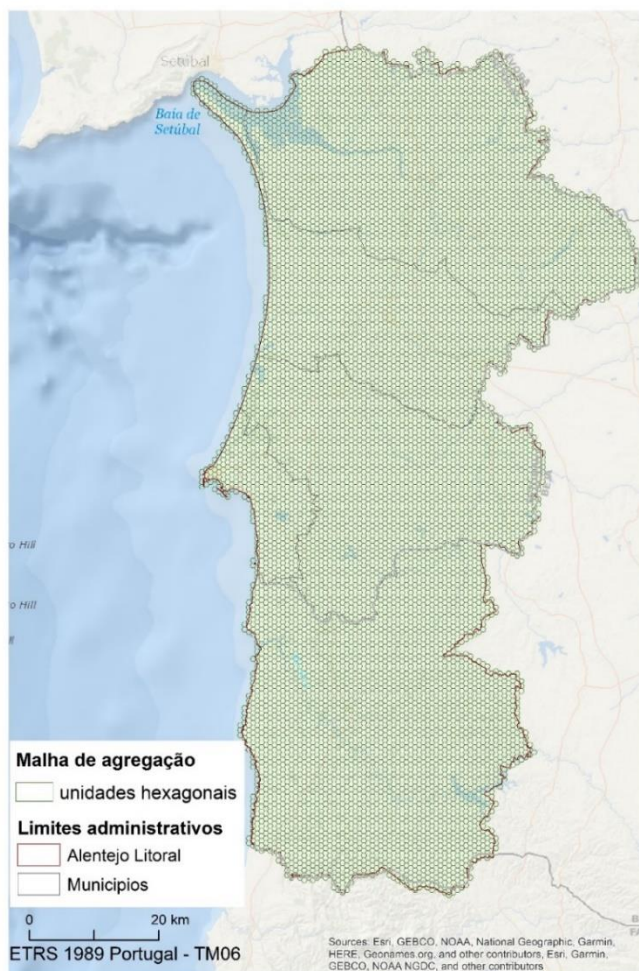


Figura 5.2 – Malha regular de hexágonos, ajustada à área de estudo

Por último, a malha regular de hexágonos ajustada à área de estudo (Figura 5.2) será utilizada para contabilizar o número de fotografias em cada célula, sendo este processo realizado duas vezes, uma para as fotografias do Panoramio, e outra para as do Flickr, através da ferramenta *Spatial Join*. O resultado desta

operação é a criação de uma nova *layer*, apenas com as células onde são contabilizadas fotografias, como é visível na Figura 5.3 . Na tabela de atributos desta nova informação, é possível verificar no campo “Count” o número de fotografias em cada célula.

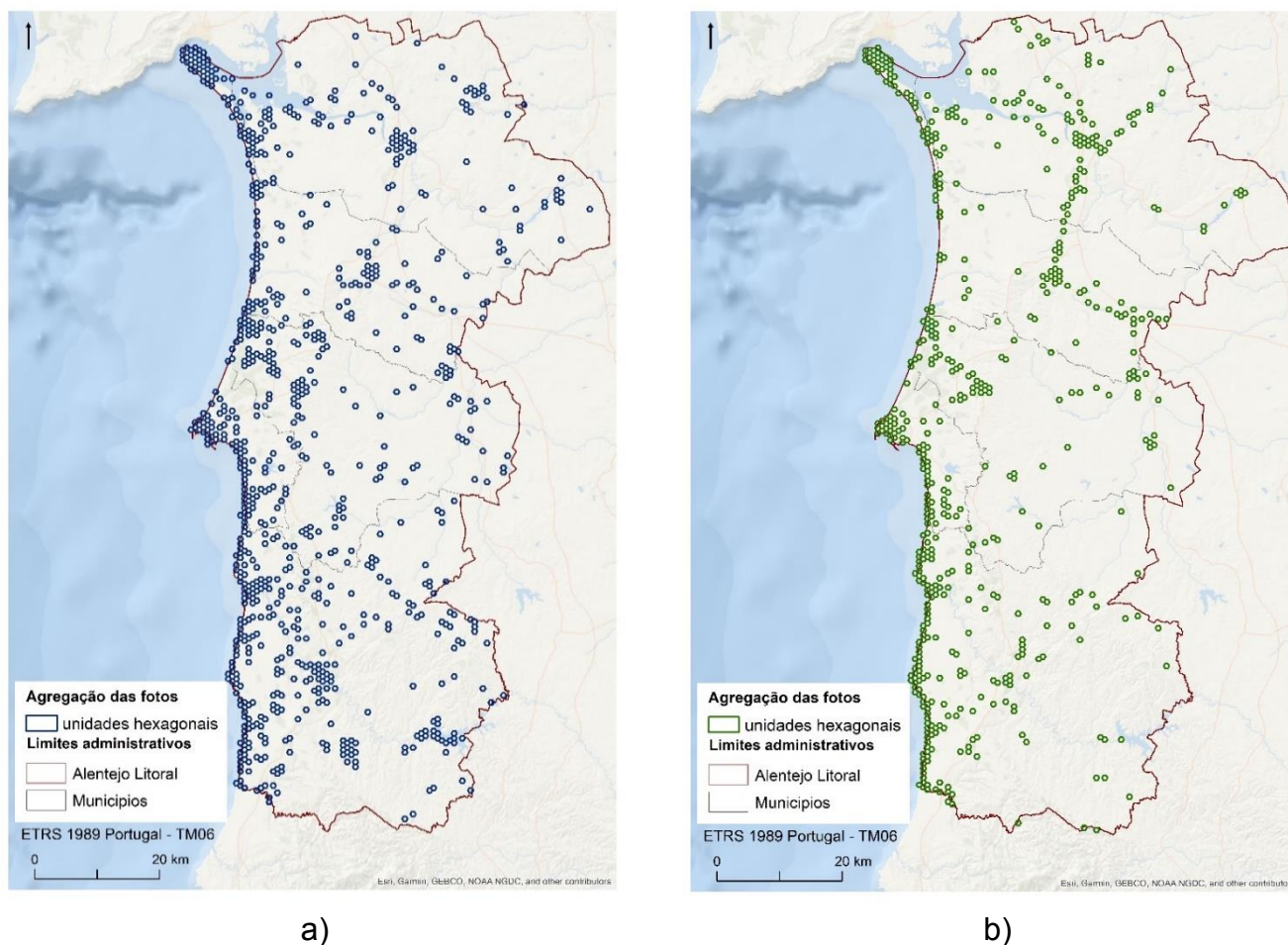


Figura 5.3 - Agregação das fotografias dos turistas em unidades hexagonais a) Fotografias extraídas do Panoramio (2006-2014); b) Fotografias extraídas do Flickr (2007-2017)

5.1.3. Delimitação dos clusters identificados pelos stakeholders

No âmbito do Plano Operacional Estratégico para o Turismo de Sol e Mar no Alentejo Litoral, do qual tiveram oportunidade de representantes de diversas entidades (Anexo 4) aos quais foi dada oportunidade de registar num mapa

(Anexo 3), 3 locais considerados mais atrativos, 3 locais considerados com maior potencial e por último, 3 locais considerados menos atrativos. Posteriormente esta informação foi georreferenciada, dando lugar a 3 *layers* de pontos: lugares mais atrativos, lugares de maior potencial de atratividade e lugares menos atrativos.

Com o intuito de comparar as áreas registadas através das preferências dos turistas, adquiridas através na ACO e APQE das fotos extraídas do Panoramio e Flickr, foram criados clusters a partir das perceções dadas pelos decisores no âmbito do workshop referido. Os clusters foram criados de forma a agrupar as localizações fornecidas pelos *stakeholders* em grupos, permitindo uma melhor comparação e uma análise mais eficiente.

Para a criação dos *clusters* foi utilizado o critério da proximidade entre os pontos. Para o efeito, em ambiente SIG foi utilizada a ferramenta *Aggregate Points* para o qual foi definida a distância de agregação de 10 500 m. Considerando que a ferramenta não agrupa menos de 3 pontos, nos casos em que existiam apenas 2 pontos foi utilizada a ferramenta *Points to Line*, permitindo criar uma linha a unir os 2 pontos, à qual foi posteriormente aplicado um buffer de 1 500 m. No caso dos pontos isolados foram igualmente realizados buffers.

Por último, para que os polígonos resultantes da ferramenta *Aggregate Points* obtivessem formas menos geométricas e mais suaves, foi utilizada a ferramenta *Smooth Polygon*, utilizando o algoritmo de suavização *Bezier Interpolation*, que suaviza polígonos criando *curvas de Bezier* para corresponder às linhas originais³⁵.

³⁵Em Arcgis *help*, consultado em julho de 2018. URL <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.5/tools/cartography-toolbox/smooth-polygon.htm>

5.2. Exploração dos dados

5.2.1. A localização das fotografias dos turistas no Alentejo Litoral

A partir da Figura 5.4, pode-se observar a distribuição espacial das fotografias dos turistas extraídas do Panoramio, que demonstra, uma clara concentração junto ao litoral.

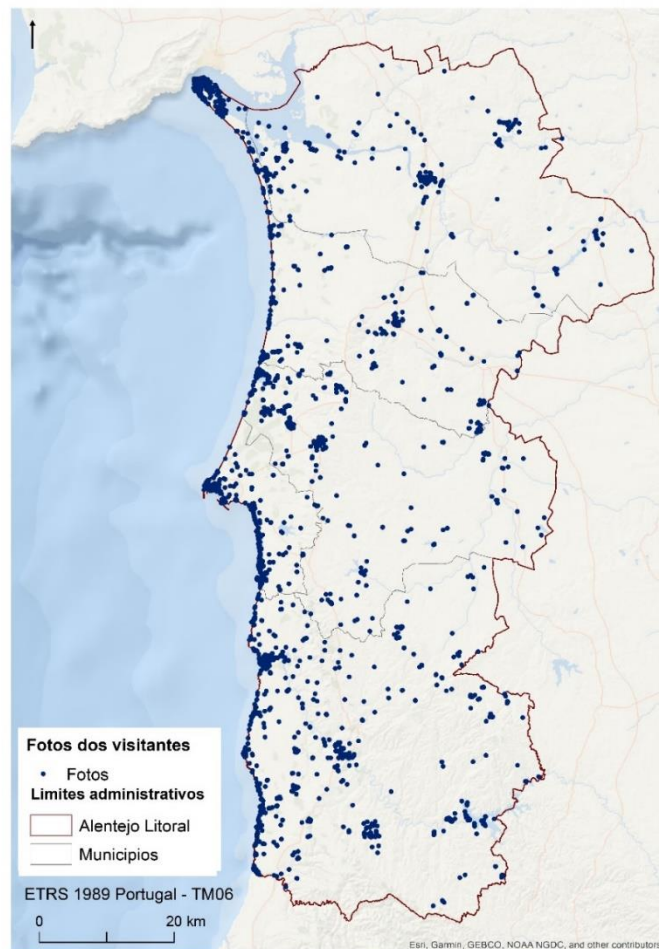


Figura 5.4 - Fotos dos visitantes extraídas do Panoramio 2006-2014.

Destacam-se principalmente alguns locais, tais como a Península de Troia, Lagoa de Santo André, e uma faixa bastante demarcada entre Sines e Vila Nova de Milfontes, que se perlonga para sul, até Odeceixe. No total, foram

contabilizadas 5 264 fotografias, de utilizadores considerados turistas, extraídas do Panoramio (Figura 5.4).

À exceção da Península de Troia, o litoral a Norte de Sines, apresenta uma menor concentração de fotografias, ainda que exista, alguma concentração de fotos junto à Lagoa de Santo André. Os três aglomerados de fotos mais evidentes no interior Norte, são referentes aos principais centros urbanos: Alcácer do Sal, Grândola e Santiago do Cacém.

De Sines a Odeceixe, a continuidade de fotos constrói uma faixa praticamente continua de pontos, onde sobressai a faixa mais central de Sines a Porto Covo, Vila Nova de Milfontes, Almogrove, Cabo Sardão, Zambujeira do Mar, e Odeceixe. O interior Sul apresenta uma maior dispersão das fotografias, contudo identificam-se alguns focos de concentração: Odemira e Santa Clara a Velha /Barragem de Santa Barbara.

A Figura 5.5 exhibe as fotografias referentes aos turistas extraídas do Flickr, para o período de 2007 a 2017, contabilizando no total 4615. Apesar do período temporal ser maior em relação ao Panoramio (8 anos e 10 anos respetivamente), o número de fotos é menor, com uma diferença de 649 fotos.

É possível verificar que existe uma menor dispersão de fotografias / pontos em relação à amostra do Panoramio, no entanto, os focos de maior concentração de fotografias são bastante semelhantes. Em geral, existe uma maior propensão para a localização de fotografias no sector litoral desde Sines até Odeceixe.

A Norte de Sines, a concentração de fotografias é mais dispersa, onde a península de Troia é a área que mais se destaca, assim como Alcácer do Sal, apresentando uma linha de pontos ao longo da estrada N120, entre Alcácer do Sal e Grândola. Ainda na área a Norte de Sines, é visível alguns pontos em redor da Lagoa de Santo André.



Figura 5.5 - Fotos dos visitantes extraídas do Flickr (2007-2017)

O cálculo da distância padrão (*Standard Distance*), possibilita medir o grau de dispersão das fotografias e comparar os valores de dispersão, entre locais e turistas. Na Tabela 5.1, é possível observar, que as fotografias dos utilizadores locais extraídas do Panoramio, revelam uma distância padrão de 32 739,1 metros, que corresponde a cerca de 32 km, inferior à distância padrão dos turistas, de 37 km, revelando menor dispersão das fotografias comparando com os turistas.

O centro médio dos visitantes utilizadores do Panoramio (Anexo 8), situa-se entre Sines e Porto Covo, mais precisamente a 2,7 km da Albufeira da Barragem de Morgavel. Relativamente ao centro médio das fotografias dos locais (Anexo

9), situa-se 7,9 km a nordeste em relação ao centro médio dos turistas. Além disso, o centro médio dos locais, está mais afastado da linha de costa, localizando-se a cerca de 2 km de Santiago do Cacem.

Ainda na Tabela 5.1, é possível verificar a distância padrão para as fotografias do Flickr, onde ao contrário do verificado nas fotografias do Panoramio, os resultados demonstram uma distância padrão semelhante entre a população local e turistas.

O centro médio dos turistas do Flickr (Anexo 10), situa-se na Albufeira da Barragem de Morgavel, bastante semelhante à posição do centro médio dos turistas do Panoramio. O centro médio dos locais (Anexo 11) distancia-se do centro médio dos turistas em 4,5 km, revelando centros médios mais próximos entre turistas e locais, quando comparado com Panoramio (7,9 km).

Tabela 5.1 - Distância padrão e centro médio dos turistas e locais

Fotos	População	Distância padrão (m)	Centro médio (coordenadas)
Panoramio	Turistas	37 104,7	X: -52388,717679 Y: -193127,260306
	Locais	32 739,1	X: -49850,289031 Y: -185570,646961
Flickr	Turistas	36 322,2	X: -53109,609107 Y: -188592,210037
	Locais	36 370,9	X: -52457,241256 Y: -193070,742364

5.2.2. Análise das fotos segundo a data de carregamento

A Figura 5.6 demonstra a distribuição temporal das fotografias de turistas carregadas nas redes sociais Panoramio e Flickr. Analisando primeiramente a distribuição das fotografias do Panoramio, que corresponde ao período entre 2006 e 2014, contabilizaram-se no total 5 264 fotografias. É possível observar a tendência decrescente do número de fotografias entre 2012 e 2014 (587 – 389

fotos) (Anexo 12). Destaca-se o ano de 2009, como o ano com mais fotografias (830 fotos), seguindo-se o ano de 2011 (777 fotos) (Anexo 12).

Em relação ao número de utilizadores, a tendência decrescente é ainda mais evidente, com exceção do ano de 2009 (Figura 5.6), onde o número de utilizadores pouco aumentou, em relação ao ano anterior (301 – 323 fotos). Ainda que 2009 seja o ano que contabiliza mais fotografias, o mesmo não acontece em relação ao número de utilizadores, que atingiu o seu máximo em 2007 (340 utilizadores), representando 19% do total de utilizadores considerados turistas (Anexo 12).

O primeiro e último ano, das fotos extraídas do Panoramio (2006 e 2014), são uma exceção em relação aos restantes, dada a ausência de dados em alguns meses. No ano de 2006 apenas existem dados em 6 dos meses e em 2014, apenas foram extraídos até ao mês de agosto (Anexo 13).

Comparando o comportamento, dos utilizadores considerados locais com o total das fotografias do Panoramio (locais e visitantes), podemos constatar, tal como seria esperado, que o rácio entre o número de fotos por utilizador, é mais elevado quando contabilizados os locais, do que apenas os turistas. Os visitantes, têm em média 2,9 fotos por utilizador, enquanto os locais contam 7,4 fotos (Anexo 12 e Anexo 13).

Apesar da tendência decrescente, do número de utilizadores e do número de fotografias, igualmente visível no total da amostra (visitantes e locais), principalmente a partir de 2010 (Anexo 13), não podemos afirmar que existiu uma redução do número de turistas, mas sim, uma diminuição de partilhas de fotografias nas redes sociais em estudo.

Considerando a distribuição temporal das fotografias dos turistas descarregadas do Flickr (Figura 5.6), que corresponde ao período entre 2007 e 2017, a tendência é contrária à do Panoramio, revelando uma evolução positiva. O número de fotografia entre 2008 e 2013 aumentou apenas de 245 para 312 fotos (Anexo 14). Em 2014 regista-se um número de fotos, que se destaca em relação

aos restantes anos, com 1006 fotografias, apesar do número de utilizadores não apresentar diferenças significativas em relação aos restantes anos. A partir de 2015 até 2017, observa-se um crescimento do número de fotografias mais acentuados em relação aos restantes períodos, onde o número de fotografias ultrapassa as 600 fotos por anos (Anexo 14).

No período entre 2007 e 2014 registam-se fotografias de ambas as amostras (Panoramio e Flickr), onde em todos os anos em análise, tanto o número de fotografias como de utilizadores é maior na amostra referente às fotos do Panoramio, à exceção do ano de 2014. Também nas fotos recolhidas do Flickr, o rácio de fotos por utilizador é mais elevado para os utilizadores locais (8,2 fotos) do que para os turistas (4,9 fotos) (Anexo 14/ Anexo 15).

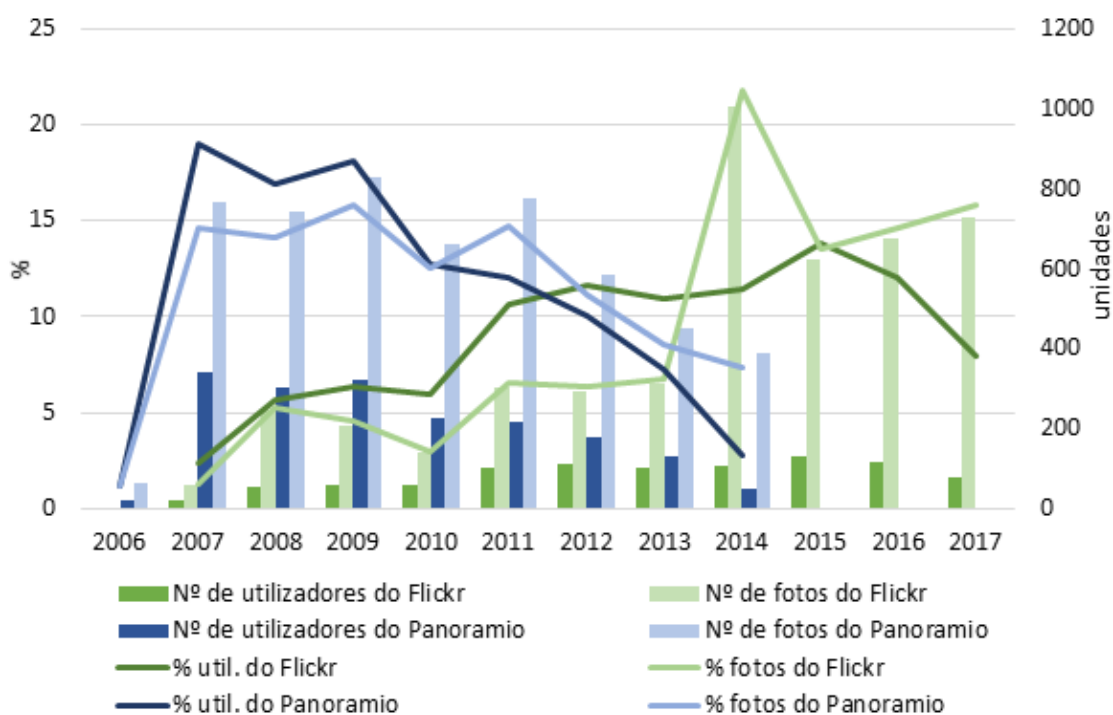


Figura 5.6 - Fotografias e utilizadores (visitantes) extraídos do Panoramio (2006-2014) e do Flickr (2007-2017)

Em relação às fotografias extraídas do Flickr que corresponde à amostra total (locais e turistas), o número total de fotografias é de 15 785, tiradas por 1 936 utilizadores (Anexo 15). Os anos em que existe maior número de fotografias e utilizadores correspondem aos mesmos anos identificados para os turistas.

Observando a Figura 5.7, que corresponde à classificação das fotografias, provenientes do Panoramio, segundo a data em que foram carregadas (mês e ano), é possível comprovar que os meses de agosto e julho se destacam dos restantes pelo número de fotografias (721 – 711 fotos), com médias de 80,1 e 88,9 fotos respetivamente. Contudo, ao longo dos anos em estudo, o mês de julho, excetuando o ano de 2014 (286 fotos), não registou mais do que 79 fotos.

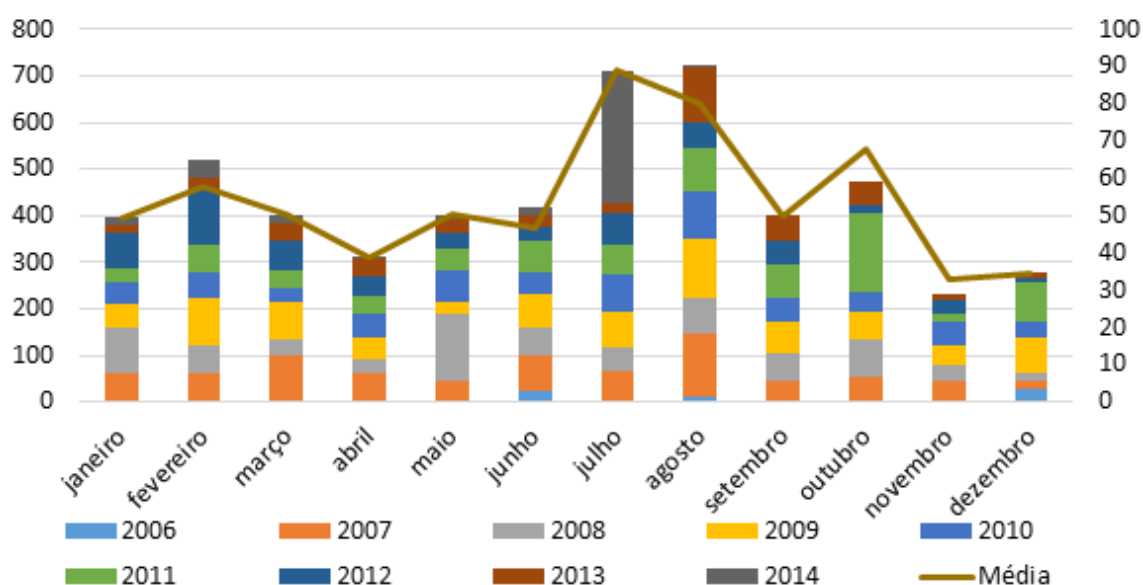


Figura 5.7 - Classificação das fotografias (visitantes), extraídos do Panoramio, segundo a data em que foram carregadas 2006-2014

Ao longo da série temporal, o número de fotografias por mês é diferente de ano para ano. No entanto, a tendência geral, demonstra alguma sazonalidade, tendo em conta que, excluindo o ano de 2012, todos os outros anos, exibem como meses com mais fotografias, o período entre maio e outubro, que corresponde aos meses de verão (Anexo 16). Por outro lado, o período entre 2007 e 2013,

tem os meses de novembro e dezembro, como os que apresentam menos fotografias, e conseqüentemente, as médias mais baixas, de 34,8 e 32,9 fotos por mês. O ano de 2011, revela-se um ano de exceção, pois o mês onde se registou um maior número de fotos foi outubro (168 fotos), um pouco mais tardio em relação aos restantes anos, considerando que o mês de outubro não ultrapassam as 77 fotos nos restantes anos (Anexo 16).

O ano de 2012, não acompanha a tendência geral, apresentando os meses que correspondem ao período de Inverno, como os que registam mais fotos, sendo o mês mais fotografado fevereiro (115 fotos). Este ano, não apresenta apenas mais fotos no período de inverno, revela também, em comparação com os outros anos, um menor número de fotos nos meses de verão, contrariando a tendência geral (Anexo 16).

O número de fotografias dos utilizadores (locais e visitantes), revela algumas diferenças, em relação aos utilizadores considerados visitantes, existindo um maior número de fotos nos meses de Inverno (de outubro a dezembro), do que nos meses de verão (de junho a setembro) (Anexo 17).

Analisando a Figura 5.8, que demonstra o número de fotografias extraídas do Flickr por mês e anos, verifica-se uma maior irregularidade do número de fotografias. No entanto, à semelhança das fotos do Panoramio, também os meses entre junho (472 fotos) e setembro (554), concentram um elevado número de fotografias, ainda que os meses de fevereiro (468 fotos) e dezembro (444 fotos) se destaquem em relação aos restantes meses desse período. Os meses com menos fotografias correspondem a janeiro (152 fotos) e março (155 fotos) (Anexo 18).

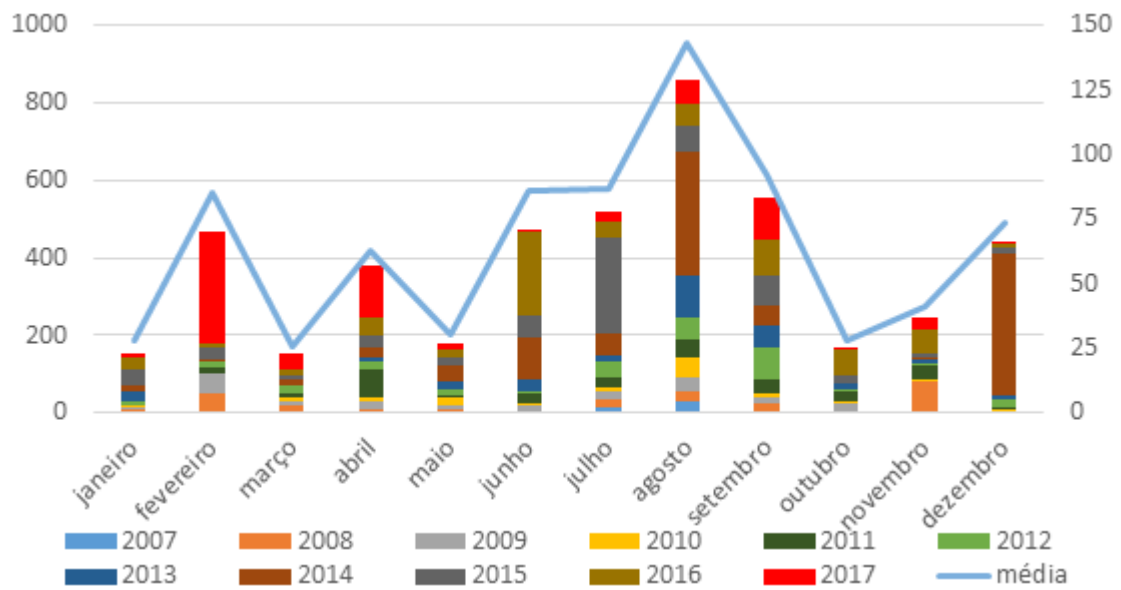


Figura 5.8 - Classificação das fotografias (visitantes), extraídas do Flickr, segundo a data em que foram carregadas 2007-2017.

Em relação às fotografias dos utilizadores (visitantes e locais), os meses em que são observadas mais fotografias corresponde a agosto (2631fotos) e junho (2631 fotos) (Anexo 19). Em contrapartida, janeiro e outubro são os meses com menos fotos, considerando locais e turistas, com 741 e 661 fotos respetivamente (Anexo 19).

Em geral, o número de utilizadores extraídos do Panoramio, é mais estável ao longo dos meses (Figura 5.9), do que o número de fotografias (Figura 5.6), principalmente entre janeiro e junho, onde o número de utilizadores oscila entre 134 e 166 utilizadores, a partir de setembro, a tendência volta a ser decrescente até dezembro (Anexo 20).

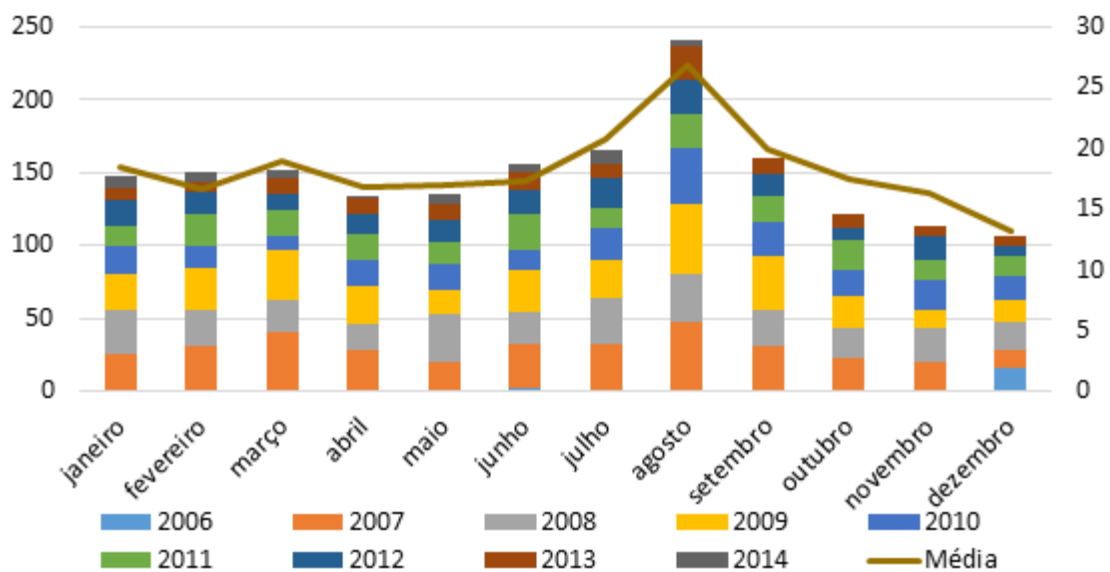


Figura 5.9 - Classificação dos utilizadores (visitantes), extraídos do Panoramio, por meses, 2006-2014

Os meses em que se registou um maior número de utilizadores considerados visitantes, acompanha a propensão do número de fotografias, destacando-se os meses de agosto e julho, como os meses em que se registaram mais utilizadores (241 e 166 utilizadores, respetivamente) (Anexo 20).

O total de utilizadores (locais e visitantes), extraídos do Panoramio (Anexo 15), apresenta ao longo dos meses, uma evolução semelhante ao número de utilizadores visitantes. Podemos dizer que existe um comportamento entre janeiro e junho, onde o número de utilizadores tende a se manter, e outro, de agosto a dezembro, onde o número de utilizadores começa a decrescer, sendo esta tendência visível para visitantes e locais e visitantes (Anexo 21).

Observando a Figura 5.10, é possível constatar algumas semelhanças entre os utilizadores do Flickr e do Panoramio na área de estudo, existindo uma tendência crescente do número de utilizadores entre de maio e agosto em ambas as fontes. É também visível em geral, um número mais reduzido de utilizadores no Flickr em relação ao Panoramio. Enquanto o Panoramio, tem mais de 100 utilizadores

todos os meses, o Flickr apenas ultrapassa este valor em três dos meses (junho, julho e agosto).

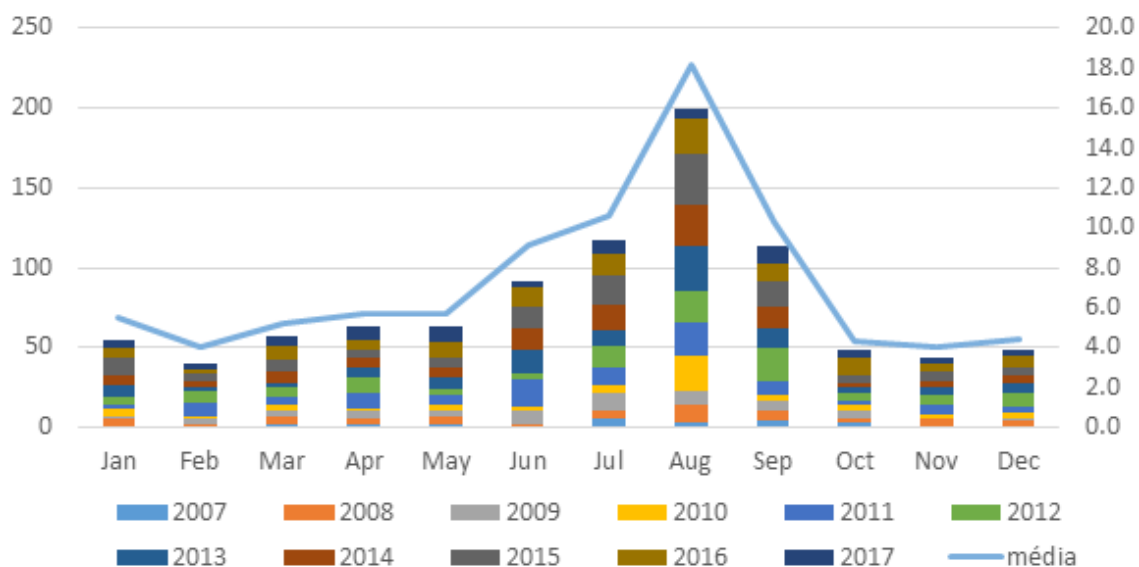


Figura 5.10- Classificação dos utilizadores (visitantes), extraídos do Flickr, por meses, 2004-2017

Em geral, existe um maior número de utilizadores do Flickr a postar fotografias da área de estudo, durante os meses de julho (117 utilizadores) e agosto (200), e menos nos meses de fevereiro (43 utilizadores) e novembro (44 utilizadores) (Anexo 22). Analisando de forma mais atenta a Figura 5.10 é possível identificar o ano de 2015, como o ano com mais utilizadores no mês de agosto (32 utilizadores) (Anexo 22).

Já a amostra total (turistas e locais), apresenta um comportamento semelhante, com uma média de utilizadores, mais elevada durante os meses de verão, e mais reduzida durante o inverno, principalmente nos últimos meses do ano (novembro e dezembro) (Anexo 23).

5.2.3. Distribuição das fotografias dos turistas por unidades hexagonais

As fotografias, tanto do Panoramio como do Flickr, foram agregadas em unidades hexagonais, segundo dois tipos de classificação, intervalos naturais e desvio padrão.

Na Figura 5.11, está representada a densidade de fotografias dos visitantes extraídas do Panoramio, classificadas por intervalos naturais, onde é possível identificar alguns focos de maior densidade. De forma global, é notável a concentração de unidades hexagonais junto ao litoral, de forma mais contínua a sul de Sines. Conforme aumenta a distância ao litoral, diminui o número de fotografias, excetuando em alguns centros urbanos de maior importância, tais como Alcácer do Sal, Grândola, Santiago do Cacém e Odemira. Do processo de classificação, resultaram apenas quatro unidades hexagonais, classificadas na classe mais elevada (133 e 289 fotografias) localizadas em: Troia, Alcácer do Sal, Sines, e Vila Nova de Milfontes. Apesar destes locais, se revelarem os mais densamente fotografados por unidade hexagonal, o desvio padrão (Anexo 24) revela outros locais acima da média, destacando-se Porto Covo, Cabo Sardão, Zambujeira do Mar, Odemira, Santiago do Cacém, o Badoca Safari Park e o porto da Carrasqueira, com mais de 2,5 desvios padrões acima da média.

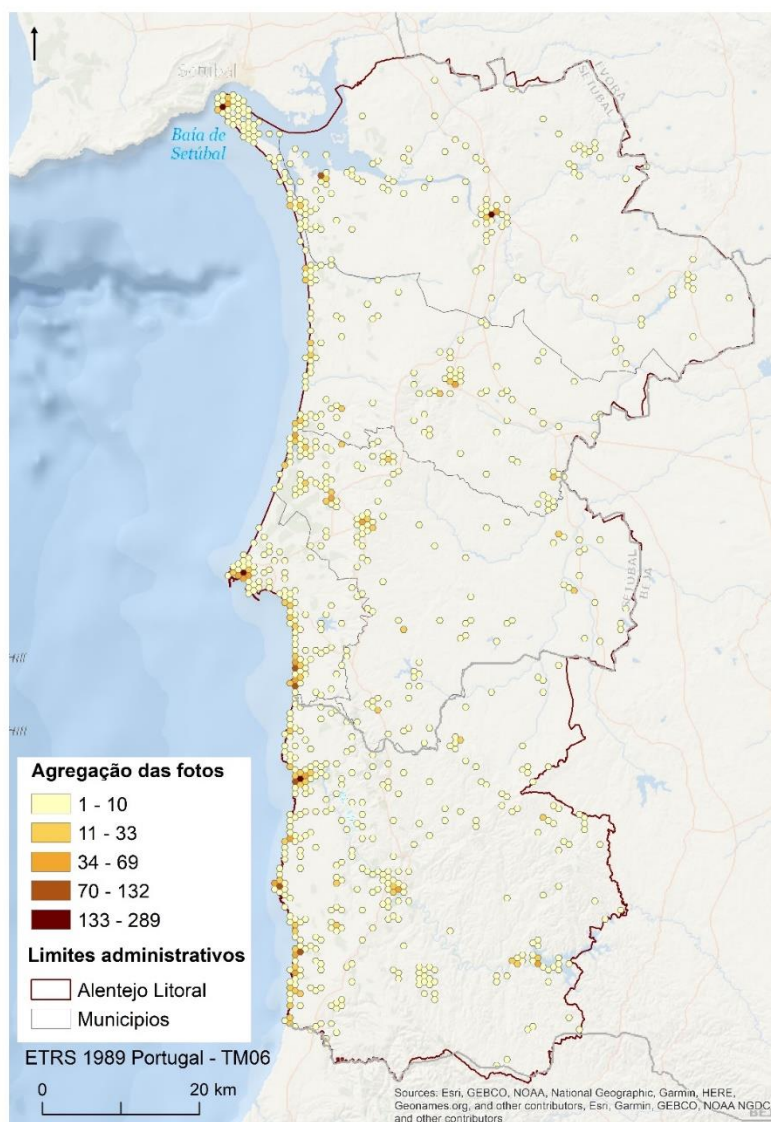


Figura 5.11 - Densidade de fotografias dos turistas por unidades hexagonais, extraídas do Panoramio, classificada por quebras naturais.

No sector a sul de Sines, é notória uma maior concentração de unidades hexagonais entre Sines e Odeceixe, com destaque para Sines, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes. Ainda a sul, mas no interior, surgem de forma mais dispersa, algumas fotografias em torno de Odemira e da área da Barragem de Santa Clara.

A norte de Sines, encontram-se alguns focos de maior densidade, junto de Santiago do Cacém, Troia, Lagoa de Santo André e Sancha e Vila Nova de Santo André e Alcácer do Sal.

Quanto às fotografias extraídas do Panoramio (Anexo 25), registam maior densidade de fotografias por unidade hexagonal, comparando com os turistas, com células a registar entre 237 e 446 fotografias por 0,5 km², nos seguintes locais: Alcácer do Sal, Vila Nova de Santo André, Santiago do Cacém, Sines, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes.

Na Figura 5.12, onde é representada a densidade de fotografias dos visitantes extraídas do Flickr, é visível um menor número de células que contabilizam pelo menos uma fotografia (556 células) comparativamente ao Panoramio (854 células). As fotografias relativas ao Panoramio revelam também uma maior concentração de fotografias por unidade hexagonal, sendo o valor mais elevado de 289 fotos, enquanto o Flickr revela como valor mais elevado 233 fotos.

Em geral, existe uma propensão evidente para as fotografias se localizarem na faixa litoral a Sul de Sines, tal como anteriormente visto. A maior diferença, em relação às fotografias do Panoramio, manifesta-se na presença de uma certa continuidade de unidades hexagonais no seguimento da estrada N120, no troço que liga Alcácer do Sal a Grândola (Figura 5.12), e ainda em torno da A2, entre Grândola e Santa Margarida do Sado. As áreas de maior densidade são bastante semelhantes às áreas identificadas nas fotos do Panoramio, ainda que com menor intensidade.

Analisando a classificação em classes, com base no desvio padrão, este identifica alguns locais acima de 1,5 desvios padrões em relação à média, como Troia, Alcácer do Sal, Carrasqueira, Lagoa Formosa, Badoca Safari Park, Vila Nova de Santo André, Grândola, Sines, Porto Covo, Vila Nova de Milfontes, Almogrove, Cabo Sardão e Zambujeira do Mar (Anexo 26).

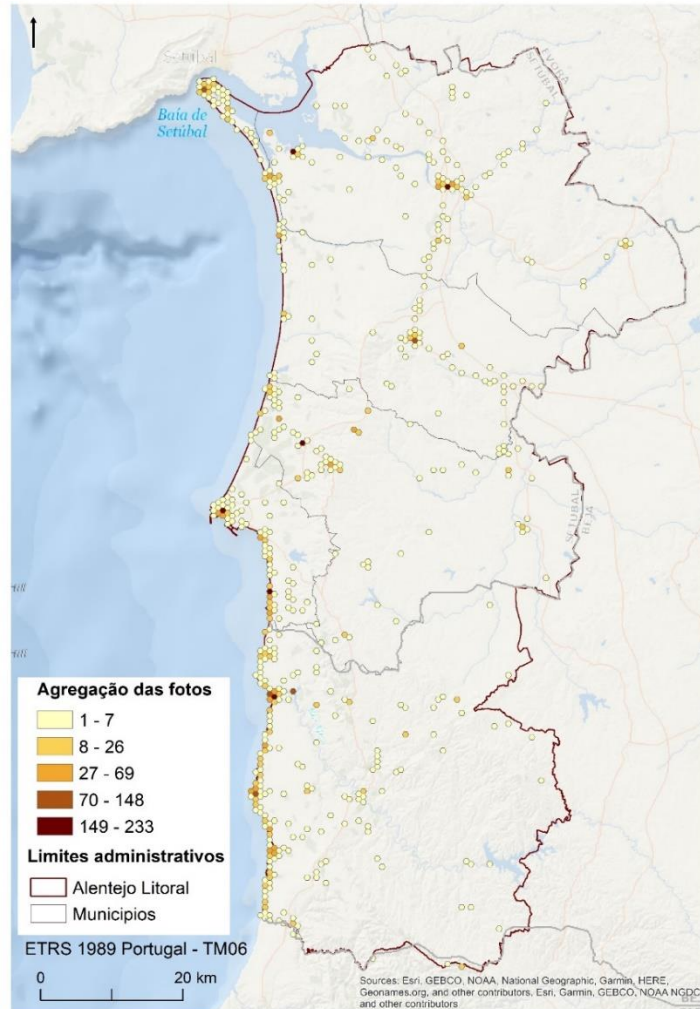


Figura 5.12 - Densidade de fotografias dos turistas por unidades hexagonais, extraídas do Flickr, classificada por quebras naturais

Observando a agregação das fotografias dos locais (Anexo 27), estes apresentam um menor número de fotografias por unidade hexagonal, prova disso é a classificação das classes por quebras naturais, que apresenta como classe mais elevada entre 209 e 361 fotografias por unidade de área, destacando-se locais como Troia, Alcácer do Sal, Sines e Vila Nova de Milfontes.

5.3. Métodos e procedimentos da análise estatística

Nesta secção será explicada a parametrização das ferramentas utilizadas em ambiente SIG, dando seguimento à secção 3.3, que conceptualiza teoricamente os métodos estatísticos utilizados neste trabalho.

Primeiramente, a análise decorreu da descrição das características da distribuição espacial das fotografias do Flickr e do Panoramio, utilizando três medidas: centro médio, elipse do desvio padrão e a estimativa de densidade de Kernel. As duas primeiras, permitem identificar a orientação e distribuição espacial, a segunda gera medidas contínuas de intensidade espacial usando uma função de distância ponderada como forma de estimar a densidade de fotografias. Aplicando estas ferramentas anualmente, é possível determinar as diferenças entre os diferentes anos, e se existe uma tendência ou não de evolução.

Apesar de visualmente ser notável que as fotografias se concentram junto ao litoral, é necessário verificar se o padrão é estatisticamente significativo. Para isso, procedeu-se ao cálculo do índice do vizinho mais próximo, revelando ainda se a distribuição espacial é dispersa, concentrada ou por outro lado, aleatória. Outro método também utilizado foi o *Ripley's K Function*, que determina mais uma vez se o agrupamento ou a dispersão é estatisticamente significativa, contudo contempla uma ampla escala de distâncias (ArcGis help³⁶). Este último foi calculado apenas para os anos em que existiu um número de fotografias acima da média anual, tanto para a amostra de dados do Flickr como do Panoramio. No caso da amostra do Flickr foi possível segmentar as fotografias por hora, o que permitiu calcular o *Ripley's K Function* para várias horas do dia.

Apesar destas métricas ajudarem a ter uma perceção da tendência geral (neste caso as fotografias apresentam um padrão mais concentrado), foram aplicados

³⁶ Em ArcGis help, acedido em março de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/multi-distance-spatial-cluster-analysis.htm>

outros métodos com o intuito de identificar os locais onde existe (de forma estatisticamente significativa) maior concentração de fotografias.

Para o feito, decorreu-se à ferramenta de análise de *clusters* e *outliers*, baseada no método *Local Moran Index*, que permite identificar aglomerações de valores semelhantes altos e baixos, além de outros locais onde os valores são diferentes da sua vizinhança, designados *outliers*.

Por último, de forma a introduzir a componente temporal na identificação dos *clusters*, é empregue a análise de pontos quentes emergentes. Os resultados da ferramenta conseguem complementar à localização das fotografias o seu padrão temporal (e.g. consecutivo, esporádico, histórico).

5.3.1. Centro médio e Elipse do desvio padrão

Tanto o centro médio como a elipse do desvio padrão, apresentam uma forma de cálculo simples de operacionalizar em ambiente SIG, sendo necessário especificar qual o *layer* a utilizar na análise, e o *Case Field*, que corresponde ao campo que identifica os diferentes grupos de dados (ArcGis help³⁷), neste caso, o campo “anos”, pois o objetivo é calcular o centro médio das fotografias para cada ano de forma individual.

Na parametrização da ferramenta da elipse do desvio padrão, é necessário estabelecer os desvios padrões a serem ponderados no cálculo. De acordo com o número de desvios padrões, os resultados obtidos serão diferentes, quanto utilizado apenas um, os resultados vão evidenciar onde existe uma maior concentração de fotografias, utilizando dois ou três, mostra onde a maioria das fotografias se localizam (Abarca, 2016). Para este trabalho, foram utilizados os *layers* referentes às fotografias sem estarem agregadas e apenas um desvio padrão.

³⁷ Em ArcGis help, acedido em março de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/mean-center.htm>

5.3.2. kernel density

A ferramenta *Kernel Density* permite calcular a densidade de fotografias em volta de cada célula de output, sendo o resultado uma superfície contínua em estrutura matricial. Para operacionalizar esta ferramenta, um parâmetro essencial é o *search radius*, que define o limite do raio de procura a entrar no cálculo da densidade, o qual foi estipulado 2000 metros para ambas as amostras.

Antes de terminar a parametrização é necessário definir nos campos “*raster analysis*” e “*processing extent*” da ferramenta “*Environment*” o ficheiro do limite da área de estudo, de forma a que os resultados de adaptem à área de trabalho.

5.3.3. Nearest neighbour index

Para o cálculo do índice do vizinho mais próximo, são necessários os dados referentes às fotografias dos visitantes, agregados em unidades hexagonais. Além disso, na parametrização desta ferramenta em ambiente SIG, é necessário estabelecer o tamanho da área de estudo, o critério de proximidade e ainda ativar a opção *generate report*, pois esta última é essencial para que a ferramenta gere um relatório com os resultados. O software ArcGis, permite escolher entre duas medidas de distância: Manhattan ou Euclidiana. Neste caso, optou-se pela distância Euclidiana, e no que diz respeito à área de estudo, foi dado o valor de 5 309 405 694,63 m², identificado na *shapefile* referente à área de estudo.

5.3.4. K-function (Multi-distance spatial cluster analysis)

Para a implementação da ferramenta *k-function* foram selecionados apenas os dados que correspondem aos anos em que o número de fotografias é superior à média anual para ambas as amostras. Para o Panoramio foram selecionados 5 anos (2007, 2008, 2009, 2010 e 2011) e para o Flickr 4 anos (2014, 2015, 2016 e 2017). O primeiro passo, antes de executar a ferramenta passou pela segmentação da amostra inicial para cada ano de forma individual, através da ferramenta *Select by Attributes*, aplicada aos dados originais (não agregados).

Individualizados os dados para cada ano em novos *layers*, foi possível passar à agregação dos mesmos em unidades hexagonais, repetindo o procedimento já referido na secção 5.1.2.

Em relação à parametrização da ferramenta propriamente dita, é possível definir o número de intervalos de distância, sendo neste caso estipulados 20. Segundo Abarca (2016), quanto maior o número mais suave será a curva de valores observados, permitindo identificar facilmente a distância a que o grau de *clustering* é maior. Outro dos parâmetros a definir é a distância de partida, sendo necessário correr a ferramenta *Calculate Distance Band from Neighbor Count*, que calcula a distância mínima, máxima e média para o primeiro vizinho mais próximo. Neste caso foi utilizada a distância mínima como parâmetro de distância de partida, sendo o valor definido para ambas as amostras de 800m. Outro dos parâmetros a definir é a distância de incremento, para a qual foi dado o valor da distância média, resultante da análise do índice do vizinho mais próximo, sendo o valor estipulado para a amostra do Panoramio de 1200m e do Flickr de 1400m.

Em relação aos intervalos de confiança, como já referido na secção 3.2.5., foi atribuído o teste das 999 permutações, de forma a obter um nível de confiança de 99,9%. Foi ainda necessário definir na opção *Weight field*, o campo da tabela de atributos das fotografias agregadas, que corresponde à contagem do número de fotografias em cada unidade hexagonal, assim será considerado no cálculo, não apenas a distância entre as observações, mas também o seu peso.

Por último, ao campo *Study area* foi atribuído o *layer* correspondente à área de estudo (sub-região Alentejo Litoral), de forma a que os resultados se adaptem o melhor possível à área de trabalho.

Os resultados da função $L(d)$ são apresentados em gráficos individuais para cada ano, onde estão representados os valores esperados, os valores observados e os intervalos de confiança (alto e baixo).

5.3.5. Análise de Clusters e Outliers

A ferramenta *Clusters and Outlier Analysis* do software ArcGis permite identificar *clusters* e *outliers* espaciais através do cálculo da estatística *Local Moran's I* para cada observação (ArcGis help³⁸).

Os parâmetros a definir para a Análise de *Cluster* e *Outliers* são: a natureza da relação entre as entidades e à área circundante a cada *target features*. Para medir a autocorrelação, é necessário deter a relação espacial entre os pares de locais, sendo essencial o uso da matriz de pesos espaciais. Como referido na secção 3.1.2., a matriz de pesos permite definir a estrutura da relação espacial na área de estudo e delimita a extensão do agrupamento.

A matriz de pesos é criada através da ferramenta *Generate Spatial Weight Matrix*, do módulo *Modeling Spatial Relationships*. Na parametrização da ferramenta, o método escolhido para representar a relação entre as observações foi o declínio da função da distância, sendo selecionada a opção *Inverse Distance*. Esta relação significa que à medida que a distância vai aumentando a influencia das entidades vizinhas vai perdendo importância.

Considerando que não são todas as observações que estão relacionadas espacialmente, estabeleceu-se um limiar de distância ou *threshold* para o raio de influência da vizinhança de 16 200 metros no caso do Flickr e de 15 920 metros no caso do Panoramio. Estes valores foram obtidos através da ferramenta *Incremental Spatial Autocorrelation*³⁹. Para o efeito, a ferramenta mede a autocorrelação espacial para uma série de distâncias, gerando opcionalmente um gráfico de linhas, cruzando as distâncias com os respetivos *z-scores* (que refletem a intensidade do agrupamento espacial). Os *z-scores* de pico estatisticamente significativos, indicam as distâncias em que os processos

³⁸ ArcGis help. Consultado a julho de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-moran-s.htm>

³⁹ O output desta ferramenta encontra-se no anexo 54 e anexo 55.

espaciais que promovem o agrupamento são mais pronunciados e são frequentemente utilizados em ferramentas como um parâmetro de banda de distância ou de raio de distância, sendo também utilizada neste trabalho (ArcGis *help*⁴⁰).

Ainda em relação à matriz de pesos, a ferramenta gera como resultado um ficheiro SWM que contém a informação relativa à relação entre as entidades. Este ficheiro será utilizado na etapa seguinte.

Por último, é necessário correr a ferramenta *Clusters and Outlier Analysis*, do módulo *Mapping Clusters*, onde é utilizado o ficheiro das fotografias agregadas, e o campo da tabela de atributos que corresponde a contagem do número de fotos em cada unidade hexagonal. Não esquecer que o ficheiro SWM gerado anteriormente deve também ser inserido na parametrização da ferramenta

Todos os procedimentos referidos foram realizados para os ficheiros das fotografias do Flickr e Panoramio de forma individual.

5.3.6. Análise de pontos quentes emergentes

O primeiro passo, que permite posteriormente executar a ferramenta *Emerging Hot Spot Analysis*, é estruturar os dados num cubo espaço-temporal. Para isso, é necessário correr a ferramenta *Create Space Time Cube*.

Na parametrização desta ferramenta é necessário seleccionar o *layer* referente às fotografias dos turistas não agregadas, ou seja, o ficheiro de pontos, e o campo da respetiva tabela de atributos que corresponde à data. De seguida é necessário escolher a dimensão temporal (*time step Interval*) em que os dados vão ser agregados, para o qual foi estipulado um mês.

⁴⁰ Em ArcGis *help*. Consultado em julho de 2018. URL: <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/incremental-spatial-autocorrelation.htm>

Posteriormente é necessário definir o alinhamento temporal, que define como a agregação ocorrerá com base no intervalo de tempo estipulado (ArcGis help⁴¹). Neste caso, foi selecionado agregar as etapas de tempo de acordo com a data de término, para que a análise se foque nos eventos mais recentes. A APQE apenas foi aplicada aos dados extraídos do Flickr que tem a sua data de início a 3 de março de 2007 e a data de término a 24 de março de 2017.

Outro dos parâmetros a definir é a extensão espacial das caixas de agregação dos dados de entrada. Os pontos que se enquadram no mesmo intervalo de distância e intervalo de tempo serão agregados na mesma caixa (ArcGis help⁴²). Neste caso foi estabelecido como *distance interval* 1000 metros. O ArcGis Pro permite ainda escolher o tipo de geometria da caixa, onde tal como anteriormente, foi escolhida uma célula hexagonal.

Como resultado a ferramenta gera um relatório do processo e um ficheiro *.nc* que contém a agregação de dados. O ficheiro será utilizado na ferramenta de análise de pontos quentes emergentes,

Na ferramenta APQE, além do ficheiro anteriormente referido, necessita de ser estabelecida a vizinhança espacial e temporal. Em relação à vizinhança espacial foi estabelecido 1500 metros no parâmetro *Neighborhood Distance*. Para a vizinhança temporal, foi considerado um período que cobrisse um ano e por isso estipulado o valor 12 para o parâmetro *Neighborhood Time Step*. Além disso é necessário escolher a variável de análise que corresponde à contagem de ocorrências.

⁴¹ Em ArcGis help. Consultado em julho de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/create-space-time-cube.htm>

⁴² Em ArcGis help. Consultado em julho de 2018. URL: <http://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/space-time-pattern-mining/create-space-time-cube.htm>

6. Análise dos resultados

Neste capítulo, serão debatidos os resultados obtidos através da aplicação dos métodos estatísticos anteriormente apresentados na secção 3.2.

6.1. Centro médio e Elipse do desvio padrão

De acordo com o cálculo da medida central para a amostra de fotografias do Panoramio (Figura 6.1), identifica-se o concelho de Sines, como um sector bastante central. Observando a figura 6.1, é possível perceber a distribuição de pontos em torno dos limites administrativos do concelho de Sines. O ano mais recente (2014), é o que se situa mais a Sul, já no concelho de Odemira, a cerca de 4 800 metros (em linha reta) de Porto Covo e 9 500 metros de Vila Nova de Milfontes.

Por outro lado, o ponto mais a Norte (2006), situa-se a 2 000 m em linha reta da zona industrial, e a cerca de 2 000 m do centro urbano de Sines. Os dois centros médios mais afastados situam-se a 21km de distância, coincidindo com o ano mais antigo e mais recente dos dados extraídos do Panoramio (2006-2014).

Observando com maior atenção a Figura 6.1, existe uma evidente tendência de concentração de centros médios a norte da Barragem de Morgavel, sendo o centro médio mais próximo, referente ao ano de 2007, situando-se a cerca de 650 metro da barragem. Entre 2007 e 2013, o centro médio mais afastado situava-se a 7,7 km de em linha reta.

Este tipo de análise, não revela os locais onde afluem mais turistas, apenas o centro geográfico da localização de todas as fotos de cada ano. Contudo, é evidente a tendência para uma maior concentração de centros médios no centro litoral, entre os centros urbanos de Sines e Porto Covo (Figura 6.1).

Assim como na análise dos centros médios, as elipses do desvio padrão (Figura 6.1), também demonstram semelhanças em relação à sua distribuição, com uma maior cobertura da faixa litoral em relação ao interior, em todos os anos. O ano

de 2006, talvez devido ao reduzido número de fotografias extraídas para esse ano, apresenta a elipse com menor área e mais fina, limitando-se a uma estreita faixa litoral, com mais área a norte, abrangendo parte da península de Troia. Destaca-se também o ano mais recente (2014), como um ano em que a elipse do desvio padrão, além de também ser menos larga que a maioria, apresenta uma menor cobertura na área a norte do Alentejo Litoral.

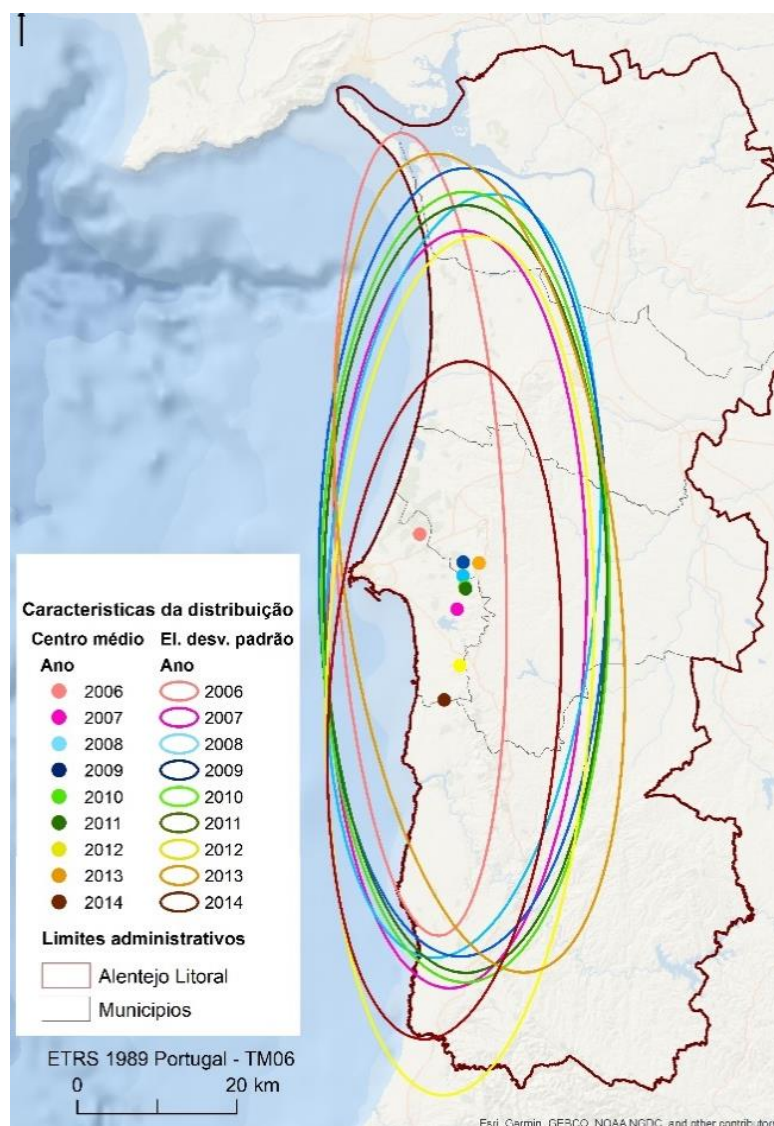


Figura 6.1 - Características da distribuição dos visitantes extraídos do Panorâmio, Centro médio e Elipse do desvio padrão, 2006-2014

Comparando com os centros médios dos turistas, os habitantes locais revelam uma distribuição menos delimitada pela linha de costa, e uma menor dispersão dos centros médios (Anexo 28). Reflexo desse afastamento do litoral, é a localização da maioria dos centros médios, no concelho de Santiago do Cacém. Em relação à dispersão, os pares de pontos mais afastados, distanciam-se entre si 11,6 km, praticamente metade da distância dos visitantes (21 km). O sector com maior concentração, situa-se a sudoeste de Santiago do Cacém, junto a pequenos centros urbanos. Entre 2007 e 2013, a concentração de centros médios distanciaram-se entre si no máximo 6,2 km.

Observando, as elipses do desvio padrão dos locais (Anexo 28), é visível uma maior desigualdade em relação ao tamanho e orientação das elipses. O ano de 2006, mais uma vez, possivelmente devido ao reduzido número da amostra, apresenta um diâmetro de cerca de 6 km, uma espessura bastante mais fina que as elipses dos restantes anos. Em comparação com os turistas, os habitantes locais, revelam elipses com maior cobertura do interior, principalmente no segmento Nordeste, revelando também uma menor cobertura da área a Sul. Em geral, as elipses dos locais apresentam-se mais curtas e largas, concentrando-se em torno de Santiago do Cacém.

Na Figura 6.2, são apresentados os centros médios e as elipses do desvio padrão das fotografias extraídas do Flickr, referentes a série temporal de 2007 a 2017. De forma geral os resultados, tanto do centro médio como da elipse do desvio padrão, revelam maior irregularidade ao longo dos anos em relação aos resultados do Panoramio. No entanto, observando as elipses, podemos constatar que também estas tendem a situar junto ao litoral, abrangendo pouco área do interior. Na sua maioria, as elipses do desvio padrão demonstram uma ligeira orientação a nordeste, principalmente em 2007, 2008 e 2009. É ainda visível que entre 2007 e 2013 existe uma maior abrangência de área a norte, enquanto que a partir de 2014 as elipses tendem a situar-se mais a sul.

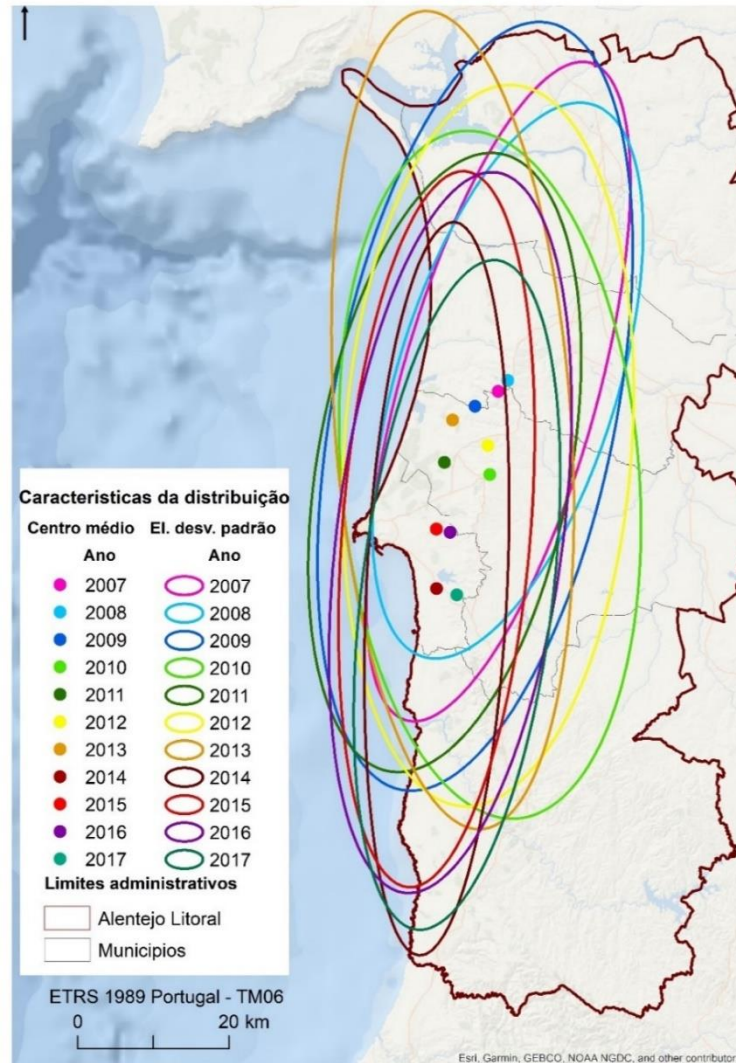


Figura 6.2 - Características da distribuição dos visitantes extraídos do Flickr, Centro médio e Elipse do desvio padrão

Considerando os centros médios referentes as fotografias do Flickr, revelam uma maior dispersão em relação aos centros médios do Panoramio, distribuindo-se por quatro municípios: Sines, Grândola, Santiago do Cacém e Odemira.

A maioria dos centros médios situa-se entre a Costa de Santo André e Porto Covo, onde o ponto mais distante da costa distancia-se 13,5 km (em linha reta).

Em relação as fotografias dos locais, provenientes do Flickr (Anexo 29), revelam uma maior dispersão dos centros médios em relação aos turistas. Consequentemente algumas das elipses do desvio padrão são mais compridas com maior cobertura da área a sul de Sines, principalmente em 2016 e 2017. Se as elipses do desvio padrão referentes aos locais já eram desfasadas entre si quando comparadas com o Panoramio, as elipses do desvio padrão dos locais revelam uma distribuição ainda mais desencontrada.

Em suma, estas medidas demonstram que nos anos em estudo, a distribuição dos turistas revela em geral algumas semelhanças entre as duas fontes (Flickr e Panoramio): centralidade, orientação N-S e afastamento do interior em função da faixa litoral.

6.2. Estimativa de Densidade de Kernel (Kernel Density)

Analisando a Figura 6.3, que representa a densidade de fotografias extraídas do Panoramio entre 2006 e 2014, é visível uma maior concentração de fotografias junto ao litoral, principalmente a sul de Sines, onde existe uma predominância das classes de densidade mais elevadas, como é o caso de Sines, Porto Covo, Vila Nova de Milfontes, Cabo Sardão e Zambujeira Do Mar.

A Norte de Sines destaca-se Troia e Alcácer do Sal. Contudo, a área onde se situa a Aldeia de Santo André, o Badaca Safari Park e a Lagoa de Santo André e Sancha, apresenta uma maior dispersão do número de fotografia

Analisando os resultados para todos os anos, de forma individual (do anexo 30 ao 38), destacando os locais, que registaram a maior concentração de fotos. Apesar de ao longo dos anos, os locais que surgem como mais densamente fotografados variarem, existem outros que se mantêm ao longo do período em estudo (2006-2014), como é o caso de Alcácer do Sal, Troia, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes, que se revelam os mais densamente fotografados ao longo de praticamente todos os anos em estudo. Outros locais, surgem apenas em

alguns períodos, como é o caso da Zambujeira do Mar, que entre 2007 e 2010 também foi dos lugares mais densamente fotografados. O ano que registou maior número de fotografias por km², foi 2011, com células a registar valores de 23,73 fotos, em contrapartida 2006, devido ao reduzido número de fotos neste ano, como já referido, revela apenas 1,63 fotos por km².

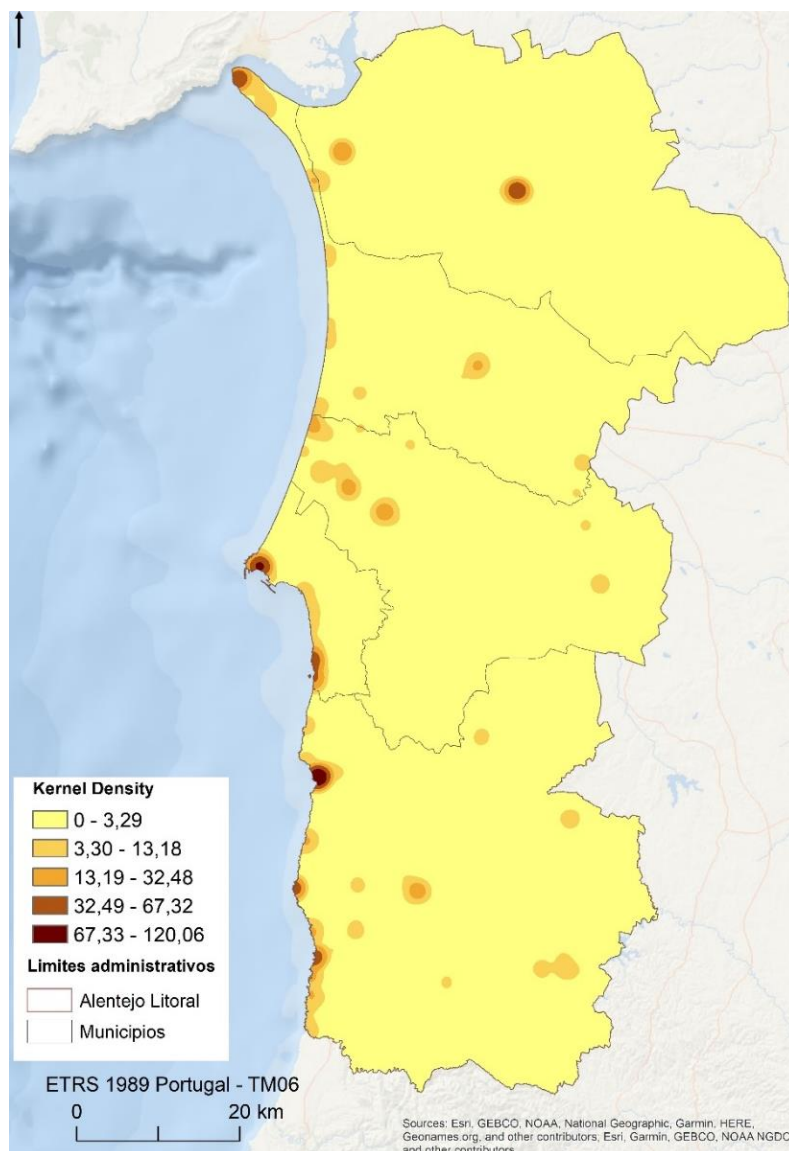


Figura 6.3 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotos dos visitantes extraídas do Panoramio, 2006-2014

Comparando a densidade de fotografias do Panoramio carregadas por turistas, com as fotografias tiradas por locais (Anexo 39), podemos perceber que apresentam uma distribuição semelhante, ainda que os locais, revelem valores mais elevados de densidade de fotos em algumas áreas do interior, nomeadamente centros urbanos de menor dimensão, tais como: Santa Susana, Arez, Santa Margarida da Serra, Lousal, Ermida do Sado, Alvalade, São Domingos, Cercal, entre outros.

Observando a Figura 6.4, que corresponde à amostra do Flickr, podemos constatar que existe bastante semelhança em relação as fotografias do Panoramio, sendo os locais mais densamente povoados os mesmos, variando apenas nos valores de densidade mais elevados para o Flickr. Destacam-se principalmente Vila Nova de Milfontes, Porto Covo, Sines, Badoca Safari Park (Aldeia de Santo André), Carrasqueira e Alcácer do Sal e Troia.

Em suma, podemos constatar que a mesma tendência se verifica nas fotografias do Flickr, de maior densidade junto ao litoral, principalmente a sul de Sines e afastamento em relação ao interior, com exceção de alguns centros urbanos.

Analisando os locais mais fotografados, provenientes do Flickr por ano (desde Anexo 40 ao Anexo 50), verifica-se que não existe uma tendência que se repita de ano para ano. O ano com mais fotos por km² corresponde a 2015, onde Sines apresenta células classificadas com 50,33 fotos por km², seguindo-se do ano de 2017, com 37,88 fotos registadas em Vila Nova de Milfontes.

Em relação à densidade de fotografias extraídas do Flickr, consideradas de habitantes locais (Anexo 51), as principais diferenças em relação aos turistas é a presença de áreas mais densamente fotografadas mais, onde a classe mais elevada se situa entre 65,76 e 111,05 fotos por km².

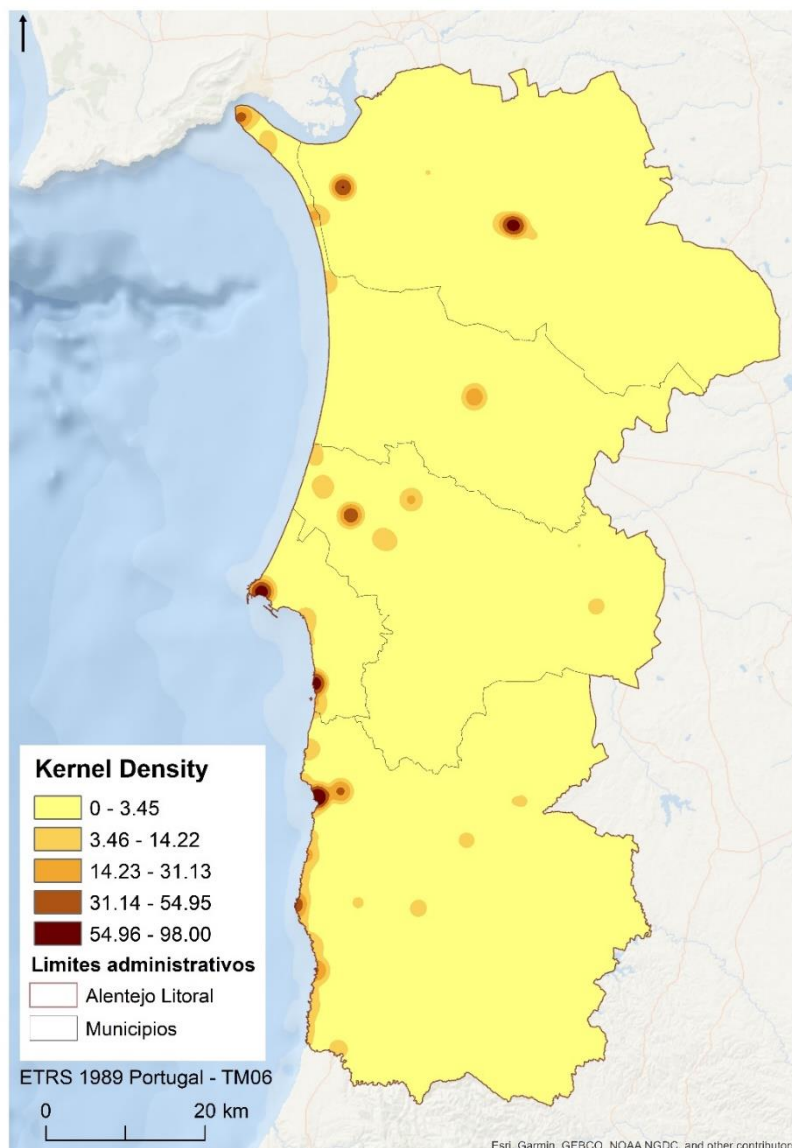


Figura 6.4 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotos dos visitantes extraídas do Flickr, 2007-2017

6.3. Índice do vizinho mais próximo

Independentemente de ser possível perceber que as fotografias, tendem a se localizar em certas áreas da região, como constatado anteriormente, é necessário verificar se o padrão é estatisticamente significativo.

Como é verificável na Tabela 6.1 os resultados demonstram que a distribuição espacial das fotografias do Flickr e do Panoramio são concentradas, ou seja, não resultam de um processo aleatório, como revela o *z.score* inferior a -2,58 e *p-value* igual a 0, em ambas as amostras (Anexo 52 e Anexo 53).

Tabela 6.1 – Sumário dos resultados do índice do vizinho mais próximo

Índice do Vizinho mais próximo (NNI)	Panoramio	Flickr
Distância média observada	1074,79	1167,12 m
Distância média esperada	1246,71	1545,10m
Nearest Neighbor Ratio	0,86	0,76
z-score	-7,71	-11,04
p-value	0,000000	0,000000

6.4. K-Function (Multi-Distance Spatial Cluster Analysis)

Nesta secção serão apresentados os gráficos da função $L(d)$ das fotografias do Panoramio, para os anos que apresentam um número de fotografias acima da média (2007, 2008, 2009, 2010 e 2011). Em todos os anos considerados os valores da função $L(d)$, verificam-se mais elevados comparando com os estimados nos primeiros 5000 m, assim como mais aproximados do intervalo de confiança mais alto.

Ao longo das séries de distâncias (800 – 21 320 m), para os vários anos em estudo, o padrão apenas é estatisticamente significativo em 2007, 2008, 2009 nos primeiros 3000 m metros de distancia (Figura 6.5), em que a tendência apresenta um padrão de *clustering*, sendo que, à medida que a distância aumenta, o padrão vai se tornando menos estatisticamente significativo. Em geral, a partir de maiores distâncias a tendência do padrão de observações apresenta maior propensão para a dispersão.

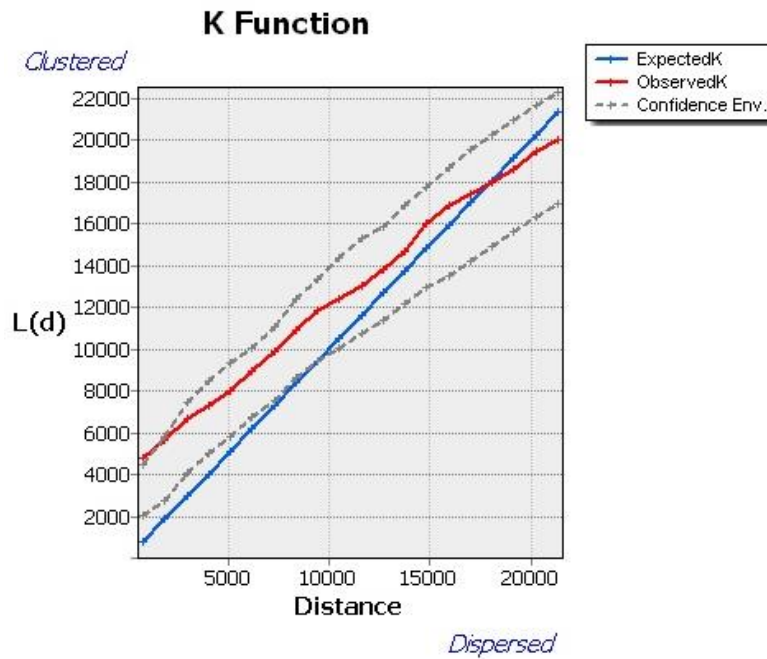


Figura 6.5 - Função L(d) para as fotos do Panoramio agregadas do ano de 2007

No ano de 2007, a distribuição das observados apresentou um padrão de *clustering* até à distância de cerca de 17 000 m, sendo os valores observados acima dos estimados. Este ano, corresponde ao período temporal em que esta tendência do padrão de distribuição se verifica até maiores distâncias.

Os anos de 2008, 2009 e 2010 são os que apresentam padrões mais semelhantes entre si. Em geral, os valores observados são superiores ao estimados até cerca de 12 000 m de distância, apresentando uma tendência de *clustering*. A partir desta distância os valores vão decrescendo em relação aos valores estimados, revelando um padrão de distribuição das observações mais disperso com o aumento da distância. O ano de 2009 é o ano em que os valores observados são mais baixos em relação aos estimados, e por isso apresenta uma maior tendência de dispersão a partir dos 11 500 m (Anexo 56).

Como é possível verificar na Figura 6.6, o padrão do ano 2011 é o mais irregular em relação aos restantes anos considerados. Até aos 10 000 m de distância a

tendência é de *clustering*, contudo à medida que a distância aumenta os valores observados aproximam-se dos estimados, afastando-se do intervalo de confiança mais alto. Entre a distância dos 10 000 m e 14 000 m, o padrão passa a ser disperso, tal como aos cerca de 17 000 m, onde existe um maior afastamento, inferior aos valores estimados.

Em suma, o padrão apenas é estatisticamente significativo a distâncias mais curtas, onde a tendência é de *clustering*. A maiores distâncias o padrão de agregação das fotografias apresenta uma distribuição mais dispersa.

Nos gráficos da função $L(d)$, para os anos de 2014, 2015, 2016 e 2017 das fotografias do Flickr agregadas (Figura 6.7), é notável a tendência predominante de *clustering*, sendo visível que na maioria das distâncias os valores observados são superiores aos estimados. Também aqui, apenas foram utilizados os anos cujo número de fotografias se revela acima da média anual.

Os valores da função estimada para os dados provenientes do Flickr, revelam um maior afastamento em relação ao intervalo de confiança, principalmente nos anos de 2014 e 2016, revelando um padrão de distribuição das observações estatisticamente menos significativo. Se no Panoramio, o padrão apenas se situava acima do intervalo de confiança de 99% em três dos anos considerados, e em distâncias mais curtas, no Flickr as observações situam-se acima do intervalo de confiança apenas em 2015 e 2017, também a curtas distâncias.

O ano de 2017 apresenta um comportamento diferenciado, apesar da tendência de *clustering*, é constatável que nos primeiros metros de distância, os valores observados na função $L(d)$ apresentam um crescimento rápido quando comparado com os restantes anos (anexo 57).

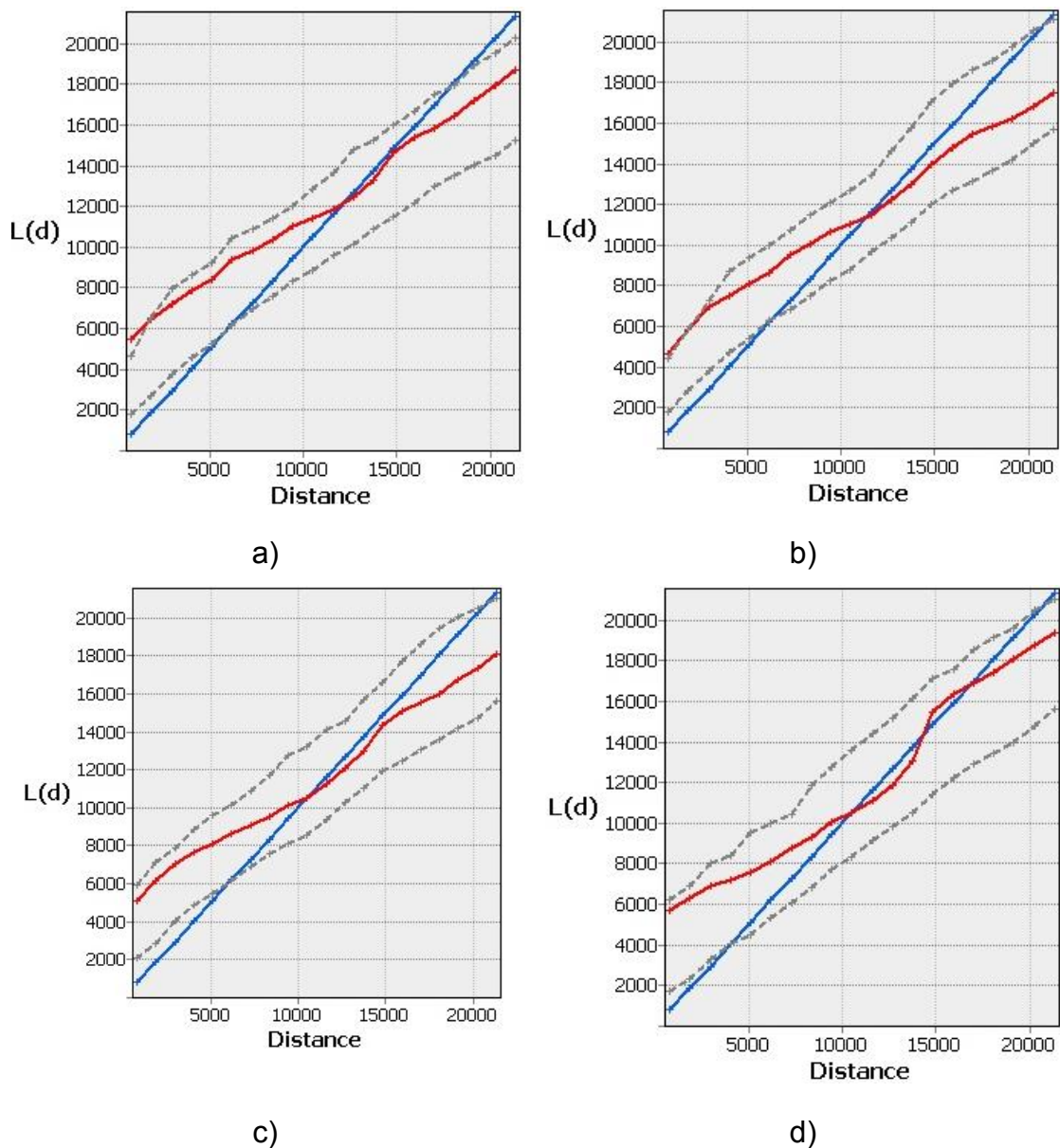
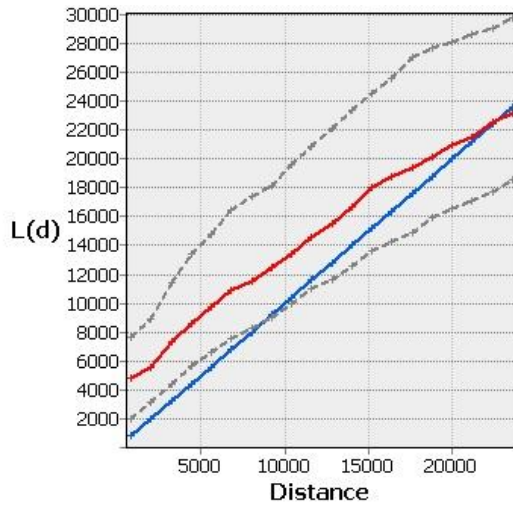
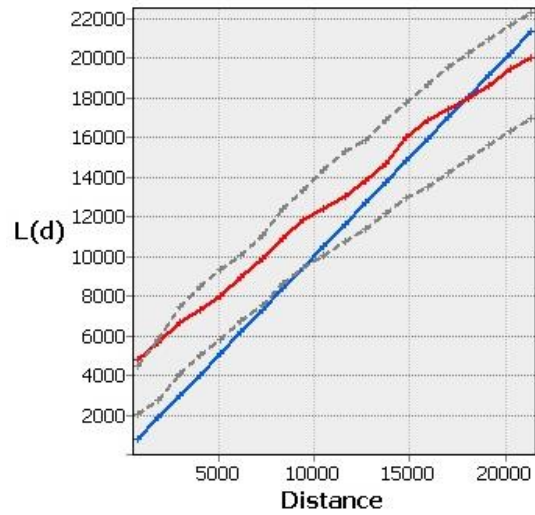


Figura 6.6- Função $L(d)$ para as fotos do Panoramio agregadas dos anos a) 2008, b) 2009, c) 2010 e d) 2011.

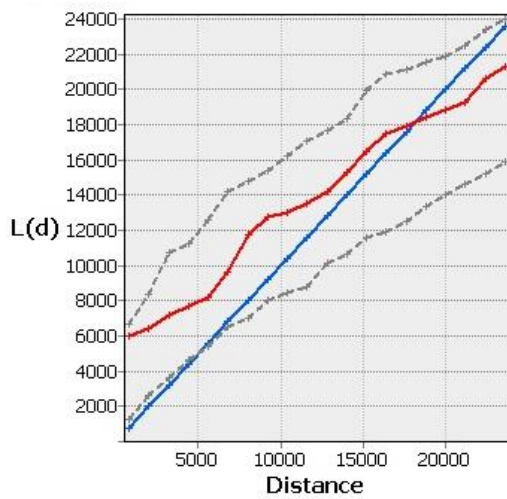
Através dos dados referentes às fotografias extraídas do Flickr foi possível calcular a função $L(d)$ para várias horas do dia (Figura 6.8). Para o efeito foram selecionados vários períodos horários, com uma hora de duração, partindo das 10:00, 12:00, 15:00, 18:00 e 21:00. A função $L(d)$ calculada com base nas horas, permitirá perceber a tendência do padrão espacial dos turistas ao longo do dia.



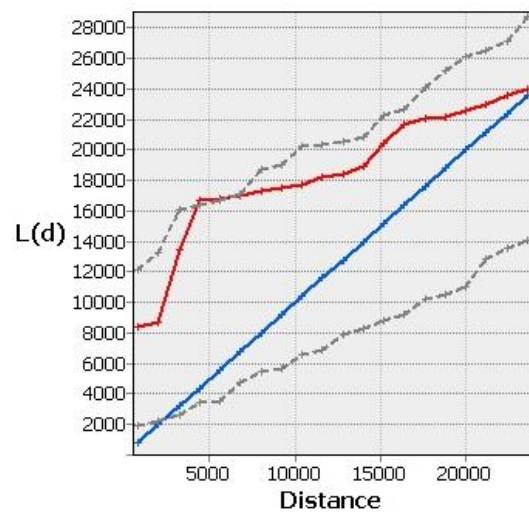
a)



b)



c)



d)

Figura 6.7 - Função $L(d)$ para as fotos do Flickr agregadas dos anos a) 2014, b) 2015, C)2016 e d)2017

Entre as 10:00 e as 10:59 da manhã registam-se 215 fotografias na área de estudo. A função $L(d)$ para este período revela uma tendencia geral de *cluster* até à distancia de 18 000 m, a partir deste marco os valores observados passam a decrescer em relação aos estimados, revelando uma tendência de dispersão a maiores distâncias. Em relação ao período das 12:00 as 12:59, existe um aumento do número de fotografias (452 fotos) e a tendência de cluster que

também se regista no período anterior mantem-se, no entanto prolonga-se até à distância de cerca de 21 000 m. Em relação ao período das 10 horas da manhã, o período das 12 horas apresenta uma maior diferença entre os valores observados e os estimados, tendendo a aproximarem-se à medida que a distância aumenta (anexo 58).

Analisando o período das 15:00 às 15:59, registam-se menos fotos que no período anterior (12 horas), reduzindo para 297 fotografias, contudo com uma tendência de *clustering* semelhante, apesar de menos regular, com algumas oscilações, passando a apresentar valores observados abaixo dos estimados, ou seja, um padrão disperso, a partir dos 18 000m de distância.

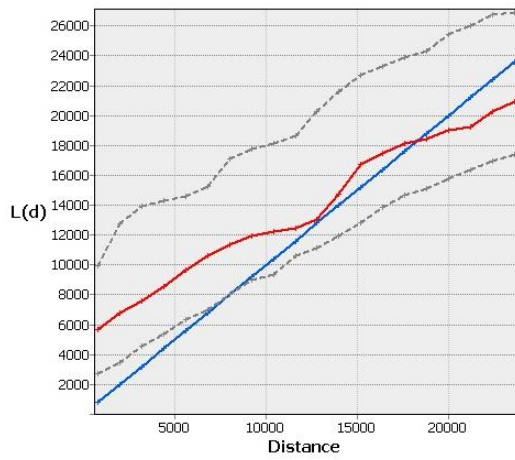
Dissecando o período entre as 18:00 e as 18:59, onde se registaram 300 fotografias, é visível que o padrão de *clustering* apenas se verifica a curtas distâncias, até cerca de 11 000 m, a partir desta distância até aos aproximadamente 17 000 m os valores observados e estimados são bastante próximos, existindo oscilações entre um padrão de *cluster* e de dispersão. No entanto, a partir dos 17 000 m o padrão mantém-se como disperso.

O período da noite, entre as 21:00 e as 21:59 é aquele em que se registam menos fotografias na área de estudo (94 fotos), sendo que os valores da função $L(d)$ aproximam-se à tendência verificada para o período das 10 da manhã, registando um padrão de *cluster* até cerca dos 19 000m de distância, a partir daqui os valores observados são inferiores aos estimados, relevando uma tendência de dispersão com o aumento da distância.

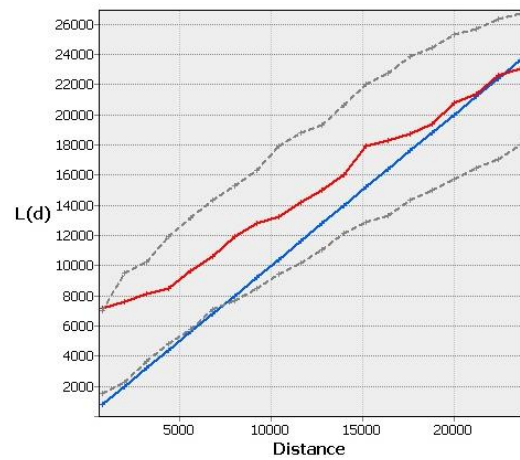
Apenas no período das 12 horas o padrão é estatisticamente significativo a distâncias mais muito curtas, onde a tendência é de *clustering*. Nos restantes períodos os valores observados encontram-se dentro do envelope de confiança, com resultados estatisticamente pouco significativos.

Os resultados verificados para a função $L(d)$ para os intervalos de tempo são bastante semelhante aos verificados para os anos, onde a tendência geral é de

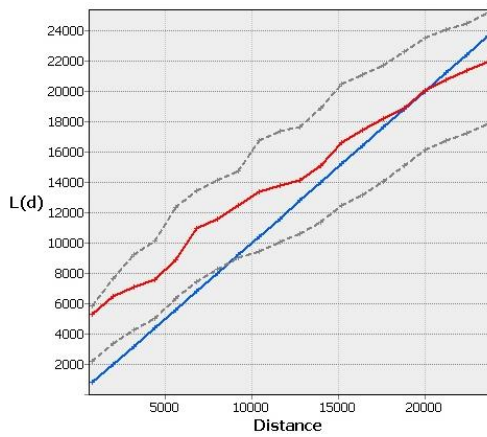
cluster a distâncias mais curtas, contudo com o aumento da distância existe maior propensão para a dispersão das fotografias.



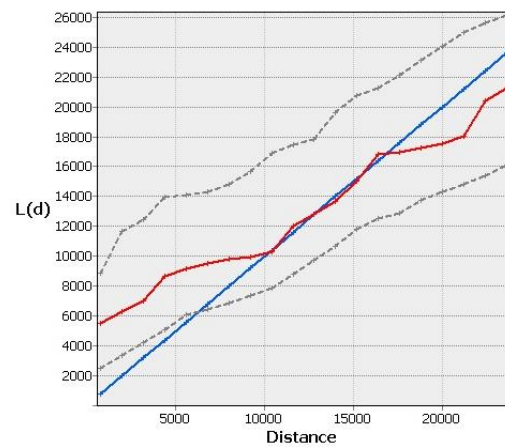
a)



b)



c)



d)

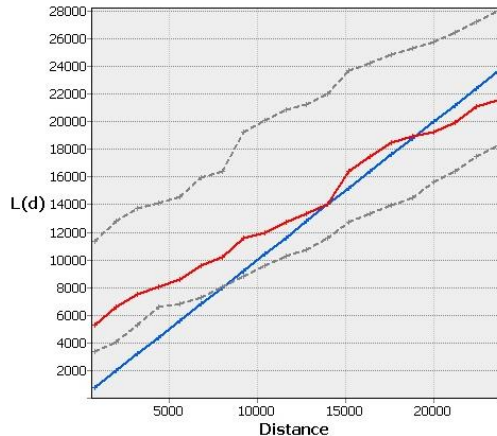


Figura 6.8 - Função $L(d)$ para as fotos do Flickr agregadas por hora a) 10:00, b) 12:00, c) 15:00, d) 18:00 e e) 21:0

e)

6.5. Análise de Clusters e Outliers

Analisando as áreas onde se localizam clusters, com base nas fotografias das redes sociais Panoramio (Figura 6.8) e Flickr (Figura 6.9), podemos verificar que correspondem aos locais anteriormente identificados (secção 5.2.1.). Através da Figura 6.9 verifica-se que a distribuição dos clusters espaciais resultantes das fotografias descarregadas do Panoramio (agregadas), podemos constatar a predominância de *clusters* do tipo HH (*High-High Cluster*) e de *outliers* do tipo LH (*Low-High Outlier*) junto à linha de costa. Por outro lado, a maioria dos clusters presentes no interior do Alentejo Litoral, são classificados como LL (*Low-Low Cluster*), sendo esta a categoria de *clusters* espaciais que mais se regista, caracterizando-se por locais que registam baixos valores.

Entre os locais que apresentam *clusters* de valores elevados e rodeados de valores semelhantes (HH), destacam-se oito locais: Troia, Alcácer do Sal, Sines, Badoca Safari Park, Porto Covo, Vila Nova de Milfontes, Cabo Sardão e Zambujeira do Mar. Os *outliers* do tipo LH, distribuem-se em torno dos clusters do tipo HH. À exceção de Alcácer do Sal, todas as outras áreas localizam-se junto ao litoral.

Os *outliers* do tipo HL (*High-Low Outliers*), são a categoria que menos se registam, correspondendo a locais que contabilizam um elevado número de

fotografias rodeados de uma vizinhança com poucas fotografias. Esta categoria de classificação é verificada em 6 locais.

Podemos dizer que o litoral apresenta unidades hexagonais em que os altos valores não estão isolados, existindo continuidade no elevado número de fotografias contabilizadas. No entanto, no interior do Alentejo Litoral a tendência é de presença de clusters e *outliers* de forma mais dispersa.

Os valores mais elevados do Índice do Moran (I_i), presentes na Figura 6.10, estão relacionados às unidades hexagonais situadas no litoral, à exceção de Alcácer do Sal. No entanto, o único local onde se regista a classe mais elevada de $|I_i|$ é Vila Nova de Milfontes.

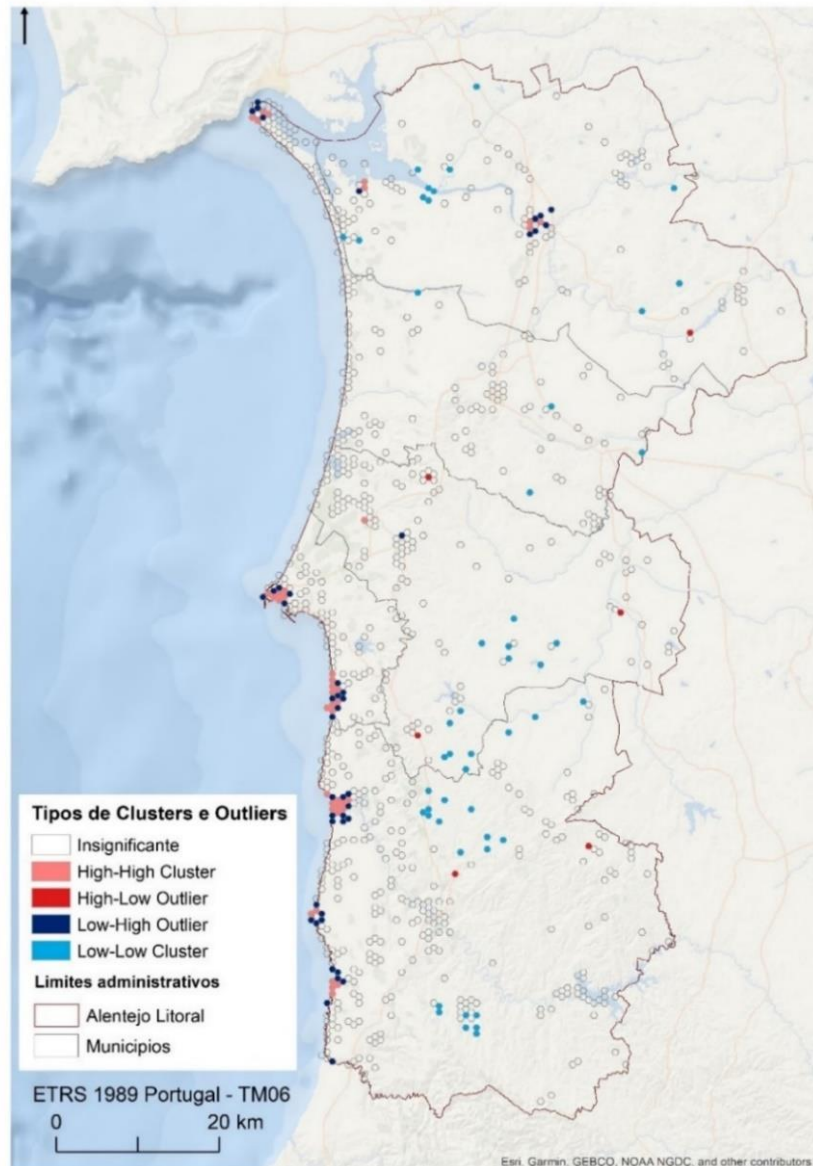


Figura 6.9- Clusters e Outliers espaciais do turismo no Alentejo Litoral, Panorâmio (2006-2014)

Os elevados valores de I_i , significam que essas unidades hexagonais apresentam valores elevados, assim como a sua vizinhança apresenta valores semelhantes. A generalidade das unidades hexagonais regista valores do I_i baixos, entre -0.051 e 0.85 significando que a maioria dos valores da vizinhança apresenta uma elevada diferença em relação ao valor dessa unidade hexagonal.

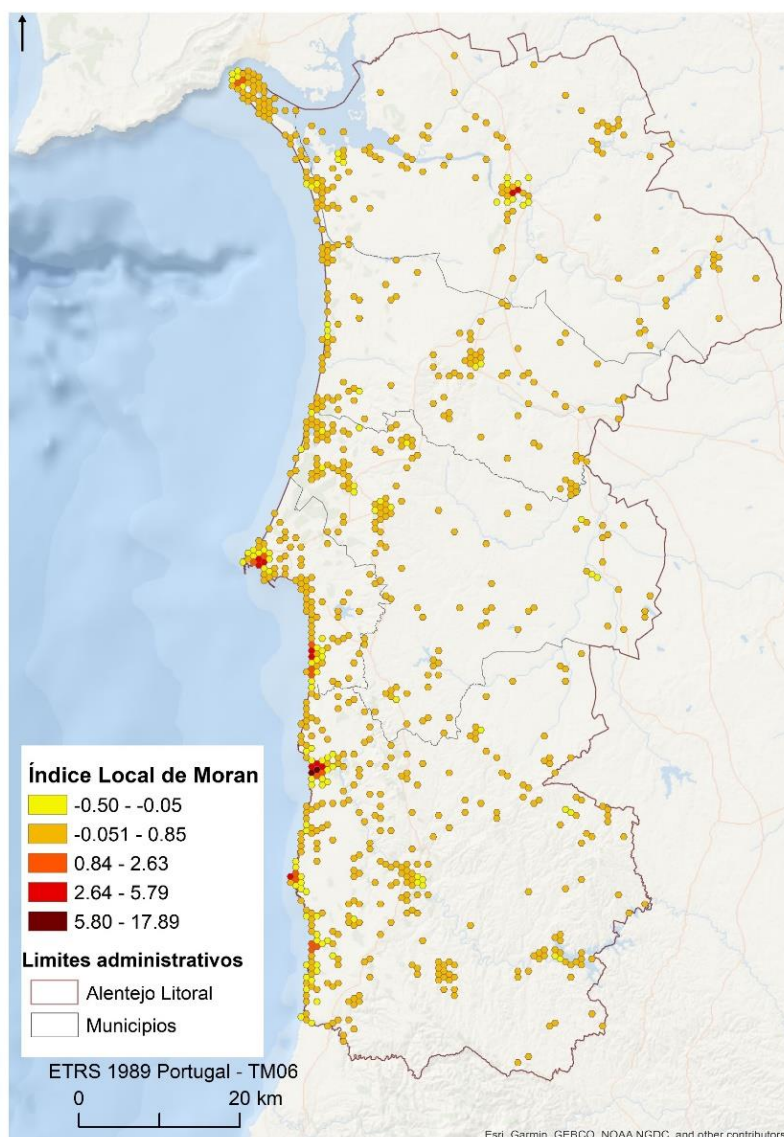


Figura 6.10 - Índice Local de Moran (Panorâmio 2006-2014)

Em relação ao período entre 2007 e 2017, os clusters espaciais resultantes das fotografias do Flickr, representados na Figura 6.11 são sobretudo *clusters* de categoria LL, ou seja, locais que revelam valores reduzidos, distribuindo-se na sua maioria de forma contínua ao longo de vias de comunicação perto de Santa Margarida do Sado (A2, IP8 e IC1).

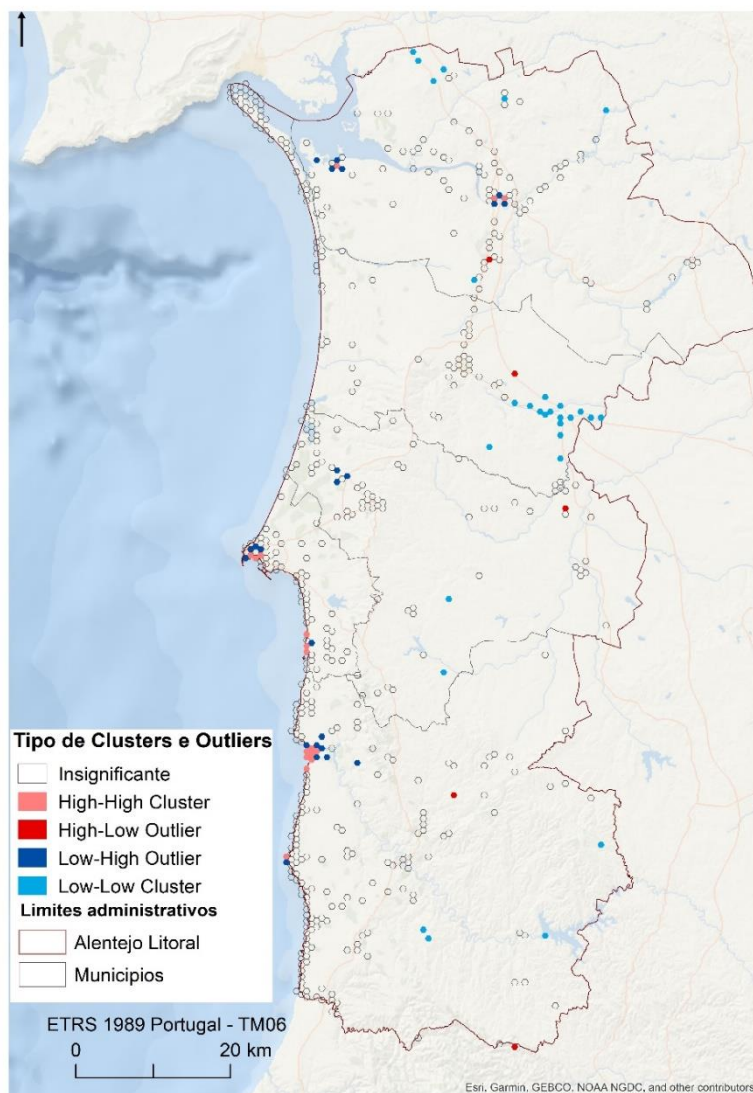


Figura 6.11 - Clusters e Outliers espaciais do turismo no Alentejo Litoral, Flickr (2007-2017)

No entanto, existe igualmente uma elevada proporção de Outliers do tipo LH (23 unidades hexagonais) em torno dos clusters do tipo HH. Os clusters do tipo HH, representam no total 17 unidades hexagonais, localizando-se em quatro aglomerados: Carrasqueira, Alcácer do Sal, Sines, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes. Observando os valores de I_i para as unidades hexagonais das fotografias do Flickr agregadas, verifica-se que na maioria se registam valores

médios, entre -0.02 e $0,66$ como é possível verificar na Figura 6.12. Os valores mais elevados registam-se sobretudo no litoral, destacando-se Porto Covo e Vila Nova de Milfontes, tal como constatado para as fotos do Panorâmio.

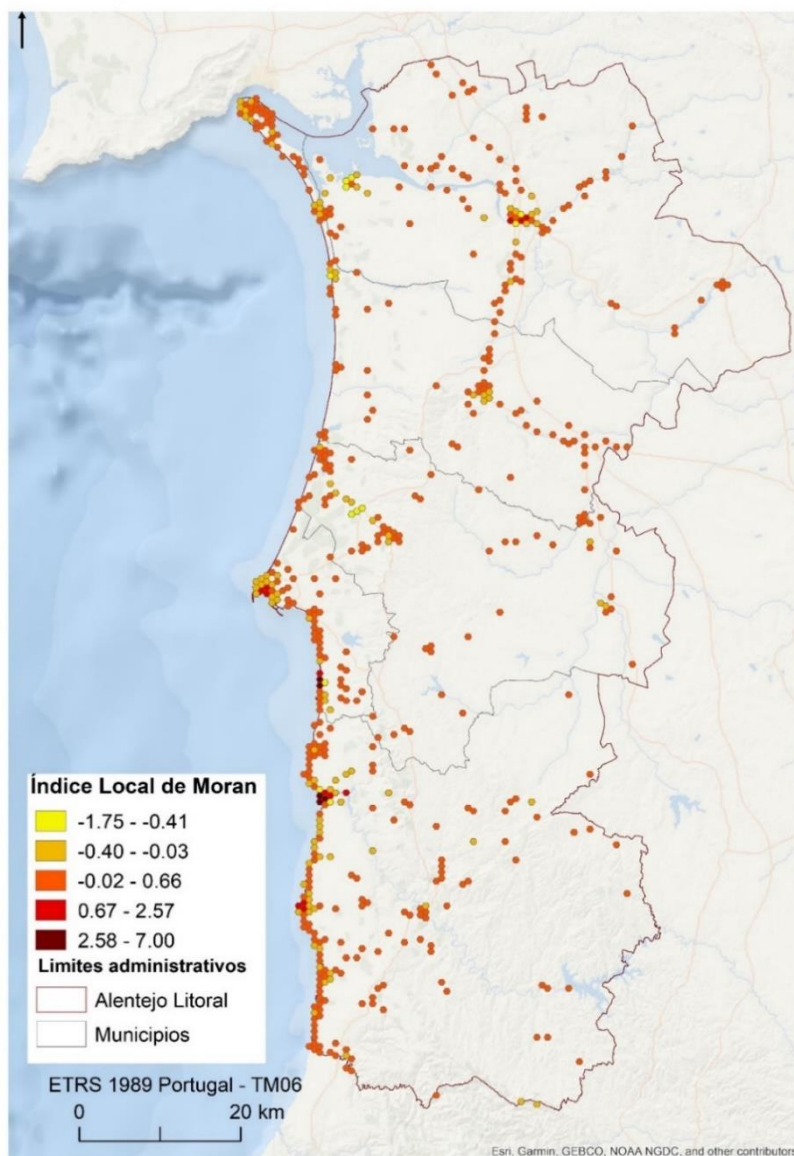


Figura 6.12 - Índice Local de Moran (Flickr 2014-2017)

Através da leitura cruzada dos dois mapas anteriores (Figuras 6.9 – 6.12), será analisada a localização de *clusters* e *outliers* a uma escala mais detalhada, identificando as células em que os valores de I_i se destacam em cada polo de aglomeração de *clusters*. Para facilitar a interpretação, serão apresentados

mapas com a mesma informação a uma escala maior sendo que, para cada aglomerado (de *clusters* e *outliers*) em análise, serão apresentados em primeiro lugar os resultados obtidos através da amostra de fotos extraídas do Panoramio, e posteriormente os referentes ao Flickr.

Observando a Figura 6.13 podemos verificar que a identificação de *cluster* do tipo HH na localidade de Vila Nova de Milfontes, acompanha o curso do Rio Mira, desde da Foz até à ponte a Este, abrangendo principalmente a margem Norte do rio, onde se localiza Vila Nova de Milfontes, incluindo a praia do Patacho, Praia do Farol e a Praia da Franquia de forma contínua. Vila Nova de Milfontes, apresenta o aglomerado que regista um maior número de células classificadas como *clusters* do tipo HH (8 unidades hexagonais).

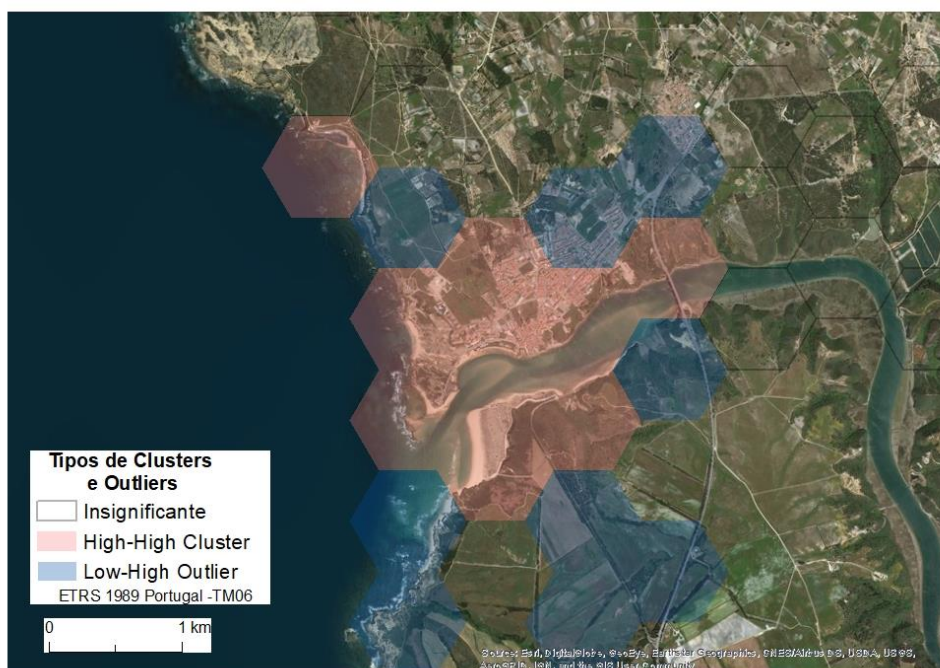


Figura 6.13 - Tipos de clusters, Vila Nova de Milfontes (Panoramio 2006-2014).

A praia do Porto de Barcas também apresenta a categoria de *cluster* HH, no entanto localizando-se mais a Norte, interrompida por uma unidade hexagonal categorizada como *outlier* LH, provavelmente devido a inexistência de praias

(areal) nessa localização. Na margem sul do Rio Mira, as unidades hexagonais do tipo HH localizam na Praia das Furnas. É evidente que os *clusters* do tipo HH cobrem principalmente as unidades hexagonais que abrangem praias em torno do núcleo urbano de Vila Nova de Milfontes.

A Figura 6.14 revela o aglomerado de *clusters* do tipo HH em Vila Nova de Milfontes, identificados a partir das fotografias agregadas do Flickr no período entre 2007 e 2017. Os resultados obtidos revelam semelhanças em relação às fotografias do Panoramio, ainda que o número de unidades hexagonais categorizadas como *cluster* do tipo HH seja menor (7 células). Considerando que a grelha de agregação das fotografias é a mesma para ambas as amostras, as unidades localizam-se em locais também identificados pelo Panoramio, correspondendo a áreas em torno das praias mais próximas do centro urbano de Vila Nova de Milfontes e a uma unidade hexagonal isolada.

Vila Nova de Milfontes destaca-se pelos valores mais elevados de I_i do Litoral Alentejano, registados tanto nas fotos provenientes do Panoramio como do Flickr. Os valores de I_i mais altos para o Panoramio, registaram-se em duas unidades hexagonais na foz do Rio Mira, onde se localiza a Praia da Franquia, a Praia do Farol e a Praia das Furnas (Anexo 59). Em relação à amostra do Flickr, existem três unidades hexagonais em destaque, que corresponde à área também abrangida nos resultados do Panoramio e uma outra unidade hexagonal continua às anteriores, que abrange a Praia do Carreiro das Fazendas e a Praia do Patacho (Anexo 60).

O Cabo de Sines, como podemos verificar pela Figura 6.15, apresenta uma distribuição de *clusters* HH sobretudo a Sul do cabo, desde o Porto de Sines (a oeste) até à praia Vasco da Gama (este), contabilizando no total 6 unidades hexagonais desta categoria. A praia referida, apresenta quatro unidades hexagonais classificadas como *cluster* do tipo HH a abranger a sua área, sendo abrangida também praticamente toda a área urbana, à exceção da zona industrial localizada a este.

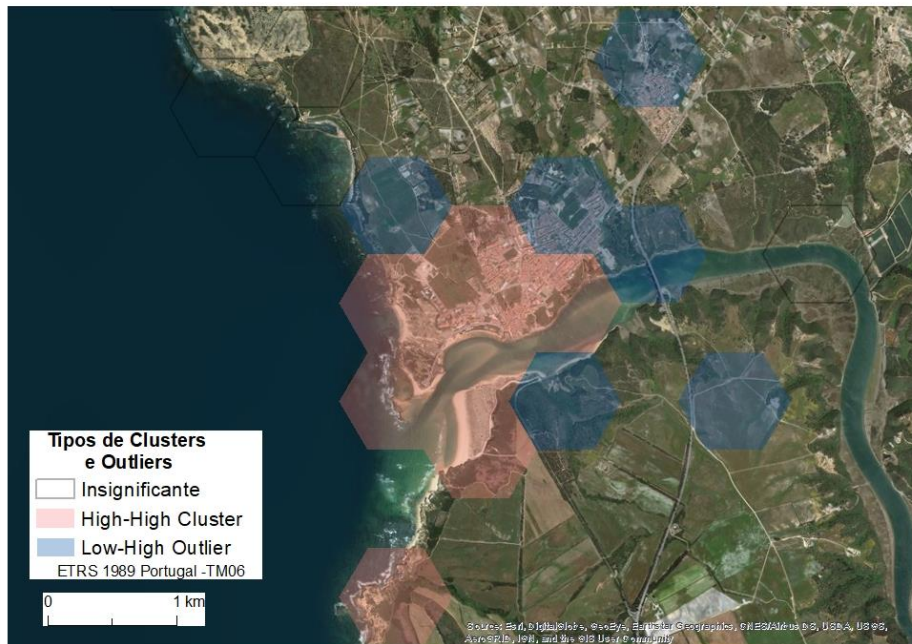


Figura 6.14- Tipos de clusters, Vila Nova de Milfontes (Flickr 2007-2017)

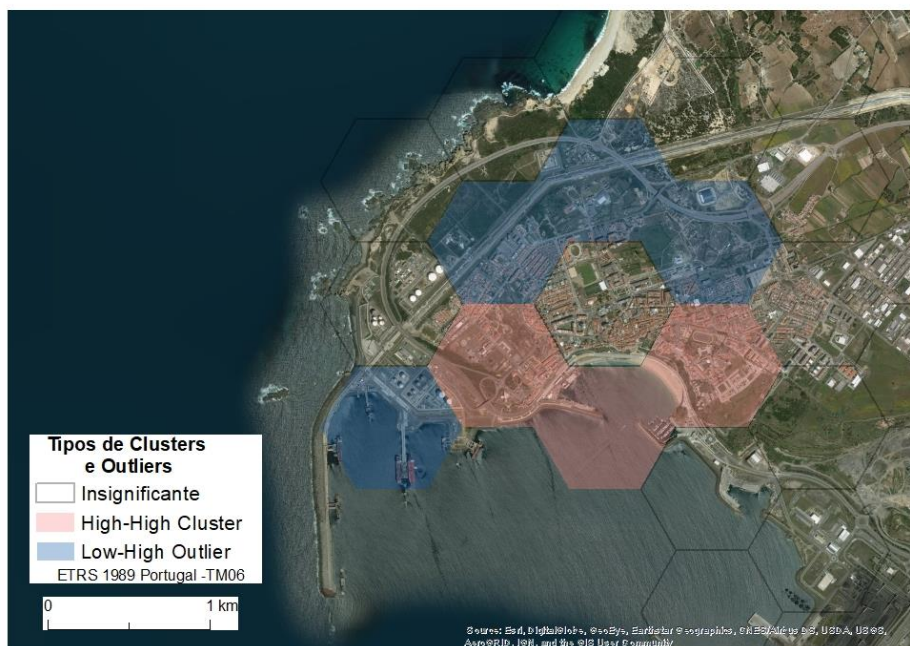


Figura 6.15 - Tipos de clusters, Sines (Panoramio 2006-2014).

A área da linha de costa a norte caracterizada por áreas rochosas, sem areal e mais afastada do centro de Sines é classificada como insignificante. Os *outliers* do tipo LH surgem em torno do aglomerado principal, em locais como a Ilha da Perceveira (localizada a oeste), área de habitação (norte), zona industrial (norte e este), parque de caravanismo e o parque de viaturas pesadas (sul) (Figura 6.16).

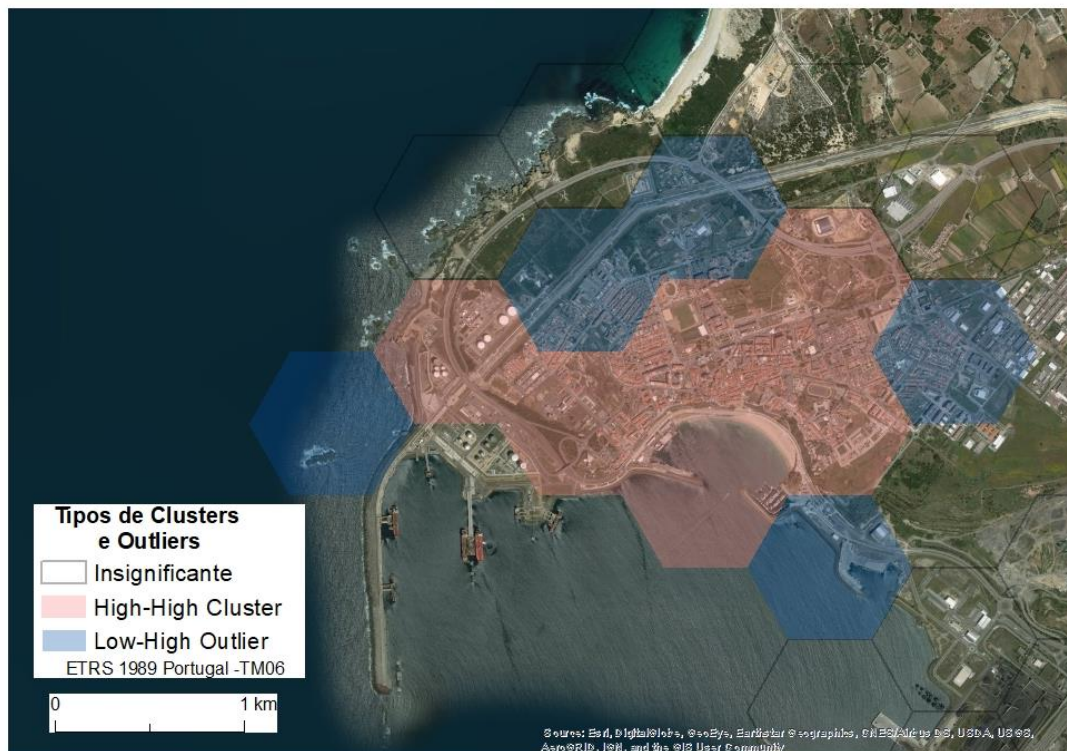


Figura 6.16 - Tipos de clusters, Sines (Flickr 2007-2017).

São três as unidades hexagonais (Panoramio) que apresentam os valores mais elevados de I_i em Sines (entre 2,64 e 5,79), situando-se em torno da Avenida Vasco da Gama, abrangendo alguns locais turísticos como o Porto de Recreio de Sines, a Praia Vasco da Gama, o centro histórico, o Castelo e o Cemitério Romano (Anexo 61). Estes valores apresentam-se mais elevados para as fotografias do Panoramio em relação ao Flickr, revelando valores mais elevados (maior número de fotografias) com uma vizinhança com valores semelhantes.

Considerando a amostra de fotografias extraídas do Flickr, apenas foram identificadas 4 unidades hexagonais classificadas como cluster do tipo HH, situando-se numa área também já identificada na amostra do Panoramio, que abrange a Praia Vasco da Gama, a marina e o Cemitério Romano.

Os valores de I_i mais elevados situam-se nas mesmas unidades hexagonais identificadas para as fotos do Panoramio, à exceção da unidade hexagonal mais a este, substituída por uma célula a este. (Anexo 62).

A presença de clusters do tipo HH a partir das fotografias do Panoramio em Porto Covo representada na Figura 6.17, demonstra uma distribuição no seguimento da linha de costa abrangendo desde a Praia da Samoqueira (a norte), até à Praia da Ilha do Pessegueiro (sul), abrangendo no total 13 praias, e ainda a Ilha do Pessegueiro e o aglomerado urbano de Porto Covo. A sul do centro urbano de Porto Covo, existe uma interrupção da continuidade dos clusters do tipo HH, por *outliers* do tipo LH, possivelmente devido aos poucos acessos, sendo na sua maioria estradas de terra batida, além da linha de costa ser na sua maioria rochosa e de arriba, não existindo praia na maioria da sua extensão.

Em relação aos clusters identificados na amostra do Flickr, apenas foram identificadas 3 unidades hexagonais. Na Figura 6.18, é possível verificar a existência de uma unidade hexagonal a norte, que abrange 4 praias, desde a Praia de Porto Covinho (norte) até a Praia da Cerca Nova (sul). As duas unidades localizadas a sul abrangem parte do centro urbano de Porto Covo e ainda 3 praias.

Analisando a localização das unidades hexagonais em que os valores de I_i são mais elevados em Porto Covo, tanto para as fotos do Panoramio como do Flickr, destacam-se as duas unidades que abrangem a linha de costa, desde da Praia Grande de Porto Covo (norte), até à Praia da Engardaceira (sul) (no total 8 praias), e ainda parte do aglomerado urbano de Porto Covo, correspondendo a área que se aproxima até cerca de 400 m da linha de costa (Anexo 63 e Anexo 64)

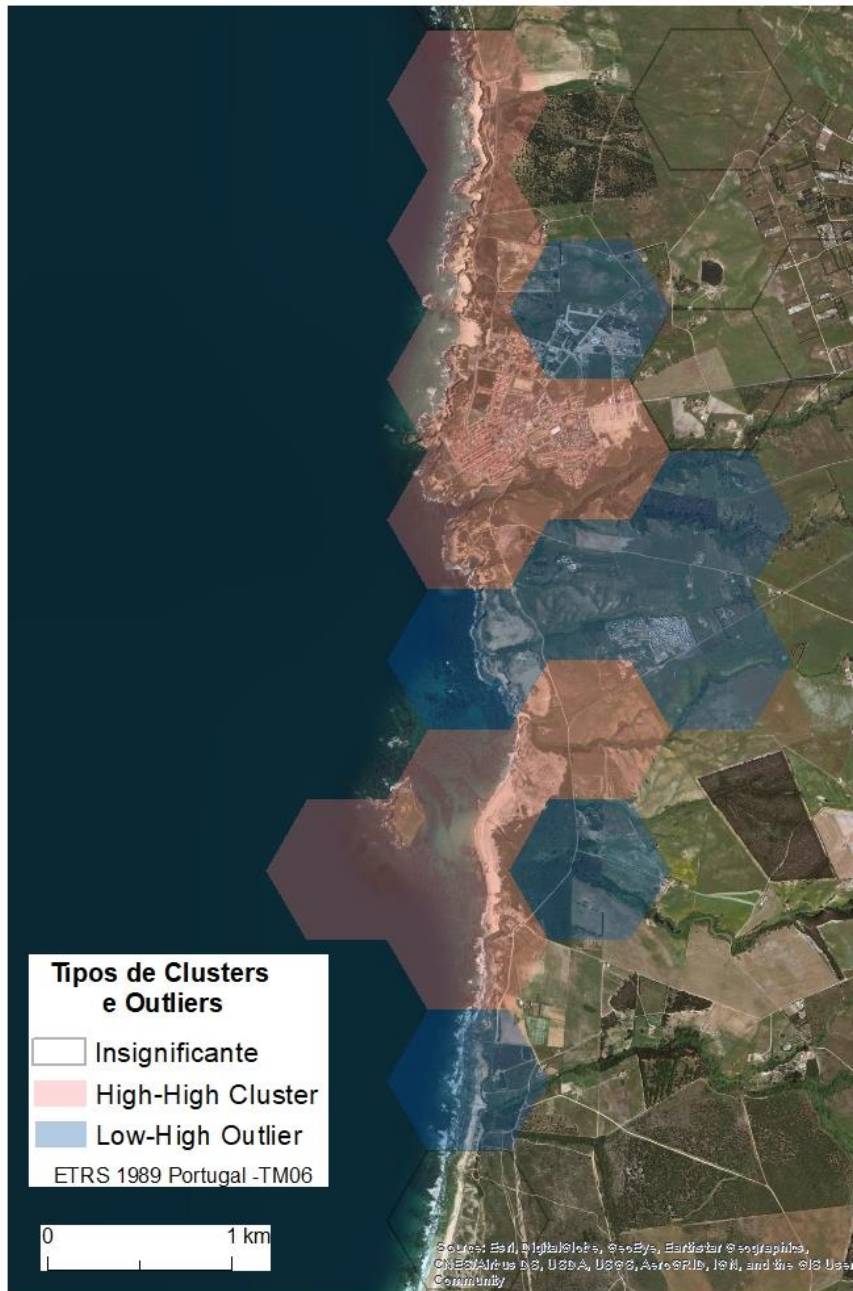


Figura 6.17- Tipos de clusters, Porto Covo (Panoramio 2006-2014)

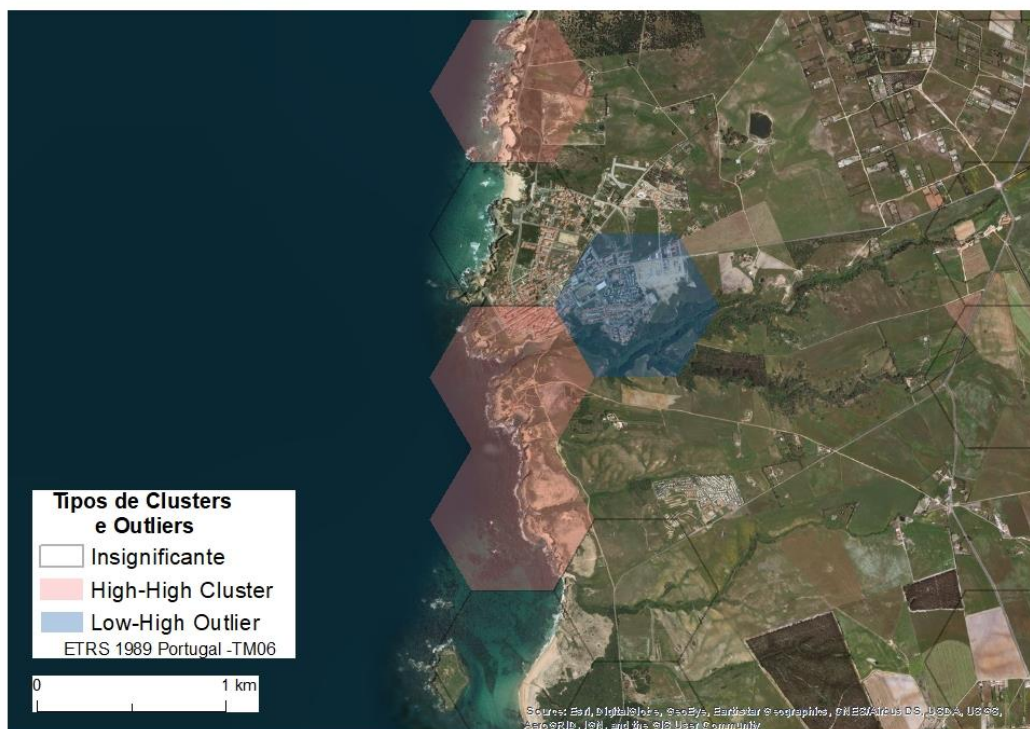


Figura 6.18 - Tipos de clusters, Porto Covo (Flickr 2007-2017)

Em relação aos clusters de categoria HH presentes em Troia (Figura 6.19), identificados a partir da amostra de fotografias do Panoramio, as áreas de destaque são apenas duas: a) a nordeste, desde a Marina de Troia e do Caís de passageiros (pedonal) até ao final da extensão do areal da Praia de Troia (rio) e b) desde a Praia do Bico das Lulas até à Praia Troia-Galé. Neste caso, é mais evidente os locais mais fotografados serem praias em torno da área mais urbanizada da península, em que a maioria das unidades hexagonais classificadas como cluster do tipo HH, abrangem sobretudo águas e areal/dunas. A presença de *outliers* LH, manifesta-se em unidades hexagonais em que a maioria ou toda a sua área se localiza dentro de água.

Avaliando os valores de I_i (Anexo 65) para a Península de Troia, gerados através da amostra de fotos extraídas do Panoramio, em geral são registados valores baixos (-0,051 a 0,85). Contudo, são duas as unidades hexagonais que registam os valores mais elevados (entre 0,84 e 2,63), que corresponde à localização do aglomerado urbano e das Praias Troia Rio e Troia Mar (Anexo 65). Os resultados obtidos através das fotografias do Flickr para a Península de Troia apresentam

valores de I_i negativos, não sendo identificado nenhum *cluster* ou *outlier* significativo (Anexo 66).

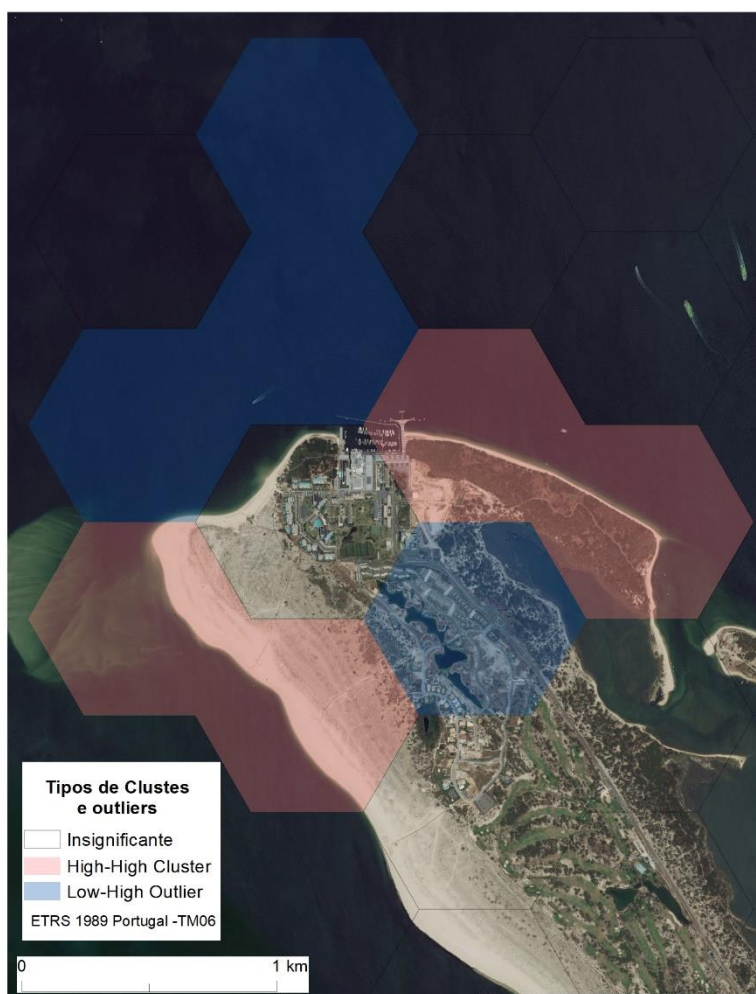


Figura 6.19 - Tipos de clusters e outliers em Troia (Panoramio 2006-2014).

No concelho de Alcácer do Sal, a área da Carrasqueira (Figura 6.20) também apresenta algum destaque, com duas unidades identificadas como *cluster* do tipo HH na localização do aglomerado urbano, deixando o Cais Palafítico da Carrasqueira, fora da área abrangida por este cluster, sendo este património um local de destaque no concelho, contudo se analisarmos o número de fotos por unidade hexagonal, este local é o que contabiliza mais fotografias neste aglomerado. Em relação aos valores de I_i , para na área da Carrasqueira, são

em geral baixos, sendo os valores mais elevados (entre -0,051 e - 0,85), localizados em área de estuário e no aglomerado urbano da carrasqueira (Anexo 65).

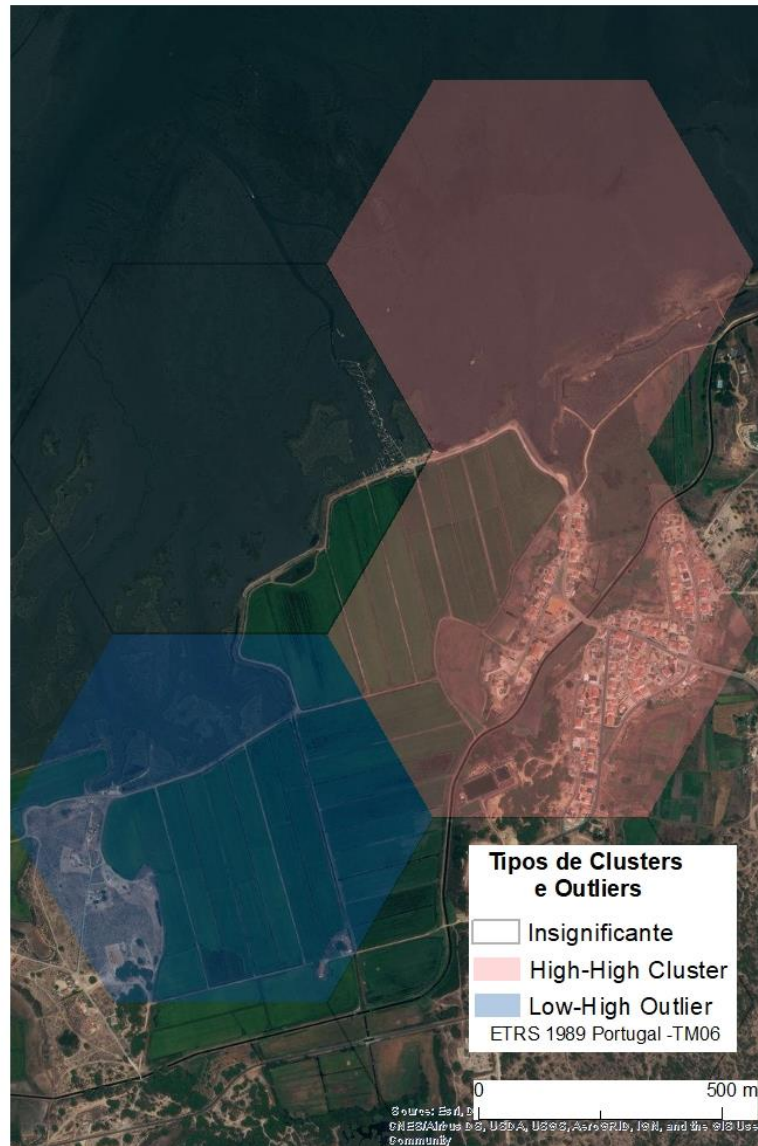


Figura 6.20 - Tipos de *clusters* e *outliers* na Carrasqueira (Panoramio 2006-2014)

A identificação de clusters através das fotografias do Flickr, revela apenas uma unidade hexagonal classificada como *clusters* do tipo HH para a Carrasqueira

(Figura 6.21), correspondendo à localização do aglomerado urbano, também identificado pela amostra do Panorâmio. Os valores de I_i para a Carrasqueira são baixos, situando-se entre -1.75 e 0.66, onde a maioria das unidades hexagonais regista valores de I_i inferiores aos registados na Península de Troia (Anexo 66).

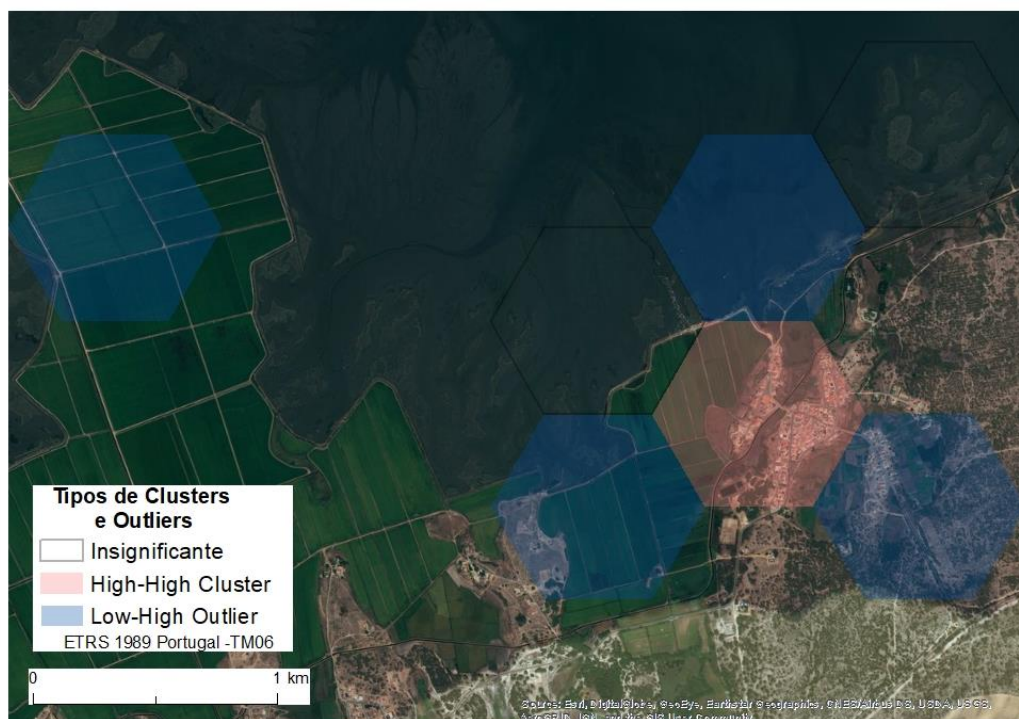


Figura 6.21- Tipos de clusters e outliers na Carrasqueira (Flickr 2007-2017).

A cidade de Alcácer do Sal é o local identificado com *clusters* do tipo HH mais afastado do litoral, e como é possível verificar na Figura 6.22 são 3 as unidades hexagonais que apresenta. As duas células identificadas a oeste, em torno da antiga ponte ferroviária, abrangem um miradouro com vista para o rio Sado e para as pontes, o santuário dos Mártires e área maioritariamente de habitação. A unidade a este, caracteriza-se por área ribeirinha, com vista privilegiada para o rio, com bastante comércio. No entanto, considerando os clusters identificados pela amostra extraída do Flickr (Figura 6.24) na mesma localização são identificadas duas células classificadas como *cluster* do tipo HH, também identificadas pela amostra do Panorâmio.

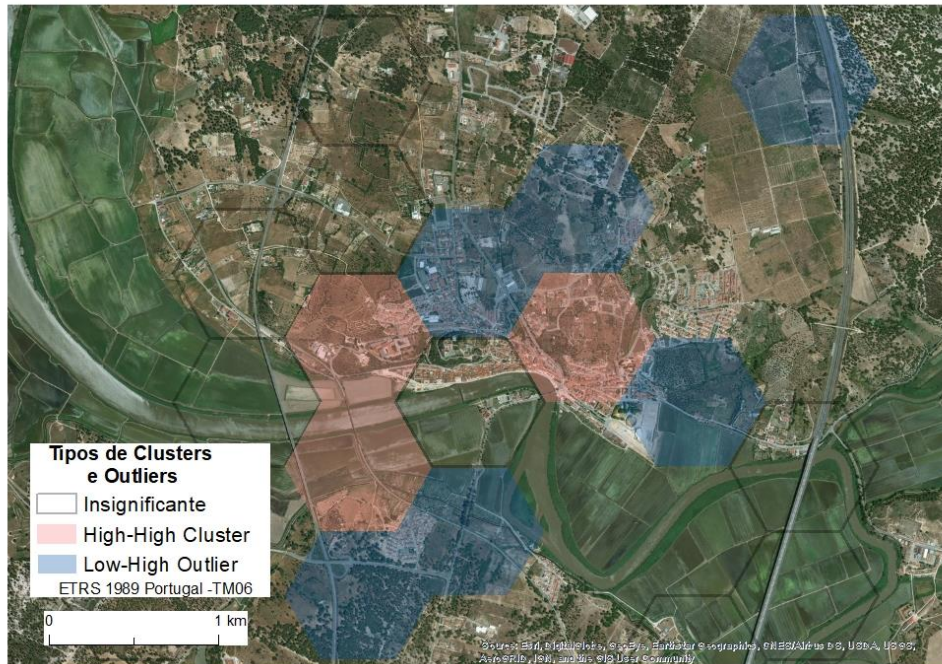


Figura 6.22 - Tipos de clusters, Alcácer do Sal (Panoramio 2006-2014)

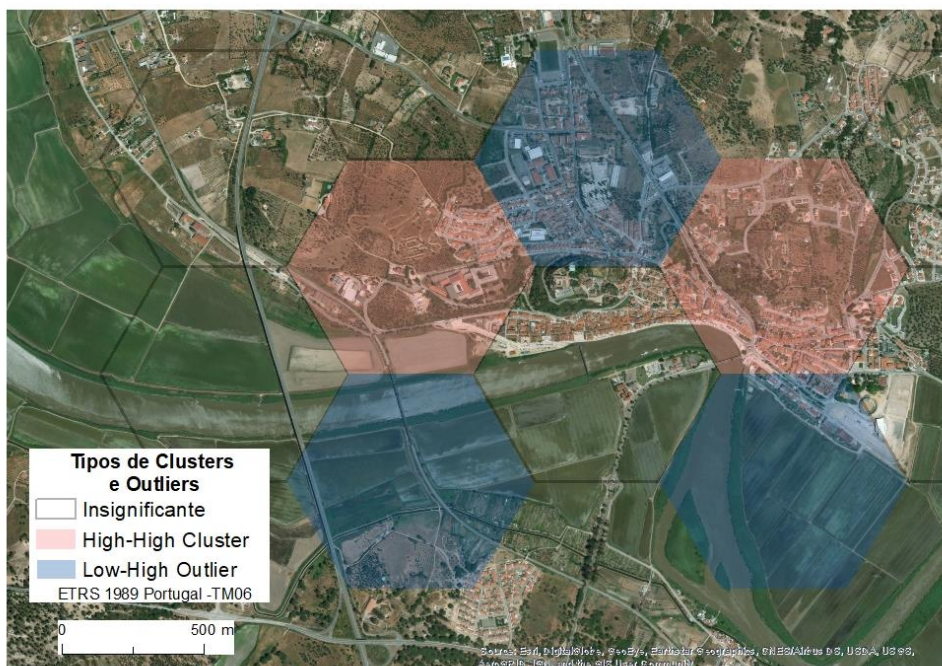


Figura 6.23 - Tipos de clusters, Alcácer do Sal (Flickr 2007-2017)

Os valores de I_i para a Alcácer do Sal registam-se elevados, tanto para as fotografias extraídas do Panoramio (entre 2,64 e 5,79), como do Flickr (entre -

1,75 – 2,57), superiores aos valores registados para a Carrasqueira ou para Troia em ambos os casos (Anexo 67 e Anexo 68). As unidades hexagonais que registam valores de I_i mais elevados, são também estas coincidentes para as duas amostras, abrangendo a área já referida a este, e a área desde o Castelo (margem norte), até ao Skate Park (margem sul) (Anexo 67 e Anexo 68).

Analisando os resultados provenientes da amostra do Panoramio, foram identificados dois *clusters* do tipo HH no Cabo Sardão (Figura 6.24), desde a Praia da Laginha até ao Cabo Sardão propriamente dito, na sua maioria, a área abrangida caracteriza-se por falésias recortadas, ondem surgem três praias com areal de pequena dimensão. Todos os acessos a esta área são realizados por estradas não pavimentadas. Os *outliers* do tipo LH, abrangem a área do aglomerado urbano mais próximo (Cavaleiros), e duas praias, uma a sul e outra a norte, sendo que o litoral a sul de Sines, apresenta uma linha de costa mais recortada por falésias e praias com pequena dimensão (Figura 6.24).

Observando os valores de I_i para a mesma amostra (Panoramio), o local que identifica valores mais elevados (2,64 – 5,79) é a área que abrange a linha de costa mais próxima do Farol do Cabo Sardão (Anexo 69). A unidade hexagonal que abrange esta área, é também identificada como o único cluster do tipo HH identificado através da amostra extraída do Flickr (Figura 6.25).

Os valores de I_i para os dados do Flickr (Anexo 70), destacam-se para os locais já identificados como clusters do tipo HH na amostra do Panoramio, acrescentando a unidade hexagonal que abrange área que liga o aglomerado urbano de Cavaleiros ao Farol do Cabo Sardão.

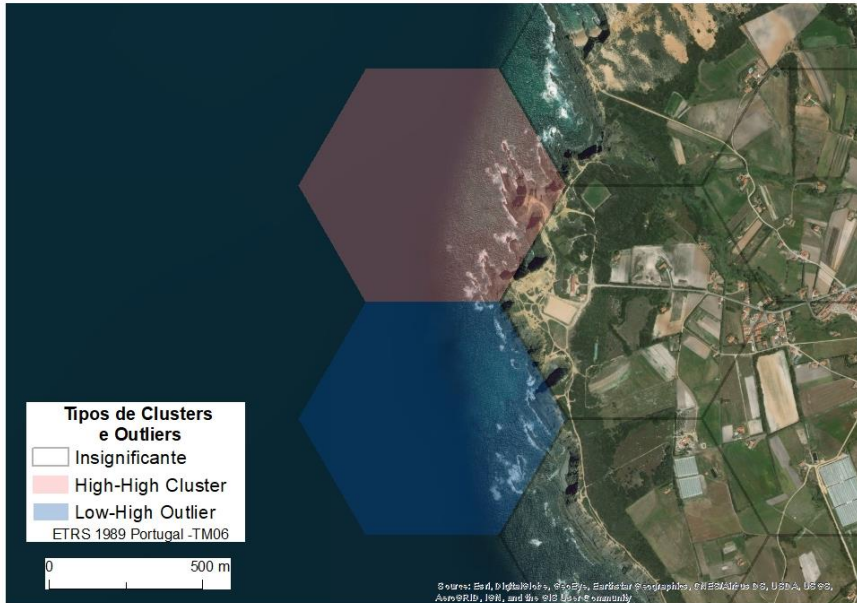


Figura 6.24 - Tipos de clusters, Cabo Sardão (Panoramio 2006-2014)

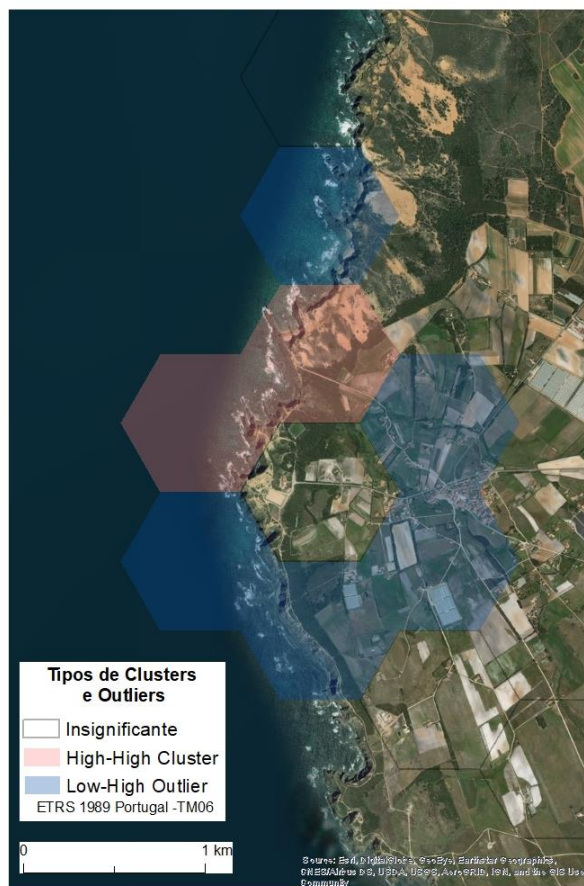


Figura 6.25 - Tipos de clusters, Cabo Sardão (Flickr 2007-2017)

A Zambujeira do Mar a partir da amostra das fotos do Panoramio agregadas, apresenta quatro unidades hexagonais classificadas como *cluster* de categoria HH, evidenciados na Figura 6.26. Mais uma vez, regista-se uma tendência de continuidade no seguimento da linha de costa, desde a costa a norte do núcleo urbano da Zambujeira do Mar, até à unidade hexagonal mais a norte, que praticamente não abrange areal, sendo no total abrangidas três praias.

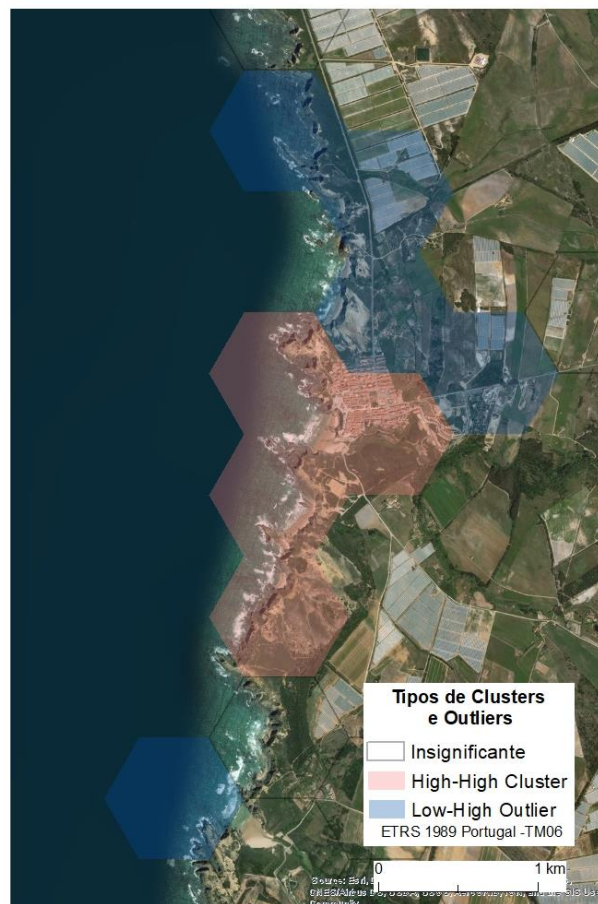


Figura 6.26 - Tipos de clusters, Zambujeira do Mar (Panoramio 2006-2014)

Os *outliers* do tipo LH deste aglomerado, localizam-se na sua maioria ao longo da costa a norte da Zambujeira do Mar, compreendendo três praias. A unidade hexagonal, localizada mais a este, contém o parque de Campismo, e a unidade isolada a sul, corresponde à praia do Carvalhal.

Atentando aos valores de I_i para a Zambujeira do Mar (Anexo 71), apenas revelam valores medianos, registando no máximo entre 0,84 e 2,63. Destaca-se o núcleo urbano da Zambujeira do Mar e as praias mais próximas: a Praia da Zambujeira do Mar e a Praia dos Alteirinhos.

Considerando a identificação de *clusters* e *outliers*, através da amostra de fotos respetiva ao Flickr, não foram apresentados valores significativos para a Zambujeira do Mar, evidenciando igualmente valores de LI médios, não se destacando dos restantes valores em redor (Anexo 72).

Considerando a amostra do Panoramio, o município de Santiago do Cacém conta ainda com uma unidade hexagonal categorizada como *cluster* do tipo HH, localizada na área do Badoca Safari Park (Anexo 73). Através da amostra de fotos do Flickr, o mesmo local é identificado com duas unidades hexagonais categorizadas como *outlier* do tipo LH, juntamente conta outra unidade registada na Aldeia de Santo André (Anexo 74). Importa também referir, algumas áreas mais específicas, tendo em conta que são locais que apresentaram valores elevados, mas cuja vizinhança apresenta valores reduzidos. Para isso destacam-se algumas áreas onde se localizam *outliers* do tipo HL resultantes da amostra de fotos do Panoramio:

No município de Alcácer do Sal surge apenas uma unidade hexagonal, abrangendo a área do Paredão da Barragem de Vale do Gaio, parte da albufeira e um hotel (Anexo 75).

No município de Santiago do Cacém registam-se três unidades, abrangendo as localidades de Alvalade, São Francisco da Serra e Cercal (Anexo 73 e Anexo 76).

Em Odemira destaca-se uma unidade que abrange a praia fluvial do Pego das Pias e outra que abrange unicamente um parque de campismo (Anexo 76).

A amostra de fotos proveniente do Flickr também se registaram *outliers* do tipo HL, ou seja, locais bastante fotografados, mas rodeado de outros pouco fotografados:

- Em Alcácer do Sal, é identificada uma unidade hexagonal perto de Albergaria (Anexo 74).
- Em Grândola assinala-se apenas uma unidade que corresponde a uma estação de serviço na A2 (Anexo 74).
- Em Santiago do Cacém, apenas se regista uma célula em Ermidas do Sado (Anexo 74)
- Em Odemira surge uma unidade hexagonal na localidade de Cabaços, correspondendo a um alojamento rural (anexo a fazer).

Por último, os *clusters* do tipo LL identificados através das fotografias do Panoramio apresentam uma distribuição mais dispersa, quando comparados com os *clusters* assinalados pelas fotografias do Flickr, que se registam em menor quantidade e mais agrupados. Exemplo disso, é a presença da maioria deste tipo de *cluster* em redor de vias de comunicação (IC1 e A2) na amostra do Flickr. Por outro lado, na amostra de dados proveniente do Panoramio, este tipo de cluster surge com maior evidencia entre Santiago do Cacém e Odemira, onde se distribuem de forma mais dispersa. Especificando alguns locais de maior concentração, estes surgem em torno de São Luís, Vale do Ferro, Aldeia do Cano, São Domingos e Vale de Água e da Reserva Natural do Estuário do Sado. Em ambos os casos, esta categoria (LL) surge na sua maioria no interior da sub-região.

6.6. Análise de Pontos Quentes Emergentes

A análise de pontos quentes emergentes, apenas será aplicada aos dados proveniente da rede social Flickr, sendo esta a amostra que detém dados para o período mais recente (2007-2017). Previamente à análise de pontos quentes emergentes, é pertinente apresentar alguns detalhes da agregação

multidimensional dos dados. Tal como apresentado na secção 5.3.6, ao agregar as fotografias, a ferramenta *Create Space Time Cube* realiza um teste de tendência geral denominado Teste de Mann-Kendall, que permite compreender como se comportam os dados ao longo do período em análise.

Considerando que esta análise integra a variável tempo, existem algumas mudanças no esquema dos locais de concentração, devido à combinação da componente espacial e temporal. Assim sendo, os resultados da APQE quando comparados com os resultados da ACO denota o surgimento de novos locais de concentração e o desaparecimento de outros (Tabela 6.2). A tendência observada nas caixas de agregação é crescente, tal como acontece nos últimos anos em análise, onde em 2016 o número de foto aumentou em 54 fotografias, e em 2017 aumenta novamente em 53 fotografias (Anexo 18), como já referido na secção 5.2.2.

Tabela 6.2 - Detalhes da agregação multidimensional

Tendência Geral dos dados	
Sentido	Crescente
Estatística de MK	4,8242
P-value	0,0000

Considerando que esta análise integra a variável tempo, existem algumas mudanças no esquema dos locais de concentração, devido à combinação da componente espacial e temporal. Assim sendo, os resultados da APQE quando comparados com os resultados da ACO denota o surgimento de novos locais de concentração e o desaparecimento de outros.

Começando por analisar os locais identificados a norte, no município de Grândola surgem três aglomerados: Troia, Comporta (Figura 6.27) e Grândola

(Figura 6.28). Apenas Comporta não foi anteriormente identificada na ACO para nenhuma das amostras (Flickr e Panoramio).

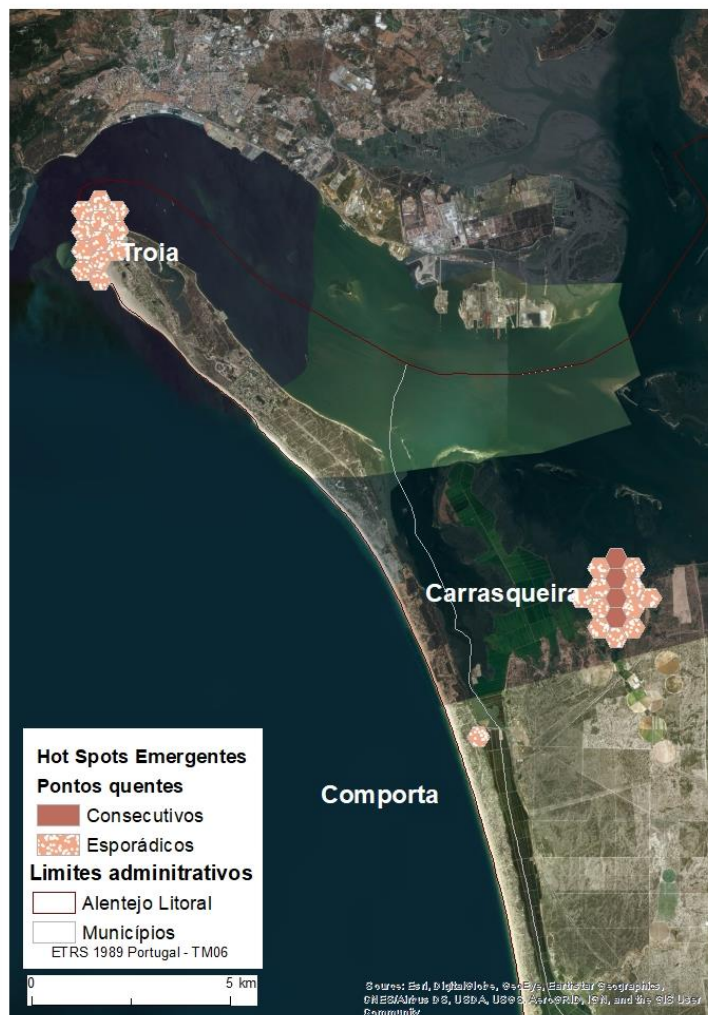


Figura 6.27 - Tipos de pontos quentes emergentes, litoral norte

Observando a Figura 6.27, em Troia são identificadas 12 unidades hexagonais identificadas como pontos quentes esporádicos, ou seja, locais que são e deixam de ser pontos quentes de forma consecutiva. Este aglomerado abrange a ponta da península, desde a Praia de Troia (rio) até à Praia da Questa, englobando a área urbanizada onde se insere, por exemplo, o Casino e a Marina. A 14,4km de

distância (em linha reta), surge apenas uma unidade hexagonal localizada em Comporta, cujo padrão temporal é do tipo esporádico. O padrão esporádico, revela locais onde existe maior sazonalidade, em Troia e Comporta, sendo estes locais que se caracterizam pela maior procura durante os meses de verão. Já a Carrasqueira, além do padrão esporádico, revela igualmente um padrão consecutivo.

Os restantes aglomerados a norte, são também identificados na ACO, como é o caso da Carrasqueira (Figura 6.27), Alcácer do Sal e Albergaria (Figura 6.28). Importa destacar a presença de uma unidade hexagonal classificada como ponto quente em acréscimo na cidade de Alcácer do Sal, situando-se na localização da antiga ponte ferroviária. Esta é a única unidade hexagonal identificada como ponto quente em acréscimo, correspondendo a um local que foi considerado ponto quente estatisticamente significativo na grande maioria dos intervalos de tempo (90%), incluindo o período final. Para além disso, evidencia um aumento geral dos altos valores agregados em cada intervalo. Por último, em Grândola surgem 7 unidades do mesmo tipo que abrangem grande parte do centro da vila.

No município de Santiago do Cacém são identificados 2 novos locais: a cidade de Santiago do Cacém e a localidade de Roncão, a cerca de 5km de distância (Figura 6.29).

Na cidade de Santiago do Cacém, é reconhecido um aglomerado de unidades hexagonais, das quais 9 são categorizadas como pontos quentes esporádicos e 8 como pontos quentes consecutivos. Este último, corresponde a locais que apenas são pontos quentes estatisticamente significativos nos últimos intervalos de tempo. As unidades do tipo ponto quente esporádico incidem sobretudo no centro da cidade, onde existe maior densidade urbana. Por outro lado, os locais classificados como consecutivos estão presentes a sudeste da cidade e das Ruínas Romanas de Miróbriga, numa área mais periférica, onde praticamente não existe construção (Figura 6.29). A 6,27km de distância de Santiago do Cacém é identificada a localidade de Roncão com 19 unidade do tipo consecutivo, ou seja, a sua significância estatística apenas está presente no

período mais recente (2016/ 2017). O Badoca Safari Park apresenta uma mancha de 17 unidades classificadas como ponto quente esporádico, contudo este local é também identificado na ACO. Observado a Figura 6.29, podemos constatar que o padrão temporal apresenta maior sazonalidade (pontos quentes esporádicos), em unidades hexagonais mais próximas do litoral.

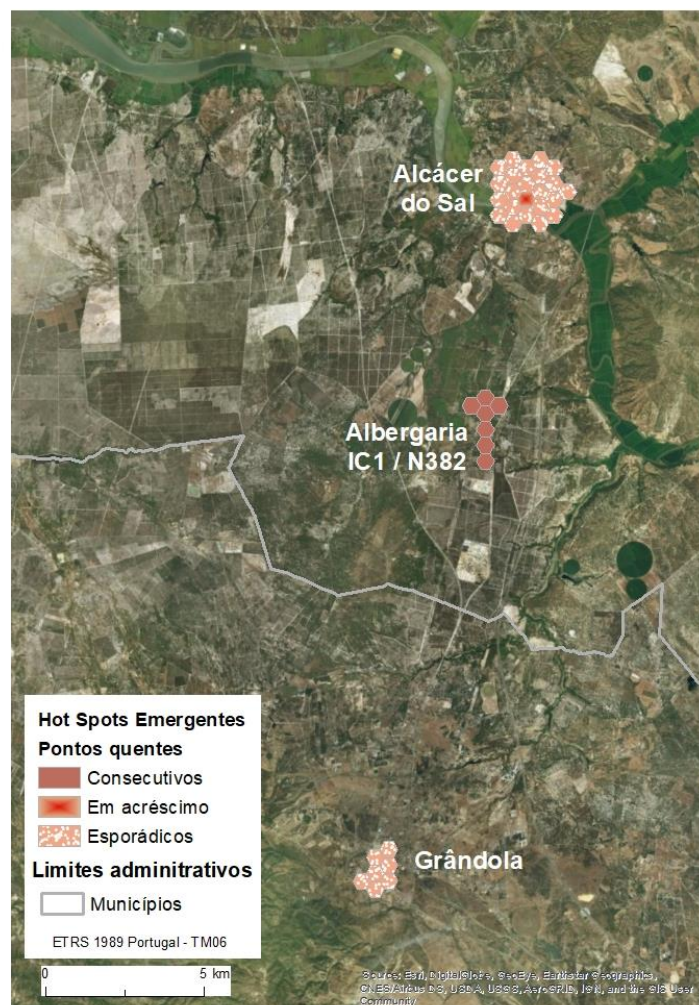


Figura 6.28- Tipos de pontos quentes emergentes, nordeste

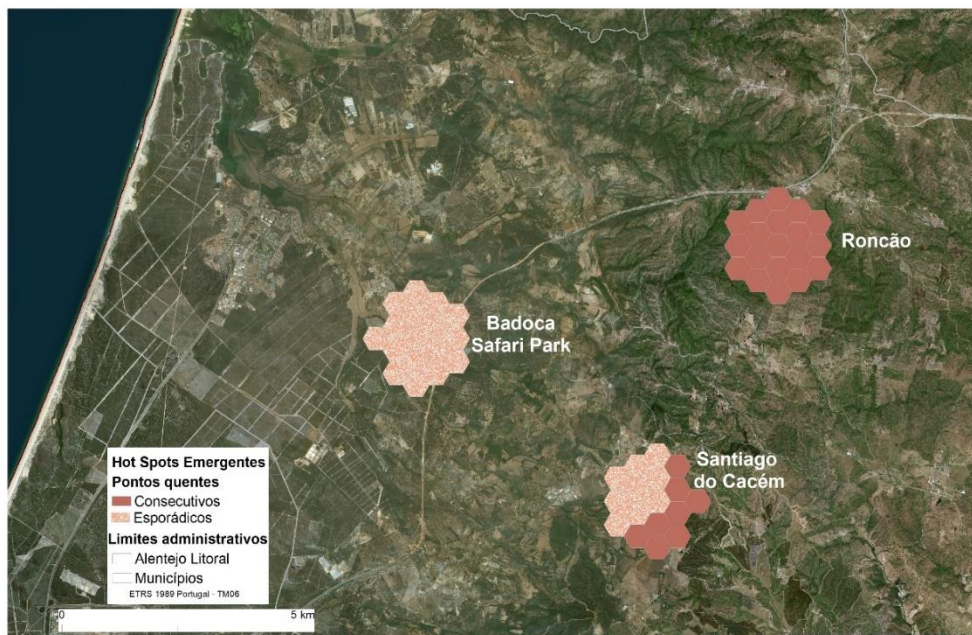


Figura 6.29 - Tipos de pontos quentes emergentes, município de Santiago do Cacém

No município de Sines, o padrão temporal identificado é na sua maioria esporádico, existindo a presença de 3 aglomerados, um em Sines e dois em Porto Covo (Figura 6.30). Estes locais foram também identificados na ACO.

Sines apresenta um aglomerado com 17 unidades categorizadas como ponto quente esporádico e uma do tipo ponto quente consecutivo a nordeste. Neste aglomerado é abrangida praticamente a totalidade da área urbana da cidade à exceção a zona industrial a oeste.

Em relação a Porto Covo, a presença de unidade unidades hexagonais não é continua, tal como acontece na ACO. O aglomerado presente a norte, abrange desde a Praia do Salto até à Praia da Engardaceira, englobando a maioria do centro urbano de Porto Covo. A Sul são identificadas 11 células classificadas como pontos quentes esporádicos, desde a Ilha do Pessegueiro / Praia da Ilha do Pessegueiro até à Praia do Queimado.

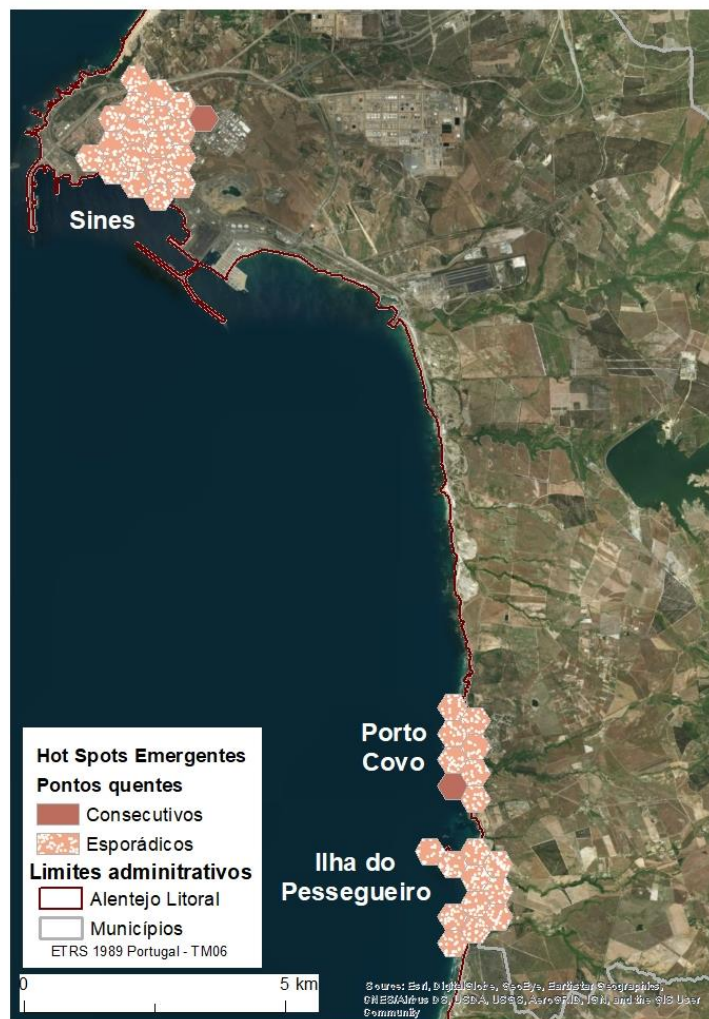


Figura 6.30 - Tipos de pontos quentes emergentes, município de Sines

Além dos novos aglomerados, surgem outros também presentes na ACO, como Vila Nova de Milfontes, Cabo Sardão (Figura 6.31) e uma mancha a 1km da localidade de Nave Redonda a sudeste da área de estudo (Figura 6.32).

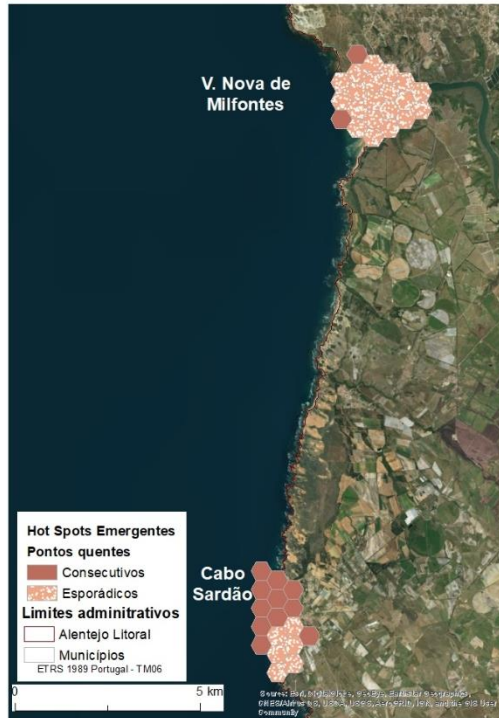


Figura 6.31 - Tipos de pontos quentes emergentes, município de Odemira (oeste)

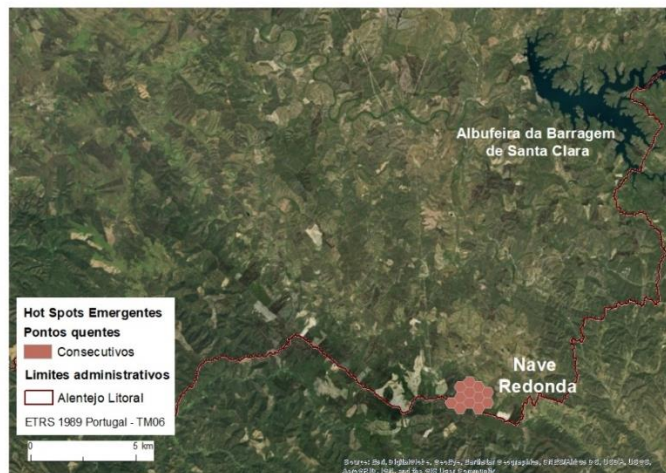


Figura 6.32 - Tipos de pontos quentes emergentes, município de Odemira (este)

No município de Odemira foram identificados 2 novos aglomerados: Zambujeira do Mar e entre a Azenha do Mar e Odeceixe (Figura 6.33). A Zambujeira do Mar apenas revela duas unidades descontínuas, classificadas com ponto quente esporádico, ou seja, é e deixa de ser um ponto quente de forma consecutiva. A unidade a norte incide na área de arriba a sul da Praia da Baía da Arquinha, enquanto que a unidade localizada a sul abrange maioritariamente a Praia da Zambujeira do Mar e parte da área urbana a oeste.

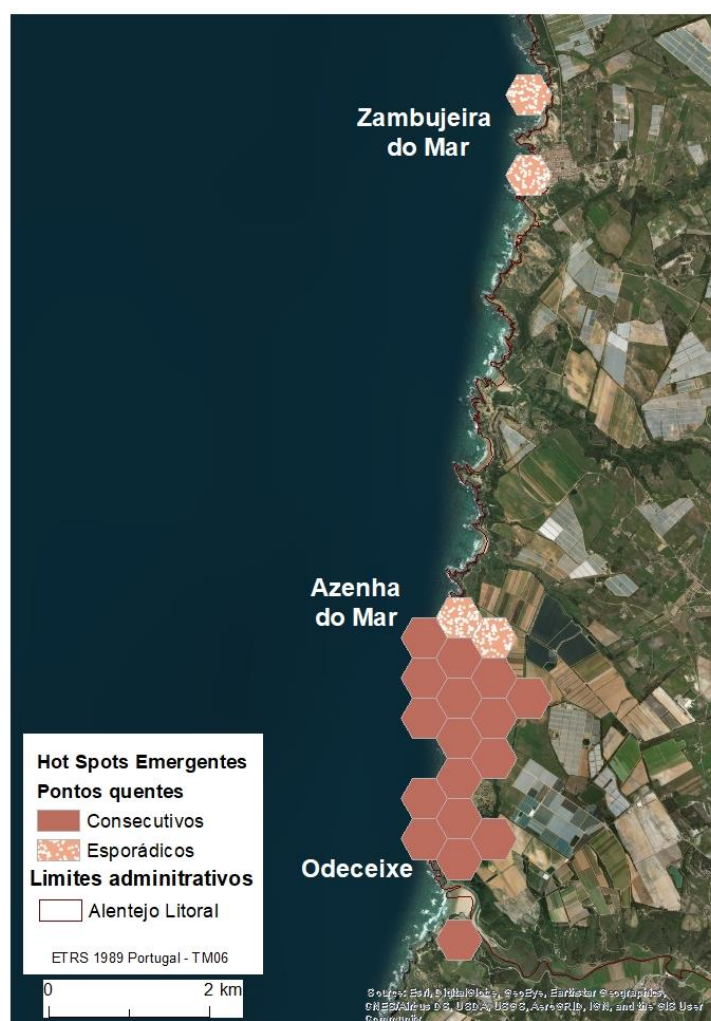


Figura 6.33- Tipos de pontos quentes emergentes, município de Odemira

Entre a Azenha do Mar e Odeceixe são contabilizadas 19 unidades, das quais 17 apresentam um padrão consecutivo e duas um padrão esporádico. As unidades definidas com ponto quente esporádico localizam-se em área de arriba a sul da Praia da Amália, as restantes, classificadas como pontos quentes consecutivos distribuem-se para sul junto à linha de costa até à Praia de Odeceixe-Mar. Devido à particularidade de a linha de costa ser caracterizada por arribas, são poucas as praias abrangidas por esta esta mancha.

A maioria dos aglomerados (145 unidades hexagonais) apresenta um padrão esporádico, ou seja, locais que são e deixam de ser, de forma consecutiva um ponto quente. Este padrão temporal assinala locais em que menos de 90% dos intervalos de tempo são considerados pontos quentes estatisticamente significativos e em nenhum intervalo de tempo são considerados um ponto frio. Este padrão é visível sobretudo junto ao litoral, existindo maior proximidade entre os diferentes aglomerados na área a sul de Sines. Os aglomerados de Troia, Comporta e Carrasqueira são os únicos locais identificados no litoral a Norte de Sines. Este padrão está também presente em alguns locais a norte, mais afastados da linha de costa, como é o caso de Alcácer do Sal, Albergaria e Santiago do Cacém.

Para além do padrão temporal de pontos quentes esporádicos, existem 82 locais (unidades) identificados como pontos quentes nos intervalos finais de tempo, ou seja, classificados como pontos quentes consecutivos. A norte de Sines, a maioria dos pontos quentes classificados com padrão temporal consecutivo apresentam algum afastamento do litoral, como é caso de Albergaria, Santiago do Cacém, Roncão e a Carrasqueira, esta última em área de estuário. Nas localidades de Sines, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes, a presença deste padrão temporal é apenas pontual, com algumas células em torno de locais identificados como pontos quentes esporádicos. Na zona sul do Alentejo Litoral é onde o padrão temporal consecutivo tem mais expressão, considerando que a maioria das unidades hexagonais apresenta esta categoria, como é o caso do Cabo Sardão, Odeceixe e Nave Redonda.

6.7. Densidade de Fluxos de Turistas

A análise da Figura 6.34 vem comprovar a análise feita até então. A figura revela a densidade de *features* lineares na vizinhança de cada célula de saída. A densidade é calculada em unidades de comprimento (km) por unidade de área (km²) (ArcGis *help*⁴³). Observando os fluxos é perceptível uma maior densidade ao longo do litoral, com particular destaque para a área entre Porto Covo e Vila Nova de Milfontes (incluindo a Ilha do Pessegueiro). Outros locais com particular destaque são a Costa de Santo André, todo o litoral entre Sines e ... e ainda em torno de Alcácer do Sal, sendo o local do interior com maior foco de atração. Existem ainda algumas áreas de atratividade média, perceptíveis na figura x, tais como o litoral a norte de Sines (com destaque para Troia e Comporta), Carrasqueira e Grândola. Existem ainda algumas áreas de menor expressão, que fazem a ligação entre lugares de maior foco de atratividade, desenhando “corredores” entre Troia e Alcácer do Sal, Alcácer do Sal e Grândola e entre Grândola e a Costa de Santo André /Sines.

⁴³ ArcGis 10.4 help library, acedido a junho de 2018

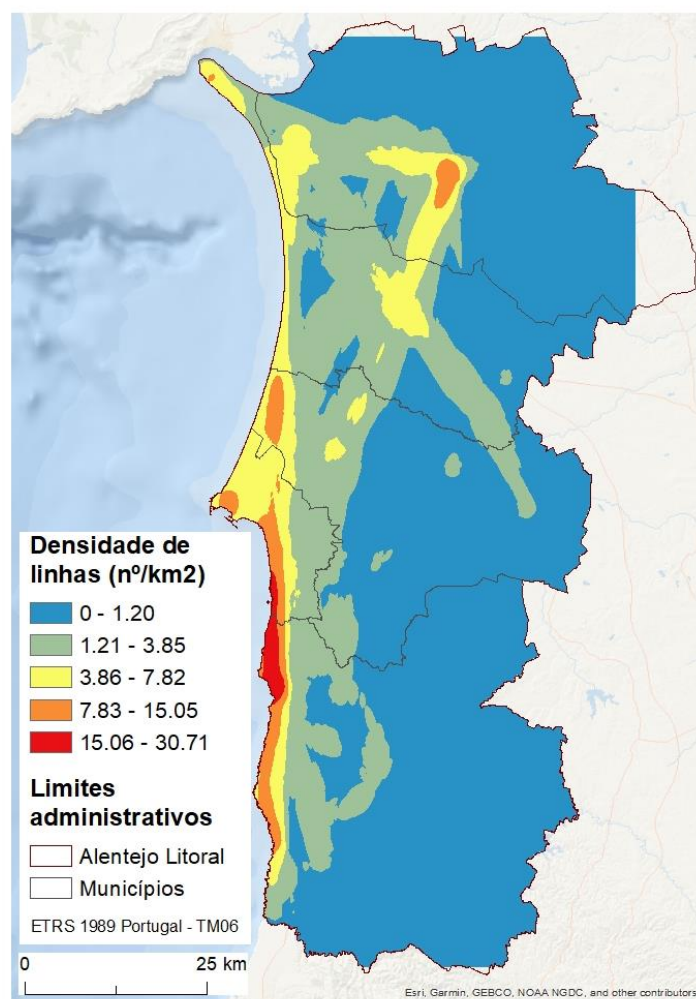


Figura 6.34 - Densidade do fluxo de turistas no Alentejo Litoral

6.8. Análise de *stakeholders*: Comparação entre a perspetiva dos decisores e perceções dos turistas

Previamente à confrontação das perceções dos turistas com a perspetiva dos *stakeholders*, importa apresentar as diferentes categorias de *clusters* resultantes do processo referido na secção 5.1.3.

A Figura 6.35 apresenta os *clusters* considerados mais atrativos pelos *stakeholders*. No total foram contabilizados 7 *clusters*, nomeados na Tabela 6.3.

O *cluster* que corresponde ao litoral do município de Grândola (e parte do município de Alcácer do Sal), abrange a Península de Troia, Carrasqueira, Comporta e Carvalhal (Figura 6.35). Este foi o *cluster* que contabilizou o maior número de identificações por parte dos *stakeholders*, contabilizando-se 18 identificações (Tabela 6.3), distribuídas de forma regular pela área identificada como *cluster*. Este *cluster* abrange mais de 28 km de costa e cerca de 13 praias, desde a Praia Troia-Rio (norte) até à Praia do Pego (Carvalhal) (sul).

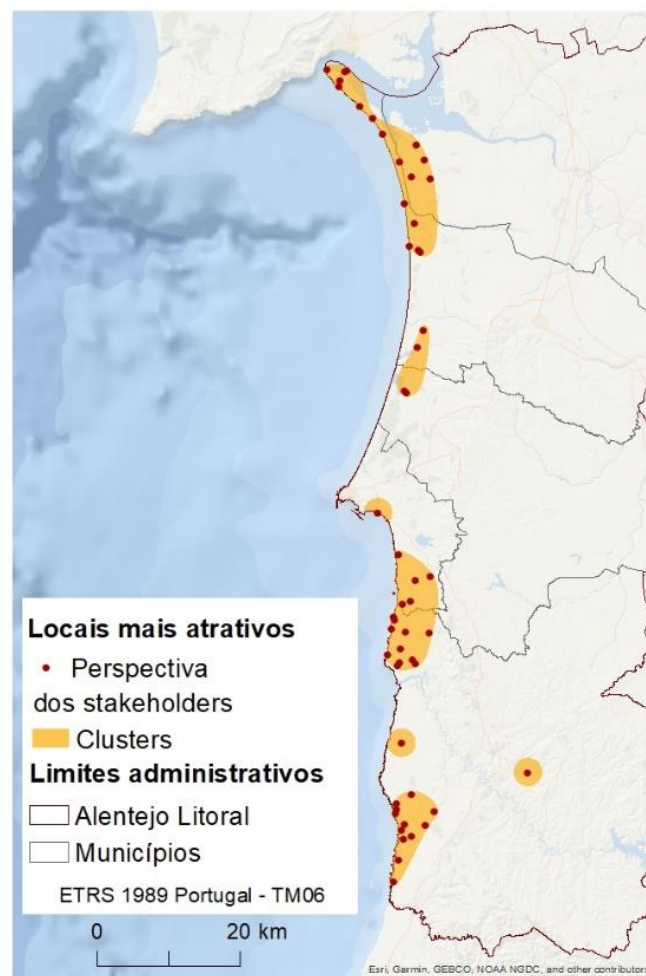


Figura 6.35 - Clusters identificados como mais atrativos pelos *stakeholders*

Tabela 6.3 – Descrição dos Clusters dos locais mais atrativos identificados pelos stakeholders

Localização: Município(s)	Clusters mais atrativos	Nº de identificações
Alcácer do Sal, Grândola	Península de Troia	18
Sines, Odemira	Porto Covo – V.N. Milfontes	16
Odemira	Zambujeira do Mar	12
Santiago do Cacém, Grândola	Costa de Santo André	4
Sines	Sines (Sul)	1
Odemira	Almograve	1
Odemira	Odemira (Este)	1

Outro *cluster* também bastante atrativo segundo os decisores é Porto Covo – Vila Nova de Milfontes, contabilizando 16 identificações por parte dos *stakeholders*. É compreendida uma extensão de costa com aproximadamente 15 km, abrangendo cerca de 29 praias, desde a Praia da Foz (norte) até à Praia do Patacho (sul). No entanto, não é abrangido o centro urbano de Vila Nova de Milfontes.

No município de Odemira surge um *cluster* com 12 identificações por parte dos *stakeholders*, nomeado na tabela como “Zambujeira do Mar”. Este *cluster* abrange aproximadamente 11 km de faixa litoral desde Porto das Barcas (norte) até à Praia da Azenha do Mar (sul) alcançando 13 praias.

São ainda identificados como atrativos os *clusters* Costa de Santo André, Sines, Almograve e Odemira, ainda que com poucas identificações por parte dos *stakeholders*, como é possível constatar na Tabela 6.3.

Quanto aos *clusters* “com maior potencial de atratividade” identificados pelos *stakeholders* (Figura 6.36), verificam-se configurações semelhantes aos anteriormente assinalados como “locais mais atrativos”. Contudo, as identificações dos *stakeholders* revelam-se menos concentradas junto ao litoral, dando origem a um maior número de *clusters*, contabilizando-se 9 *clusters* considerados “locais com maior potencial de atratividade”.

A maior desigualdade em relação ao mapa anterior, que representa os “locais mais atrativos” (Anexo 77), é a existência de um maior número de *clusters* em geral, e em particular, no interior da sub-região. Todavia, os *clusters* localizados no interior exibem menor importância, em consequência do reduzido número de identificações por parte dos *stakeholders* nestes locais, como é possível constatar. Este facto verifica-se nos *clusters*: Odemira, Barragem de Santa Clara, Aldeia do Cano e Palma (Tabela 6.4)

Outra das diferenças, diz respeito à configuração dos *clusters* que se situam junto ao litoral, que em virtude das identificações dos *stakeholders* recair em locais mais afastados da costa, tendendo a abranger maior área a este Este. Este facto verifica-se na extensão dos *clusters* da Costa de Santo André, Sines-Almograve, (Anexo 77).

O *cluster* denominado Troia (Tabela 6.4) é o que apresenta um maior número de identificações por parte dos *stakeholders* como “local com maior potencial de atratividade” com 18 identificações. Este *cluster* (Figura 6.36), ao contrário do anteriormente apresentado como “local mais atrativos” (Figura 6.35), não abrange a extensão do areal de Comporta, abarcando por outro lado maior área em torno da Carrasqueira e a sul (Anexo 77). Na comparação dos *clusters* dos locais mais atrativos com os *clusters* dos locais de maior potencial de atratividade, é evidente a sobreposição de áreas, no entanto, as diferenças neste caso, evidenciam o reconhecimento da faixa litoral como um local atrativo, e de locais mais deslocados para o interior (e.g. Carrasqueira) com “potencial de atratividade”. Ainda assim a Península de Troia é o local mais escolhido pelos

stakeholders tanto como “local mais atrativos” como com “maior potencial de atratividade” (Tabela 6.4).

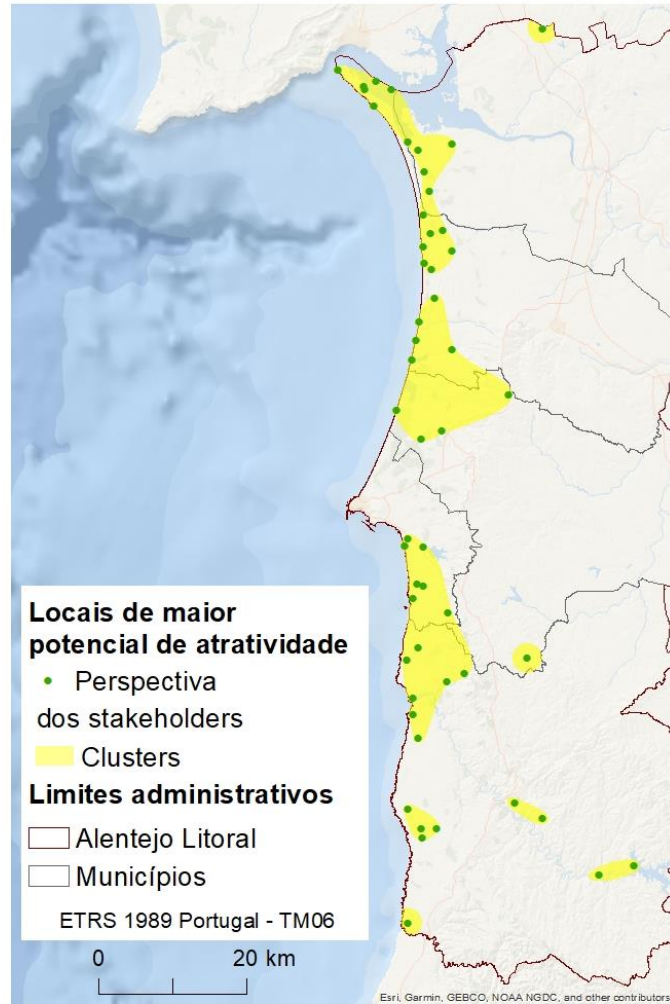


Figura 6.36 - Clusters com maior potencial de atratividade identificados pelos *stakeholders*

Tabela 6.4 – Descrição dos clusters dos locais com maior potencial de atratividade identificados pelos *stakeholders*

Localização: Município(s)	Designação dos clusters	Nº de identificações
Alcácer do Sal, Grândola	Península de Troia	18
Sines, Odemira	Sines – Vila Nova de Milfontes	15
Santiago do Cacém, Grândola	Costa de Santo André	8
Odemira	Porto das Barcas	4
Odemira	Odemira	2
Odemira	Barragem de Santa Clara	2
Santiago do Cacém	Aldeia do Cano	1
Odemira	Odeceixe	1
Alcácer do Sal	Palma	1

Na Figura 6.36 é também possível constatar o *cluster* Sines – Almogrove, como um dos clusters com “maior potencial de atratividade”, contabilizando 15 identificações por parte dos *stakeholders*. Este *cluster* compreende a área desde a Praia de São Torpes em Sines até à Praia do Cavalo, pertencente à freguesia de Longueira/ Almogrove (município de Odemira), abrangendo 39 praias numa extensão de cerca de 23 km de linha de costa.

Quando comparando os *clusters* da Península de Troia e Sines- Vila Nova de Milfontes, com o *cluster* Costa de Santo André, este surge com uma importância intermédia, com 8 identificações atribuídas pelos *stakeholders* (Tabela 6.4), abrangendo cerca de 15km de costa que incluem 9 praias (Figura 6.36). Podemos dizer que este *cluster* é considerado por um maior número de

stakeholders como “local de maior potencial de atratividade” em relação a “local mais atrativo”.

Em relação ao *cluster* designado Porto das Barcas na Tabela 6.4, é possível verificar que as identificações por parte dos *stakeholders* são poucas e concentradas, dando origem a um *cluster* delimitando entre o Cabo Sardão e Porto das Barcas, com menos expressividade que o anteriormente definido para este local.

Os restantes *clusters* identificados apresentam 2 ou menos identificações realizadas pelos *stakeholders*, como é o caso de Odemira, Barragem de Santa Clara (Odemira), Aldeia do Cano (Santiago do Cacém), Odeceixe (Odemira) e Palma (Alcácer do Sal), representando os *clusters* referidos como “locais com maior potencial de atratividade” com menor significado.

Na Figura 6.39 estão representadas as perceções dos *stakeholders* quanto aos “locais menos atrativo”. É possível verificar que a distribuição destes *clusters*, é praticamente oposta aos *clusters* anteriormente analisados (mais atrativos e com maior potencial de atratividade) (Anexo 77). No total foram distinguidos 10 *clusters*, dos quais apenas 2 se situam junto ao litoral, correspondendo à área Industrial de Sines, em torno do centro da cidade, e toda a Costa do município de Santiago do Cacém, que corresponde à Costa de Santo André.

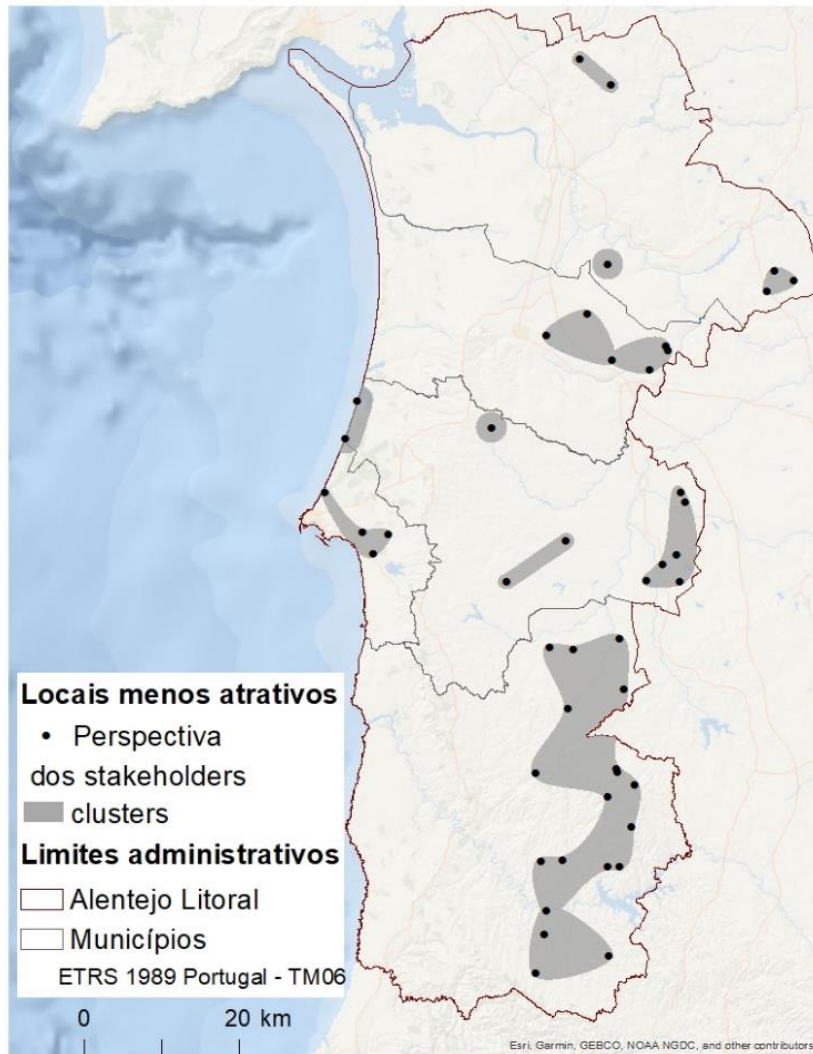


Figura 6.37 - Clusters menos atrativos identificados pelos *stakeholders*

Como é possível constatar na Figura 6.39, a maioria dos *clusters* que representam os “locais menos atrativos” na perspectiva dos *stakeholders*, localiza-se no interior da sub-região. Surge em destaque, devido à área abrangida, o *cluster* que corresponde ao interior do município de Odemira, que contabiliza 19 identificações (Tabela 6.5) por parte dos *stakeholders*. A maioria desta área encontra-se ocupada por floresta e áreas agrícolas (COS 2007), sendo algumas das localidades abrangidas por este *cluster*: Colos, São Martinho das Amoreiras, Azinheira, Padrona e Queimado.

A este no município de Santiago do Cacém, surgem 6 identificações por parte dos *stakeholders*, que dão origem ao *cluster* Doroeira/ Alvalade que abrange na sua maioria área ocupada por floresta e áreas agrícolas (COS 2007). Com o mesmo número de identificações, surge o *cluster* referido na Tabela 6.5 como Nordeste de Grândola, que tal como o anterior, caracteriza-se maioritariamente por área de floresta e agrícola (COS 2007), incluindo pequenas localidades como: Sesmarias das Moças, Mascarenhas, Cilha do Centeio e Cadoços.

Santiago do Cacém é o município com maior número de *clusters*, contabilizando no total 4 *clusters*, dos quais 3 se localizam no interior do município: Doroeira (Alvalade), São Domingos e Cruz de João Mendes

A área do *cluster* categorizado “locais menos atrativos” na Costa de Santo André, encontra-se em parte sobreposta com as áreas dos *clusters* “locais mais atrativos” e “locais com maior potencial de atratividade” (Anexo 77). No entanto é na categoria de “locais com maior potencial de atratividade” que apresenta um maior número de identificações por parte dos *stakeholders*. No entanto, quando aos “locais menos atrativos”, a Costa de Santo André surge como o 4º *cluster* menos atrativo, sendo dos poucos locais do litoral identificados (Tabela 6.5).

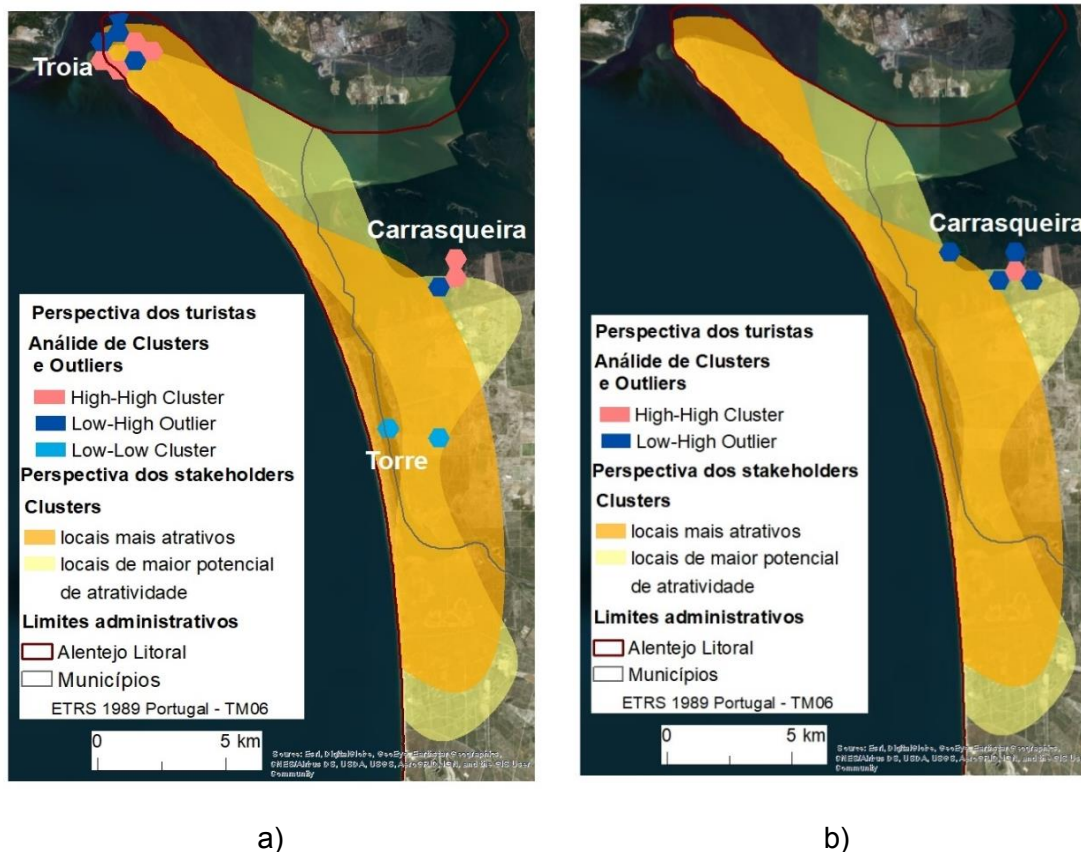
O município de Alcácer do Sal conta com 3 *clusters* classificados como “locais menos atrativos” (Figura 6.39), designados na Tabela 6.5 por: Torrão, Serra da Cordoeira/ Berlonguinho e Monte de São Bento. Entre estes destaca-se o *cluster* perto da localidade de Torrão com 3 identificações.

**Tabela 6.5 - Descrição dos Clusters dos locais menos atrativos
identificados pelos *stakeholders***

Localização: Município(s)	Designação dos clusters	Nº de identificações
Odemira	Interior de Odemira	19
Santiago do Cacém	Doroeira	6
Grândola	Nordeste de Grândola	6
Santiago do Cacém, Sines	Costa de Santo André	4
Alcácer do Sal	Torrão	3
Alcácer do Sal	Serra da Cordoeira / Berlonguinho,	2
Santiago do Cacém	São Domingos	2
Santiago do Cacém	Cruz de João Mendes	1
Alcácer do Sal	Monte de São Bento	1
Sines	Área Industrial de Sines	1

A partir daqui, serão confrontadas as preferências dos turistas obtidas através da ACO e da APQE, com as perceções dos *stakeholders*, recolhidas no âmbito workshop para o Plano Estratégico do Produto Sol e Mar no Alentejo. Deve ser considerado nesta análise, que as opiniões dos *stakeholders* foram recolhidas utilizando um mapa de grande escala, e por isso com menos precisão que os dados provenientes do Flickr e do Panoramio. No entanto as marcações (pontuais) efetuadas pelos decisores no mapa (Anexo 3) foram transformadas em *clusters*, através do processo referido na secção 5.1.3.

Na Figura 6.38 a) e b) e Figura 6.39, estão representados para a Península de Troia não só os *clusters* que resumem as perspetivas dos decisores, como as perceções dos turistas exibidas pela ACO e a APQE. Das 3 análises resultam 4 aglomerados que representam os locais mais fotografados pelos turistas: Carrasqueira, Troia, Praia da Comporta e Praia da Torre/ Torre. Todos estes aglomerados, coincidem com a área dos *clusters*, considerados pelos *stakeholders* como “locais mais atrativos” e “com maior potencial de atratividade”. A perspetiva dos *stakeholders* apresenta maiores divergências da dos turistas na área a sul, que corresponde à Praia do Carvalhal e a Pinheiro da Cruz, onde não existem registos significativos por parte dos turistas.



a) b)
Figura 6.38 - Comparação das Perspetivas dos stakeholders com as perceções dos turistas (ACO) a) Panoramio b) Flickr

A Carrasqueira surge como o único aglomerado presente nas 3 análises, com valores elevados (*HH clusters*) na ACO em ambos os casos (Panoramio e Flickr), e com um padrão temporal consecutivo em alguns locais, e esporádico em outros (Figura 6.39 a) e b) e Figura 6.39).



Figura 6.39 – Comparação entre a perspectiva dos stakeholders e as percepções dos turistas (APQE – Flickr)

Continuando para sul, de Melides à Costa de Santo André, é uma área considerada pelos *stakeholders* com potencial de atratividade. Os locais definidos nas categorias “mais atrativo” e “menos atrativos” pelos *stakeholders* são áreas mais restritas, não coincidindo com os locais preferidos pelos turistas (Figura 6.40).

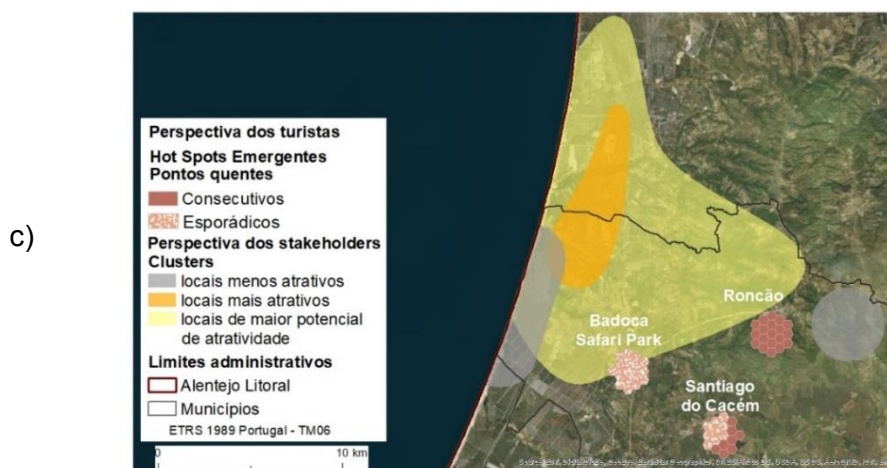
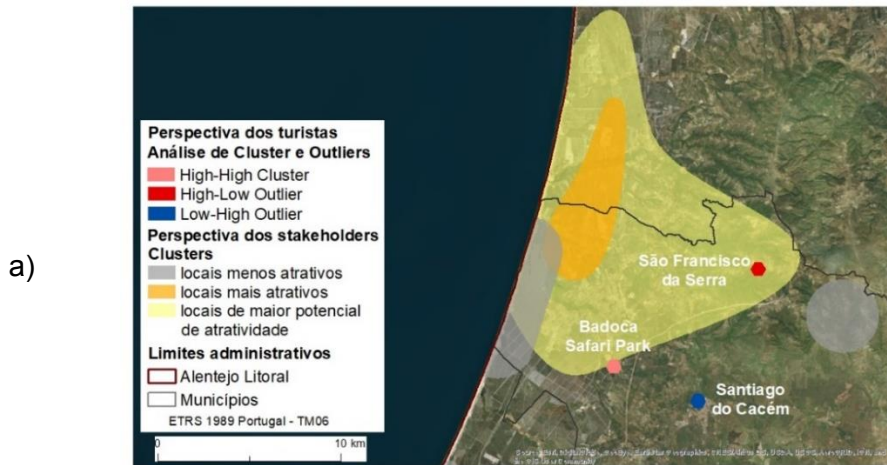


Figura 6.40- Comparação das Perspetivas dos stakeholders com as perceções dos turistas a) ACO (Panoramio) b) ACO Flickr c) APQE (Flickr)

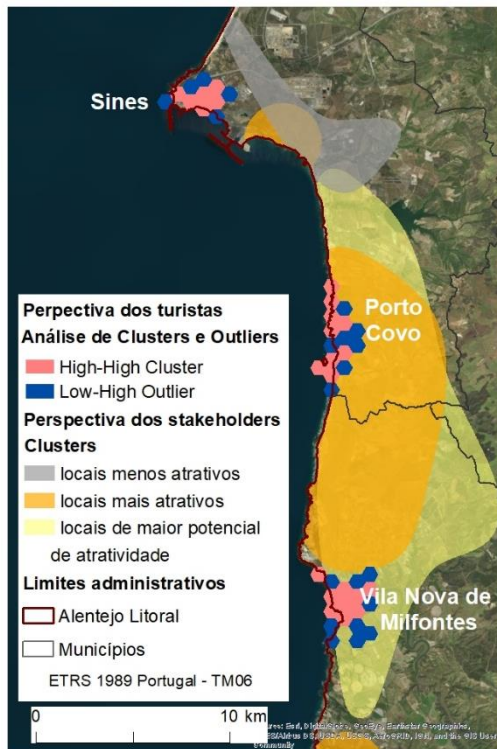
Na Figura 6.40 estão representados os 3 aglomerados que representam as perceções dos turistas, e que coincidem com os locais com maior potencial de atratividade de acordo com os *stakeholders*, sendo eles: São Francisco da Serra, Badoca Safari Park e a Aldeia de Santo André. Destes, destaca-se o Badoca Safari Park como um aglomerado que surgiu em todas as análises e por isso, um dos mais atrativos do ponto de vista dos turistas. Além dos locais referidos, surgem outros nas proximidades, como Santiago do Cacém e Roncão, mas que não coincidem com as áreas identificadas pelos decisores (Figura 6.40).

A Figura 6.41, permite comparar os locais identificados como atrativos pelos turistas e pelos *stakeholders* na faixa litoral entre Sines e Vila Nova de Milfontes. Nas 3 análises realizadas quanto às perceções dos turistas, surgem 3 aglomerados: Sines, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes.

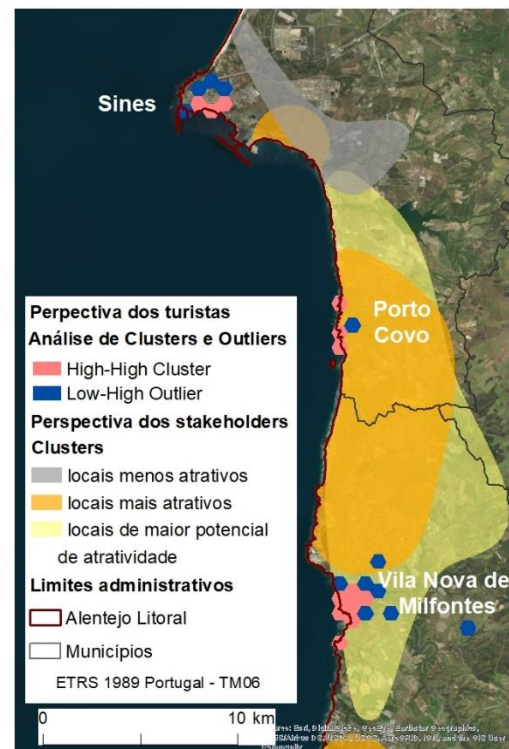
A área identificada pelos *stakeholders* como menos atrativa recai sobretudo sobre a zona industrial a sul do centro da cidade de Sines, sobrepondo-se em parte a uma das áreas consideradas mais atrativas. É possível verificar que apenas Porto Covo, se encontra abrangido pela área referida como atrativa pelos *stakeholders*. Além disso, insere-se igualmente na área referida como com maior potencial de atratividade, que se sobrepõe em parte à anterior, como é possível confirmar na Figura 6.41.

Na área sul do *cluster* com maior potencial de atratividade segundo os *stakeholders* encontra-se o aglomerado de Vila Nova de Milfontes, mais concentrado em torno do centro de Vila Nova de Milfontes, quando comparado com Porto Covo, que se distribui em geral, desde o centro até à ilha do Pessegueiro.

Quanto ao aglomerado situado no centro da cidade de Sines e das praias urbanas, considerado atrativo pelos turistas nas análises efetuadas, não se encontra em nenhuma área abrangida pelas diferentes categorias de *clusters* que representam as perspetivas dos *stakeholders*.



a)



b)



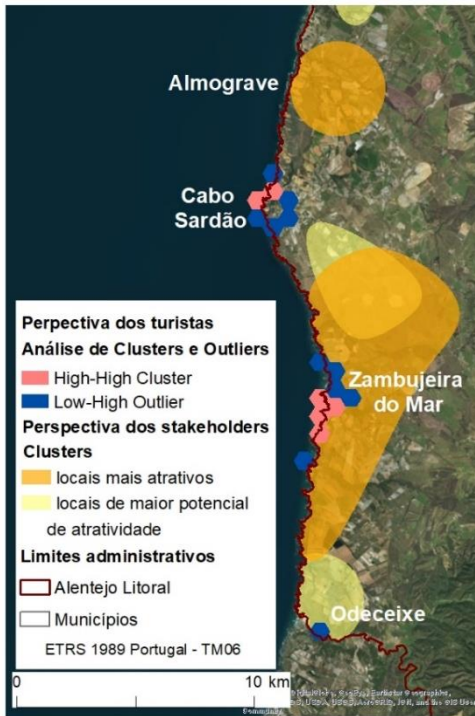
c)

Figura 6.41 - Comparação entre as Perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas a) ACO (Panoramio) b) ACO Flickr c) APQE (Flickr)

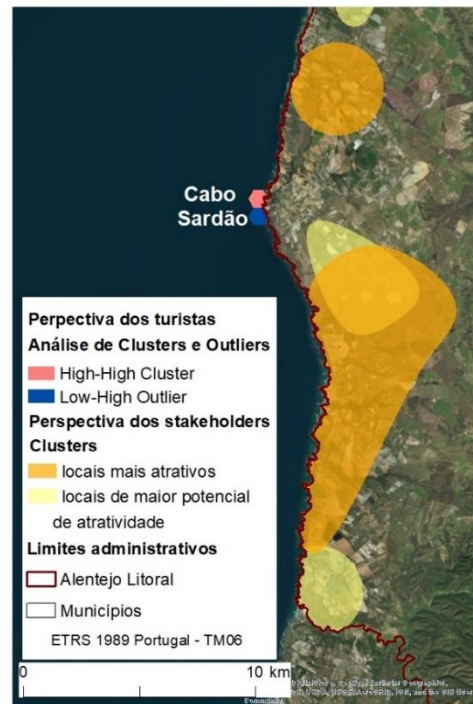
Na Figura 6.42 encontra-se representado o litoral do município de Odemira, onde os *stakeholders* definiram duas áreas como locais mais atrativos: Almogrove e Zambujeira do Mar. São igualmente delimitadas outras duas áreas que representam os locais com maior potencial de atratividade na perspectiva dos *stakeholders*, abrangendo a área entre o Cabo Sardão e a Zambujeira do Mar e Odeceixe.

Quando aos locais identificados a partir das percepções dos turistas, resultado das 3 análises presentes na Figura 6.42, surgem 3 aglomerados: Cabo Sardão, Zambujeira do Mar e Odeceixe. No entanto na APQE o aglomerado de Odeceixe estende-se até à Zambujeira do Mar. O Cabo Sardão é o único local registado como local atrativo pelos turistas tanto na ACO como na APQE, no entanto não é um local considerado pelos decisores atrativo ou com potencial de atratividade, apesar da proximidade existente, principalmente ao *cluster* que representa os locais com maior potencial de atratividade segundo os *stakeholders*.

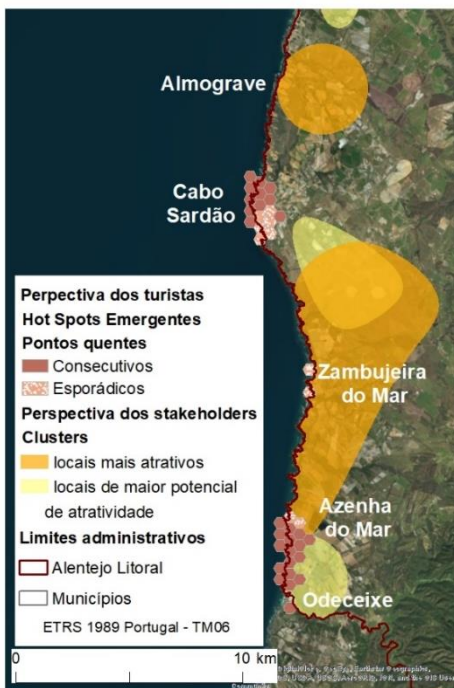
Os aglomerados da Zambujeira do Mar e parte da Azenha do Mar são locais considerados atrativos tanto pelos turistas como pelos stakeholders. Quando a Odeceixe, os stakeholders consideram um local de maior potencial de atratividade, sendo um local de preferência também dos turistas. Por outro lado, Almogrove é identificado pelos stakeholders como lugar atrativo, o que não se verifica na percepção nas percepções dos turistas.



a)



b)



c)

Figura 6.42 - Comparação entre as Perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas a) ACO (Panoramio) b) ACO (Flickr) c) APQE (Flickr).

Focando a análise no interior da sub-região, é perceptível que a maioria dos *clusters* que representam as perspetivas dos *stakeholders* identificam locais menos atrativos (Anexo 77). No município de Alcácer do Sal ocorrem 3 *clusters* identificados como locais menos atrativos: Torrão, Serra da Cordoeira / Berlonguinho e Monte de São Bento (Figura 6.43).

A norte no município surge um *cluster* identificado pelos decisores como local de maior potencial de atratividade perto da localidade de Palma. No entanto, através da ACO (em ambas as fontes), surge apenas uma unidade hexagonal de categoria LH *cluster*, ou seja, um local em que se registam poucas fotografias por parte dos turistas, ainda que estatisticamente significativo (Figura 6.44 a) e Figura 6.44 Figura 6.43 b)). O local identificado, tal como visto anteriormente corresponde à autoestrada A2.

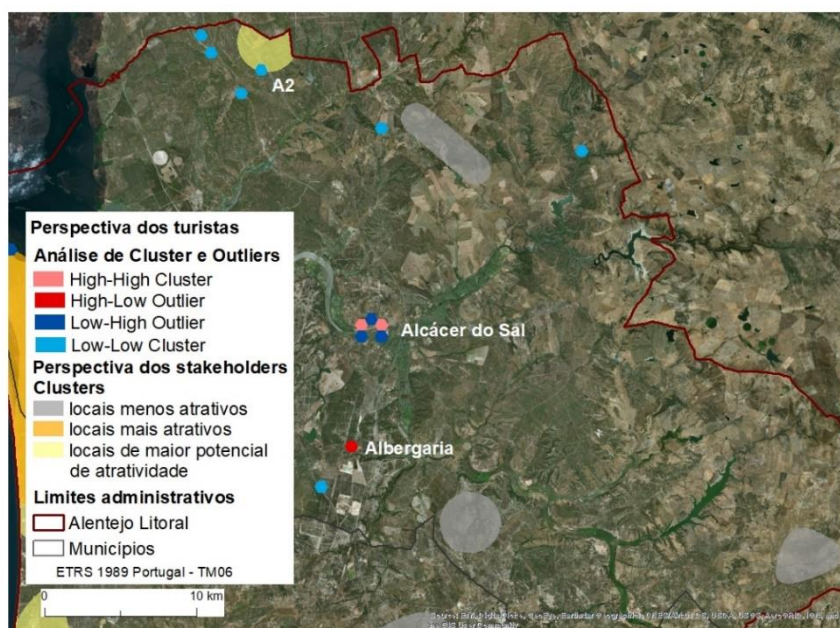


Figura 6.43- Comparação entre as perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas (ACO – Panorâmio), município de Alcácer do Sal

Os locais que segundo as perceções dos turistas são mais atrativos, correspondem a Alcácer do Sal, Albergaria e a Albufeira do Vale do Gaio. Contudo, nenhum destes locais coincide com às áreas dos *clusters* que

representam as diferentes perspetivas dos *stakeholders* (Figura 6.43 e Figura 6.44 a) e b)) .

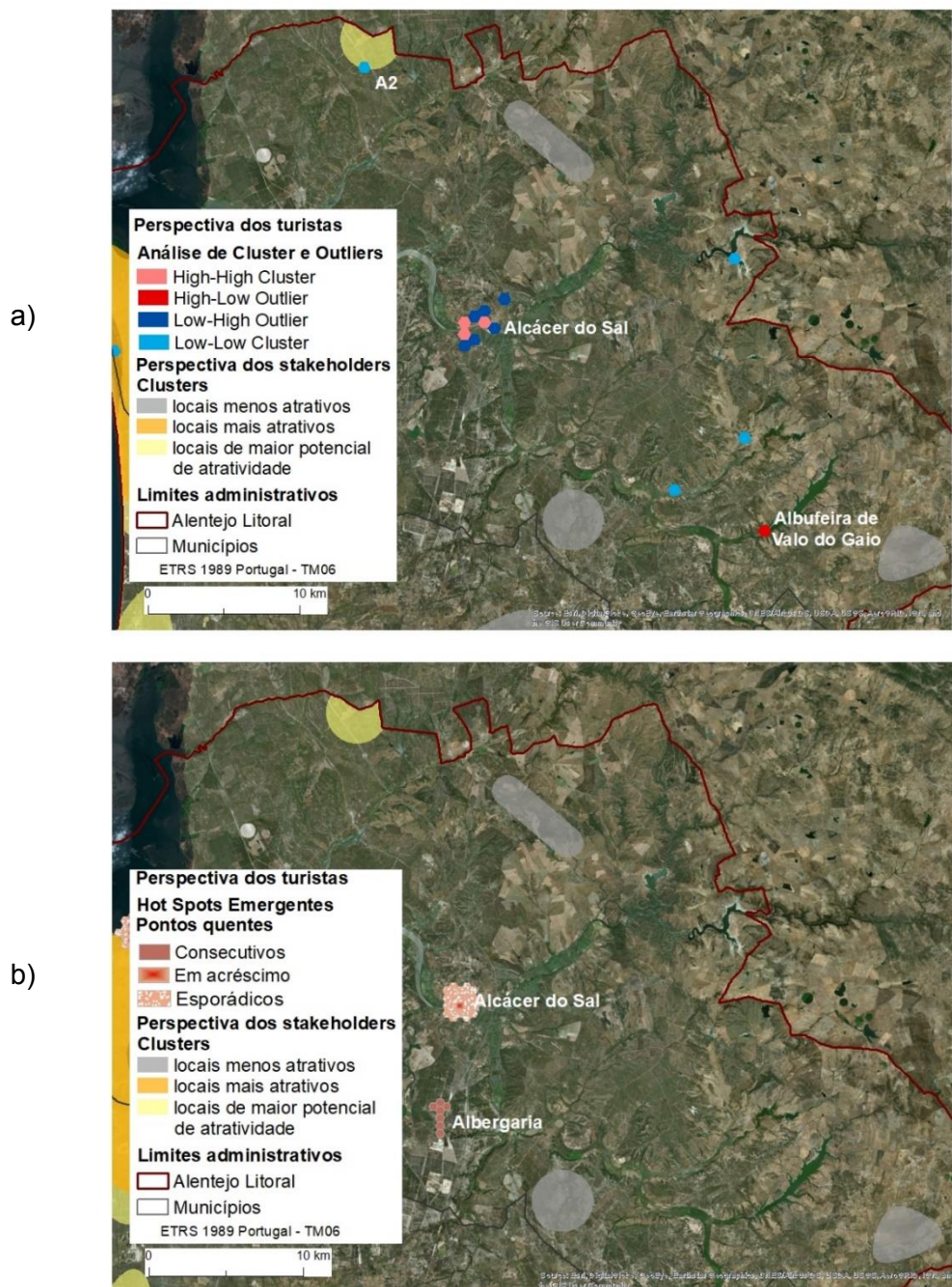


Figura 6.44 - Comparação entre as perspetivas dos *stakeholders* e as percepções dos turistas no município de Alcácer do Sal, a) ACO (Flickr) e b) APQE (Flickr),

Observando o interior do município de Grândola, presente na Figura 6.45 e Figura 6.46 a) e b) podemos observar apenas um *cluster* identificado como local menos atrativo pelos *stakeholders*, que se prolonga desde a este da vila de Grândola até ao limite administrativo do Alentejo Litoral (Figura 6.45).



Figura 6.45 - Comparação entre as perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas (ACO – Panorâmio), município de Grândola

Quanto às perceções dos turistas, representadas na ACO, tanto para a amostra do Flickr como do Panorâmio, revelam uma unidade hexagonal que recai sobre a área identificada como menos atrativa pelos decisores, no entanto esse local corresponde a uma estação de serviço na A2 (Figura 6.46 a)). Na APQE apenas é identificada a vila de Grândola, não sendo este local identificado em nenhuma das categorias de *clusters* pelos *stakeholders* (Figura 6.46 b)).

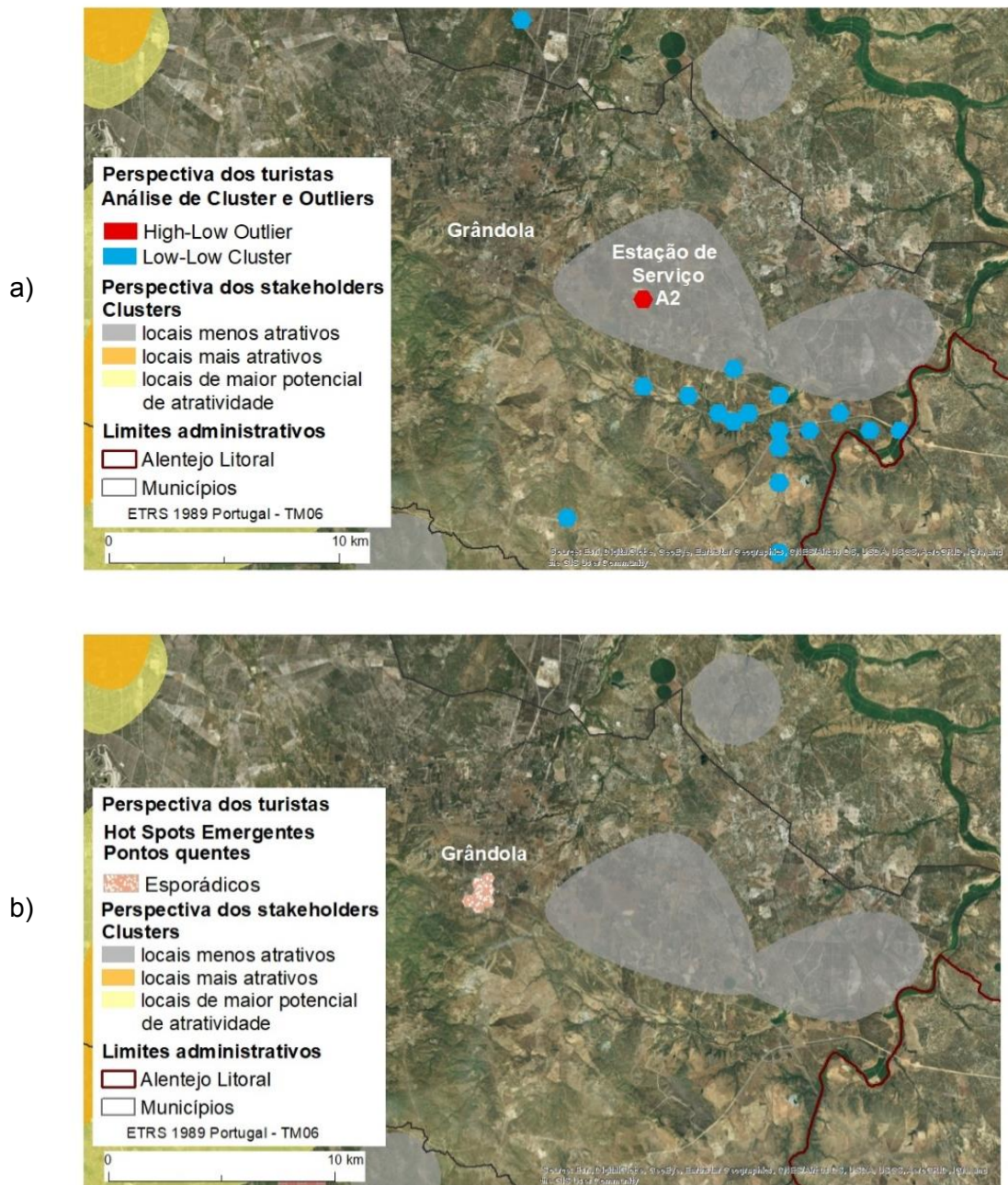


Figura 6.46 - Comparação entre as perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas no município de Grândola, a) ACO (Flickr) e b) APQE (Flickr)

No interior do município de Grândola os *stakeholders* apenas identificam locais menos atrativos, surgindo dois *clusters* designados Doroeria e São Domingos (Figura 6.47).

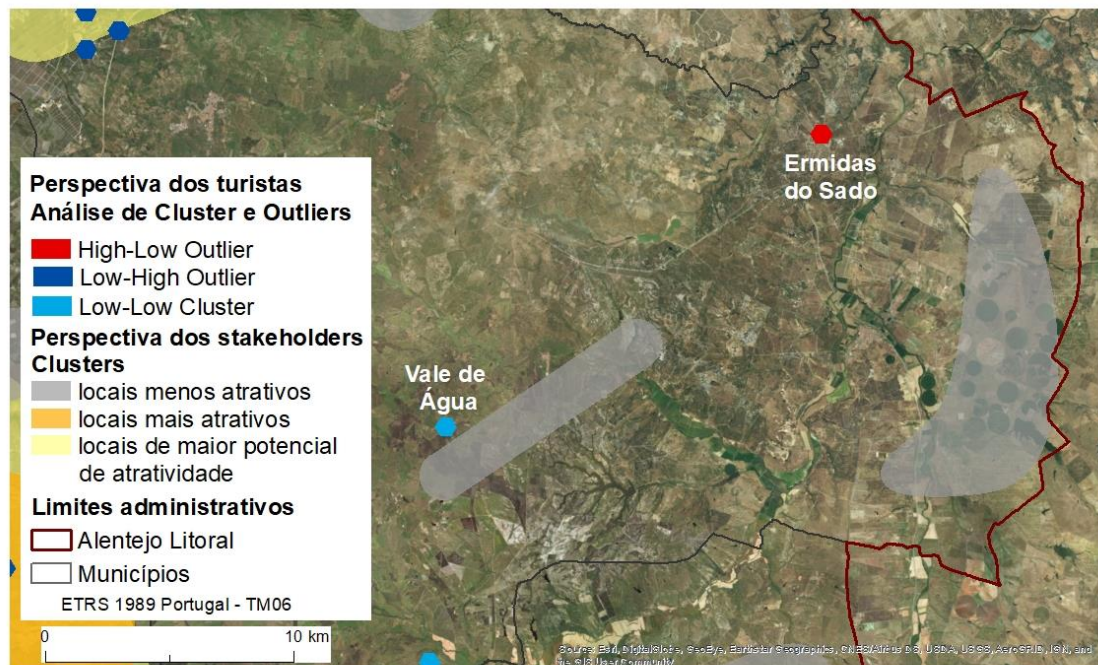


Figura 6.47- Comparação entre as perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas (ACO - Panorâmio) no município de Santiago do Cacém.

O *cluster* localizado a este (Doroeria), apesar não ser considerado atrativo pelos turistas, apresenta alguns locais nas proximidades, ainda que pontuais, considerado atrativos pelos turistas, com é o caso de Alvalade e Ermidas do Sado (Figura 6.48). No segundo cluster, ao qual foi dado o nome de São Domingos, é possível verificar que existe sobreposição e uma unidade hexagonal considerada atrativa pelos turistas, ainda que comparativamente a outros locais, registe menos fotografias. Além disso, este *cluster* encontra-se rodeado de locais pouco fotografados, ainda que de forma dispersa. Na análise de APQE, não foi registado nenhum local atrativo por parte dos turistas.

Por último, no interior do município de Odemira merece destaque, o *cluster* que identifica a perspetiva dos *stakeholders* quanto aos locais menos atrativos, que ocupa grande parte do interior do município (Figura 6.49). A área abrangida por este *cluster*, perto da Barragem de Santa Clara-a-Velha, encontra-se parcialmente sobreposta por outro *cluster* que identifica locais com maior potencial de atratividade segundo decisores.

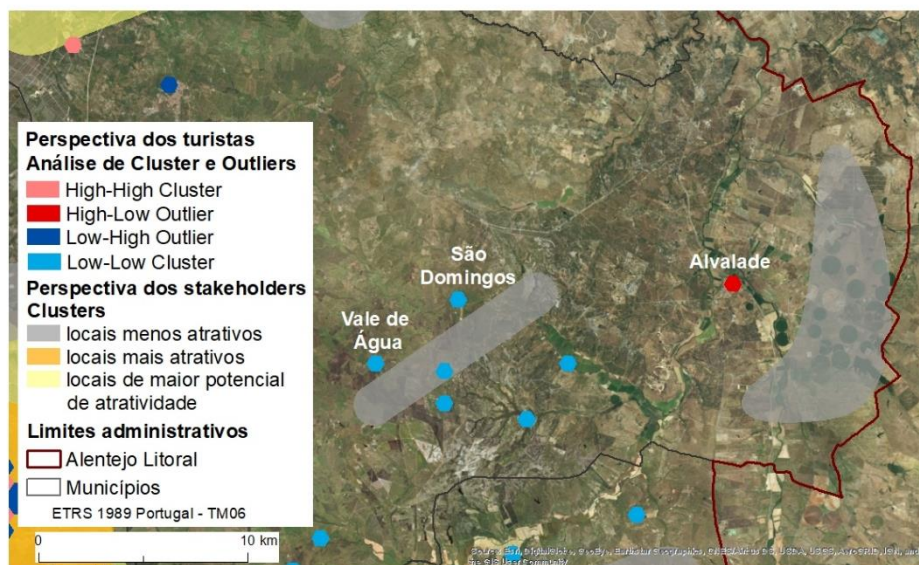
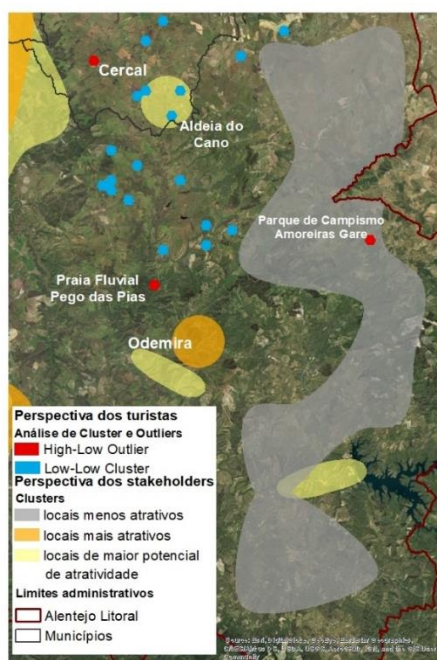


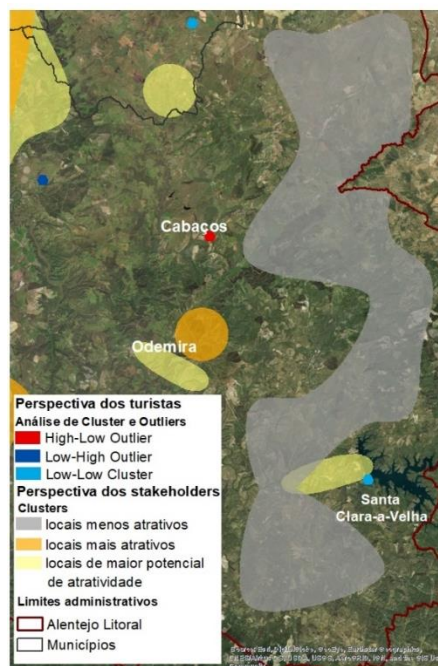
Figura 6.48 - Comparação entre as perspetivas dos *stakeholders* e as perceções dos turistas (ACO - Flickr) no município de Santiago do Cacém.

Das 3 análises que representam as perceções dos turistas, apenas na ACO (efetuada através da amostra do Panorâmio), é revelado um local identificado como atrativo, sobreposto com a área identificada pelos decisores como menos atrativa. Esse local corresponde a um parque de Campismo em Amoreiras Gare (Figura 6.49 a)).

Ainda no município de Odemira surgem outros dois *clusters* originados a partir das perspetivas dos *stakeholders*: um que recai sobre a vila de Odemira, considerado um local com potencial de atratividade e o outro a nordeste de Odemira, considerado um local atrativo, abrangendo a localidade de Nascedios (Figura 6.49 b)).



a)



b)



c)

Figura 6.49 - Comparação entre as perspetivas dos stakeholders e as perceções dos turistas no interior do município de Odemira, a) ACO (Panoramio), b) ACO (Flickr) e c) APQE (Flickr)

No entanto, segundo as perceções dos turistas, não existe nenhum registo de local atrativo para as áreas assinaladas pelos decisores. Os turistas, por outro lado

registram 2 locais pontuais de elevada atratividade, no entanto isolados de outros locais igualmente atrativos (HL outliers): a praia fluvial de Pego das Pias, a noroeste de Odemira e a localidade de Cabaços, localizada a norte de Odemira. Além destes dois locais, a APQE (Figura 6.49 c)). identifica ainda uma área mais abrangente com pontos quentes emergentes do tipo consecutivos na localidade de Nave Redonda.

Em suma, os locais identificados pelos decisores como menos atrativos localizam-se sobretudo no interior da sub-região, sendo uma das áreas menos atrativas o interior do município de Odemira. Contudo, também surgem *clusters* junto ao litoral, considerados pouco atrativos, correspondendo à área litoral do município de Santiago do Cacém e a área industrial em torno da cidade de Sines, principalmente a área a sul.

Os *clusters* originados a partir dos locais identificados pelos decisores como atrativos, apresentam semelhanças à área abrangida pelos *clusters* que representam os locais de maior potencial de atratividade. Na realidade, a área abrangida pelos *clusters* atrativos é em geral menor. No entanto, os *clusters* categorizados com maior potencial de atratividade, apresentam uma abrangência e área semelhante, mas com maior cobertura do interior da sub-região.

Existem alguns pontos de interesse, que surgem nas 3 análises realizadas para representar os locais mais atrativos para os turistas: Alcácer do Sal, Carrasqueira, Badoca Safari Park, Sines (centro), Porto Covo, Vila Nova de Milfontes e Cabo Sardão (Anexo 78). Entre os locais referidos, os únicos que coincidem com locais também identificados como atrativos pelos decisores são a Carrasqueira, Porto Covo e Vila Nova de Milfontes (Anexo 78).

No entanto, existe um reconhecimento por parte dos decisores de locais com maior potencial, mas que os mesmos não referem como atrativos, como por exemplo: Palma (Alcácer do Sal), Badoca Safari Park, Aldeia de Santo André, Vila Nova de Santo André, Costa de Santo André, Aldeia do Cano, São Francisco da Serra e Santa Clara a Velha. É interessante constatar que a maioria dos locais

considerados com potencial de atratividade, mas que não são considerados atrativos, não se situam na linha de costa. Destes locais, os únicos que não apresentam qualquer registo de atratividade por parte dos turistas são Vila Nova de Santo André e a Costa de Santo André.

Por outro lado, também se registam locais identificados pelos decisores como atrativos, mas para o qual não surgem resultados estatisticamente significativos em nenhuma das análises realizadas para representar as perceções dos turistas, tais como: Costa de Santo André, Sines (área industrial/ sul), Odemira e Almogrove (Anexo 78).

Existem ainda outros locais, onde as perspetivas / perceções de decisores e turistas não convergem. São 4 os pontos de interesse identificados como menos atrativos pelos decisores, que se revelaram atrativos nas perceções dos turistas. Na amostra de dados do Flickr, o interior do município de Grândola regista na localidade de Cadoços, uma célula assinalada como HL *outlier*, ou seja, um padrão disperso, onde locais assinalados com valores elevados de fotografias se encontram rodeados de locais pouco fotografados. Perto desta localidade, em torno da A2 e do IC1, surgem várias unidades hexagonais do tipo LL *cluster*, locais menos fotografados, rodeados de outros locais, também eles pouco fotografados.

No município de Santiago do Cacém, os resultados da ACO para a amostra do Panoramio e do Flickr, evidenciam *clusters* do tipo LL nas localidades de São Domingos e Vale de Água, local identificado pelos decisores como menos atrativo, mas em que se registam por parte dos turistas vários locais com valores baixos de fotografias. (Anexo 78).

Por último, no município de Odemira surge uma unidade hexagonal do tipo HL *Outlier* em Amoreiras-Gare na área que corresponde a um Parque de Campismo. Este é um local bastante fotografado, mas rodeado de locais pouco fotografados, no entanto encontra-se abrangido pela área identificada pelos *stakeholders* como menos atrativa. Apesar dos locais referidos serem identificados pelos

decisores como menos atrativo, estes revelam resultados estatisticamente significativos quanto aos turistas, principalmente locais que registam valores elevados de fotos, mas que se encontram rodeados de locais pouco fotografados (*outliers* do tipo HL) e locais poucos fotografados, mas rodeados de outros locais também pouco fotografados (*clusters* do tipo LL) (Anexo 78).

7. Conclusões

A presente dissertação tirou partido, das fotos *geotagged* tiradas por turistas e partilhadas nas redes sociais (Flickr e Panoramio), durante as suas visitas à sub-região Alentejo Litoral entre os anos de 2006 e 2017. Os dados extraídos destas redes sociais, podem fornecer informação valiosa na identificação dos locais mais procurados pelos turistas, com aplicações uteis para o planeamento e gestão da atividade turística.

Existem motivos para acreditar, na viabilidade das fotografias *geotagged* na indicação das preferências dos turistas, uma vez que as pessoas são propensas a partilhar fotos que são da sua preferência. As fotografias, transmitem as emoções e as perspetivas de pessoas, desempenhando um papel importante na imagem do turismo. Quando um turista tira uma foto, o valor dado ao que é fotografado é declaradamente expresso.

As fotografias *geotagged* provenientes de redes sociais, oferecem novas oportunidades para a ciência geográfica. Estas preenchem uma lacuna das fontes de informação em turismo, permitindo aceder a informação desconhecida e complementar estatísticas oficiais. As principais vantagens destas novas fontes de informação, estão relacionadas com o facto de permitirem aceder a fotografias georreferenciadas, com livre acesso e alta resolução espacial e temporal. Além disso as redes sociais apresentam elevados níveis de participação e quantidade de utilizadores, associando o conceito de redes sociais e *big data*.

As redes sociais Panoramio e Flickr apresentam semelhanças e diferenças. Quanto ao seu conteúdo, a extinta rede social Panoramio foca-se mais na “exploração do mundo” sendo obrigatório atribuir uma localização à fotografia. O conteúdo presente na rede social Flickr, apesar de semelhante integra vários temas e não é necessário atribuir uma localização. A informação que é possível extrair destas redes sociais é em geral semelhante. A maior vantagem da utilização da rede social Flickr é a sua componente temporal, que permite um

nível de precisão maior, uma vez que fornece a hora a que a fotografias foi colocada *online*. Atualmente, as funcionalidades das redes sociais estão incorporadas em aplicativos móveis, tornando os *smartphones* os mais importantes dispositivos da social media. Alguns sites, incluindo o Flickr, permitem que as imagens sejam partilhadas *online* pouco tempo depois de tiradas.

No início desta análise, foram utilizadas mais de 15 000 fotografias da rede social Flickr e 16 000 fotografias do Panoramio, que reduziram o seu número através do processo de diferenciação de fotografias de turistas e locais. No caso do Flickr foram contabilizadas 4 596 fotos de turistas, enquanto a amostra do Panoramio contabilizou 5 264 fotografias. A análise da estatística de tendência geral de *clustering* considerou ambas as amostras aptas para análise espacial e que não resultam de um processo aleatório.

É preciso ter presente que existem limitações neste tipo de informação. Um dos principais problemas está relacionado com o facto, dos utilizadores das redes sociais não representam todos os turistas, mas aqueles que decidiram partilhar as suas fotografias nas redes sociais. Seria interessante em trabalhos futuros perceber quais as características dos utilizadores das respetivas redes sociais, de forma a traçar perfis de turistas mais rigorosos.

Apesar da maioria das pessoas tirar fotografias quando viaja, apenas uma minoria publica as suas fotografias. Vários autores referem que nem todos os turistas utilizam as redes sociais em causa, e dentro dos que utilizam, existem diferentes intensidades de utilização, consoante os utilizadores, factos que tornam a informação tendenciosa. Além disso, em outros tipos de turismo, os locais de maior atratividade podem ser locais menos fotogénicos ou em que não é permitido fotografar (e.g. centros comerciais), tornando a informação menos precisa.

No caso do Alentejo Litoral, a maioria dos recursos turísticos ou locais de maior potencialidade turística, não apresentam este tipo de constrangimento. Os locais considerados mais atrativos nesta dissertação remetem a praias e centros

urbanos do litoral, principalmente entre Sines e Porto Covo, onde existe maior densidade de fotografias. Por outro lado, surgem também locais no interior da sub-região, que correspondem a pequenas localidades, alojamentos rurais e até uma praia fluvial. A norte de Sines, destaca-se Troia e a Carrasqueira como os locais mais atrativos. A sul de Sines, além dos locais referidos, merece destaque a área entre a Zambujeira do Mar e Odeceixe, e particularmente o Cabo Sardão.

Numa fase de exploração inicial dos dados, as fotografias foram segmentadas por meses, constata-se a sazonalidade típica de destinos balneares, confirmando que a maioria das fotografias foram carregadas nas redes sociais nos meses de verão. Esta tendência é confirmada na análise de pontos quentes emergentes, onde o padrão espaço-temporal, evidencia maior sazonalidade em locais próximos do litoral, sobretudo a sul, sendo exemplos disso, Troia, Comporta e o Badoca Safari Park. O município de Odemira é o que apresenta menor sazonalidade, principalmente o Cabo Sardão; entre a Azenha do Mar e Odeceixe e ainda no interior do município na localidade de Nave Redonda, onde o padrão temporal se revela maioritariamente consecutivo. No entanto, é necessário considerar, que a data do carregamento das fotografias pode não coincidir com a data de visita do destino. No entanto o número elevado de fotografias nos meses de verão verifica-se em ambas as amostras (Flickr e Panoramio).

Analisando de forma geral o comportamento das duas amostras ao longo das várias análises, a maior semelhança corresponde à localização de um maior número de fotografias ao longo do litoral. A maior diferença, relaciona-se com a propensão existente na amostra de fotos do Flickr, em as fotos se localizarem ao longo de vias de comunicação, tais como a A2 e a IC1.

Na última parte desta dissertação foi realizada a análise de *stakeholders*, onde foram consideradas as perspetivas de 3 grupos de *stakeholders*: órgãos públicos; promotores de turismo e empresários e turistas. A avaliação realizada juntou em um único grupo (decisores), órgãos públicos e promotores de turismo e empresários. Para o efeito foram confrontados os locais mais e menos atrativos

na perspetiva dos decisores, com as perceções dos locais mais atrativos para os turistas considerados através da análise das fotografias *geotagged* presentes nas redes sociais.

De forma geral, os locais considerados mais atrativos pelos decisores, verificam-se igualmente atrativos nas análises realizadas às fotografias dos turistas. As opiniões coincidem principalmente em locais do litoral, onde existe maior potencial turístico na sub-região, como por exemplo: Porto Covo, Vila Nova de Milfontes, Carrasqueira e Troia. Outros locais revelam-se subvalorizados pelos decisores quando comparado com as perceções dos turistas, principalmente em pequenas localidades do interior do Alentejo Litoral, em particular nos municípios de Odemira e Santiago do Cacém. Os casos mais perceptíveis são a cidade de Alcácer do Sal, o centro da cidade de Sines e o Cabo Sardão. Por outro lado, existem locais que os decisores consideram atrativos, mas que não apresentam resultados estatisticamente significativos nas perceções dos turistas. Alguns dos locais exemplos do referido são: Melides, Costa de Santo André, Vila Nova de Santo André, Sines (sul/ área industrial) e Odemira.

É de salientar que os decisores destacam potencialidade de atracção turística em alguns locais que não consideram atrativos, como é o caso de Comporta, Badoca Safari Park, Aldeia de Santo André, Vila Nova de Santo André, Aldeia do Cano, São Francisco da Serra e Santa Clara-a-Velha. Quando aos locais menos atrativos, os decisores consideram maioritariamente, locais do interior da sub-região, principalmente no concelho de Odemira. A opinião dos decisores diverge em locais como a como a Costa de Santo André e a envolvente da cidade de Sines. Alguns consideram estes locais potencialmente atrativos e outros categorizam como menos atrativos.

Entre os locais referidos pelos decisores como de menor atratividade, apenas uma minoria coincide com as perceções dos turistas, como é o caso de Cadoços (Grândola), São Domingos e Vale de Água (Santiago do Cacém) e Amoreiras Gare (Odemira).

Seria interessante integrar na análise de *stakeholders* as percepções da população local, de forma a tornar a análise de mais rigorosa. Além disso, poderia ser aliciante avaliar se os locais mais fotografados pelos turistas, coincidem com a localização de maior oferta de empreendimentos turísticos. Neste trabalho, surgiram alguns locais no interior com valores elevados, mas de forma isolada, coincidindo com a localização de empreendimentos turísticos rurais. Seria interessante perceber se esta tendência se verifica em outras áreas, e se existe alguma relação entre locais com maior oferta de alojamento e locais mais fotografados, ou se por outro lado, as fotografias estão mais relacionadas com as atrações locais ou a fotogenia dos próprios locais. A Carrasqueira, por exemplo, pode usufruir da proximidade a Troia e tornar-se um local atrativo de visitar/ fotografar, mas não um local para estadias mais alargadas.

A utilização deste tipo de informação, em locais de turismo costeiro e em áreas sensíveis do território, como o Parque Natural do Sudoeste Alentejano e Costa Vicentina, pode trazer benefícios em termos de planeamento e conservação dos locais, permitindo controlar a capacidade de carga e gerir impactos.

Além de identificar locais onde existe maior procura, é também possível conhecer os horários de maior atratividade e verificar a presença ou não de sazonalidade. Este conhecimento, permite uma gestão mais eficiente de equipamentos associados à atividade turística e uma escolha inteligente na localização de equipamentos e negócios relacionados.

Em suma, é inegável as vantagens que as fotografias *geotagged* provenientes das redes sociais podem ter na Geografia como fonte de informação, com evidentes potencialidades quando aplicada à atividade turística.

Bibliografia

Aldstadt, J. (2010). Spatial Clustering. *Handbook of Applied Spatial Analysis*, 279–300. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_15

Andrienko, G., Andrienko, N., Bak, P., Kisilevich, S., & Keim, D. (2009). Analysis of community-contributed space- and time- referenced data by example of Panoramio photos. *Acm Gis '09*, 1–7. <https://doi.org/10.1145/1653771.1653866>

Andrienko, N., & Andrienko, G. (2006). Exploratory analysis of spatial and temporal data. A systematic approach, Springer-, 17–10.

Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>

Anselin, L. (1996). The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. In *Spatial Analytical Perspective on GIS* (4th ed., pp. 111–125). London: Francis, Taylor &.

Anselin, L. (1999). Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications*, 1, 253–266. Retrieved from http://www.geos.ed.ac.uk/~gisteac/gis_book_abridged/files/ch17.pdf

Anselin, L., & Bao, S. (1997). Exploratory Spatial Data Analysis Linking SpaceStat and ArcView. *Recent Developments in Spatial Analysis*, (February 2016). <https://doi.org/10.1007/978-3-662-03499-6>

Antoniou, V., Morley, J., & Haklay, M. (2010). Web 2.0 geotagged photos: Assessing the spatial dimensions of the phenomenon. *Geomatica*, 64(1), 99–110.

Araujo, L. M. (2008). Análise de stakeholders para o turismo sustentável. *Caderno Virtual de Turismo*, 8(1), 91–99.

Barretto, M. (2009). *Planeamento Responsável do Turismo* (Coleção Tu). Campinas, SP: Papirus Editora.

Boavida-Portugal, I. S. e S. (2016). Exploring tourism system dynamics: Agent-based modelling (ABM) as a tool for tourism research. Tese de Doutoramento em Geografia, especialidade de Ciências da Informação Geográfica. Instituto de Geografia e Ordenamento do Território - Universidade de Lisboa.

Brunsdon, C. (1995). Estimating probability surfaces for geographical point data: an adaptive Kernel algorithm. *Computers & Geosciences*, 21, 877–894.

Brunsdon, C., & Charlton, M. (2000). *Qualitative Geography*.

Buhalis, D., & Amaranggana, A. (2014). Smart tourism destinations. *Proceedings of the International Conference: Information and Communication Technologies in Tourism*, 553–564. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-03973-2>

Buhalis, D., & Law, R. (2008). Progress in tourism management. Twenty years on and 10 years after the internet: The state of eTourism research. *Tourism Management Reviews*, (852).

Câmara, G., Monteiro, A. M., Fucks, S. D., & Carvalho, M. S. (2008). *Spatial Analysis and GIS: A Primer*. Image Processing Division, National Institute for Space Research (INPE), 1–30.

Cañizares, S. M. S., Castillo, A. M. C., & Núñez, M. N. T. (2015). Stakeholders' perceptions of tourism development in Cape Verde, Africa. *Current Issues in Tourism*, 19(10), 966–980. <https://doi.org/10.1080/13683500.2015.1008428>

Chareyron, G., Da-Rugna, J., & Raimbault, T. (2014). Big data: A new challenge for tourism. *2014 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, (figure 1), 5–7. <https://doi.org/10.1109/BigData.2014.7004475>

Charlton, M. E. (2008). Quantitative methods and geographic information systems. In J. P. W. & A. S. Fotheringham (Ed.), *The Handbook of Geographic Information Science* (pp. 380–392). Blackwell Publishing.

Coelho, A. D. (2010). Análise do Planeamento e da Gestão Turística: caso de estudo do Concelho de Odemira. Dissertação de Mestrado em Gestão do Território. Faculdade de Ciências Sociais e Humanas - Universidade Nova de Lisboa.

Comissão de Coordenação e Desenvolvimento Regional do Alentejo (2013) Plano de Ação Regional Alentejo 2020. Acedido a março de 2018.

Comissão de Coordenação e Desenvolvimento Regional do Alentejo, (2010), Plano Regional de Ordenamento do Território do Alentejo, PROTA. Descarregado em março, 2018. Disponível em: http://webb.ccdra.gov.pt/docs/ordenamento/RCM_53-2010_2Ago.pdf

Crampton, J. W., Graham, M., Poorthuis, A., Shelton, T., Stephens, M., Wilson, M. W., & Zook, M. (2013). Beyond the Geotag: situating “Big Data” and Leveraging the Potential of the Geoweb. *Cartography and Geographic Information Science*, 40(2), 130–139. <https://doi.org/10.1080/15230406.2013.777137>

Crandall, D. J., Backstrom, L., Huttenlocher, D., & Kleinberg, J. (2009). Mapping the world's photos. *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web - WWW '09*, 761. <https://doi.org/10.1145/1526709.1526812>

Crespo, Á. H., Gutiérrez, H. S. M., & Mogollón, J. M. H. (2015). Perceived influence on behavior of user-generated content on social network sites: An empirical application in the hotel sector. *Revista Española de Investigación En Marketing ESIC*, 19(1), 12–23. <https://doi.org/10.1016/j.reimke.2014.09.001>

Dixon, P. M. (2001). Ripley ' s K function. *Statistics Preprints*, (December), 1–16.

Donaire, J. A., Camprubí, R., & Galí, N. (2014). Tourist clusters from Flickr travel photography. *Tourism Management Perspectives*, 11, 26–33. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2014.02.003>

Encalada, L. V. E. (2016). 'Big Data' e Redes Sociais na Análise Espacial de Padrões Turísticos em Contexto Urbano. O caso de Lisboa. Dissertação de Mestrado em Sistemas de Informação Geográfica e Modelação Territorial Aplicados ao Ordenamento. Instituto de Geografia e Ordenamento do Território - Universidade de Lisboa.

Fatanti, M. N., & Suyadnya, I. W. (2015). Beyond User Gaze: How Instagram Creates Tourism Destination Brand? *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 211, 1089–1095. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.145>

Fazenda, N. (2016), *Estratégia para o Turismo 2027- Laboratório Estratégico do Alentejo*. Acedido em março de 2018.

Fischer, M. M. (1999). Spatial analysis: Retrospect and prospect. *Geographical Information Systems 2nd Edition*, 283–292. Retrieved from http://www.geos.ed.ac.uk/~gisteac/gis_book_abridged/files/ch19.pdf

Fotheringham, A., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2000). *Quantitative geography: Perspectives on spatial data analysis*. SAGE Publications.

García-Palomares, J. C., Gutiérrez, J., & Mínguez, C. (2015). Identification of tourist hot spots based on social networks: A comparative analysis of European metropolises using photo-sharing services and GIS. *Applied Geography*, 63, 408–417. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.08.002>

Gatrell, A. C., Bailey, T. C., Diggle, J. D., & Rowlingson, B. S. (1996). Spatial point pattern analysis and its application in geographical epidemiology. *Trans. Inst. Br. Geogr.*, 21(1), 256–274. Retrieved from http://saturn.bids.ac.uk/cgi-bin/ds_deliver/1/u/d/ISIS/16784945.1/rgs/tibg/1996/00000021/00000001/art00016/23165A229485FE85111150761334B5F7D4005631CC.pdf?link=http://www.ingentaconnect.com/error/delivery&format=pdf

Gavric, K. D., Culibrk, D. R., Lugonja, P. I., Mirkovic, M. R., & Crnojevic, V. S. (2011). Detecting attractive locations and tourists' dynamics using geo-referenced images. 10th International Conference on Telecommunications in

Modern Satellite, Cable and Broadcasting Services, TELSIKS 2011, 208–211.
<https://doi.org/10.1109/TELSKS.2011.6112035>

Getis, A. (1999). Spatial statistics. In R. D. Longley P, Goodchild M, Maguire D (Ed.), *Geographical Information Systems Principles. Techniques, Management and Applications* (pp. 239–252). John Wiley and Sons.

Getis, A., & Aldstadt, J. (2004). Constructing the Spatial Weights Matrix Using a Local Statistic. *Perspectives on Spatial Data Analysis. Geographical Analysis*, 36(2), 147–163. https://doi.org/10.1007/978-3-642-01976-0_11

Gibin, M., Longley, P., & Atkinson, P. (2007). Kernel Density Estimation and Percent Volume Contours in General Practice Catchment Area Analysis in Urban Areas. In A. C. Winstanley (Ed.), *GISRUK 2007 Proceedings of the Geographical Information Science Research Uk Conference* (pp. 270–276). Maynooth, Ireland. Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.228.9937&rep=rep1&type=pdf#page=63>

Gilbert, R. O. (1987). *Statistical Methods for Environmental Pollution Monitoring*. <https://doi.org/10.2307/1270090>

Girardin, F., Dal Fiore, F., Ratti, C., & Blat, J. (2008). Leveraging explicitly disclosed location information to understand tourist dynamics: A case study. *Journal of Location Based Services*, 2(1), 41–56. <https://doi.org/10.1080/17489720802261138>

Goodchild, M. F. (2007a). Assertion and Authority: the Science User- Generated Geographic Content. *Proceedings of the Colloquium for Andrew U. Frank's 60th Birthday*, 1–18.

Goodchild, M. F. (2007b). Citizens as Voluntary Sensors: Spatial Data Infrastructure in the World of Web 2.0. *International Journal of Spatial Data Infrastructures Research*, 2, 24–32. <https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2011.12.005>

Goodchild, M. F., & Haining, R. P. (2004). GIS and spatial data analysis: Converging perspectives. *Papers in Regional Science*, 83(1), 363–385. <https://doi.org/10.1007/s10110-003-0190-y>

Goodchild, M. F., & Li, L. (2012). Assuring the quality of volunteered geographic information. *Spatial Statistics*, 1, 110–120. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2012.03.002>

Hays, S., Page, S. J., & Buhalis, D. (2013). Social media as a destination marketing tool: Its use by national tourism organisations. *Current Issues in Tourism*, 16(3), 211–239. <https://doi.org/10.1080/13683500.2012.662215>

Hollenstein, L., & Purves, R. (2010). Exploring place through user-generated content: Using Flickr to describe city cores. *Journal of Spatial Information Science*, 1(1), 21–48. <https://doi.org/10.5311/JOSIS.2010.1.3>

Hope, A. C. A. (1968). A Simplified Monte Carlo Significance Test Procedure. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 30(3), 582–598.

Hubert, L. J., Golledge, R. G., & Costanzo, C. M. (1981). Generalized Procedures for Evaluating Spatial Autocorrelation. *Geographical Analysis*, 13(3), 224–233. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1981.tb00731.x>

Jankowski, P., Andrienko, N., Andrienko, G., & Kisilevich, S. (2010). Discovering Landmark Preferences and Movement Patterns from Photo Postings. *Transactions in GIS*, 14(6), 833–852. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9671.2010.01235.x>

García-Palomares, C., Gutiérrez, J., & Mínguez, C. (2015). Identification of tourist hot spots based on social networks: A comparative analysis of European metropolises using photo-sharing services and GIS. *Applied Geography*, 63, 408–417. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.08.002>

Kádár, B. (2014). Measuring tourist activities in cities using geotagged photography. *Tourism Geographies*, 16(1), 88–104. <https://doi.org/10.1080/14616688.2013.868029>

Kádár, B., & Gede, M. (2013). Where Do Tourists Go? Visualizing and Analysing the Spatial Distribution of Geotagged Photography. *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, 48(2), 78–88. <https://doi.org/10.3138/carto.48.2.1839>

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>

Khaliq, M. ., Ouarda, T. B. M. ., Gachon, P., Sushama, L., & A., S.-H. (2009). Identification of hydrological trends in the presence of serial and cross correlations: a review of selected methods and their application annual flow regime of Canadian rivers. *Journal of Hydrology*, 369, 117–130.

Kiráľová, A., & Pavlíčka, A. (2015). Development of Social Media Strategies in Tourism Destination. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 175, 358–366. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.1211>

Kisilevich, S., Krstajic, M., Keim, D., Andrienko, N., & Andrienko, G. (2010). Event-based analysis of people's activities and behavior using Flickr and Panoramio geotagged photo collections. *Proceedings of the International Conference on Information Visualisation*, 289–296. <https://doi.org/10.1109/IV.2010.94>

Koerbitz, W., Önder, I., & Hubmann-haidvogel, A. C. (2013). Identifying Tourist Dispersion in Austria by Digital Footprints. *Information and Communication Technologies in Tourism 2013*, 495–496. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-36309-2>

Lee, G., Yamada, I., & Rogerson, P. (2010). *Handbook of Applied Spatial Analysis*, 135–136. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7>

Lee, J., & Wong, D. W. S. (2001). *Statistical Analysis with ArcView GIS*. New York: John Wiley & Sons.

Li, S., Dragicevic, S., Castro, F. A., Sester, M., Winter, S., Coltekin, A., ... Cheng, T. (2016). Geospatial big data handling theory and methods: A review and research challenges. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 115, 119–133. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.10.012>

Lo, I. S., McKercher, B., Lo, A., Cheung, C., & Law, R. (2011). Tourism and online photography. *Tourism Management*, 32(4), 725–731. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2010.06.001>

Marujo, M. N., & Carvalho, P. C. (2010). Turismo, planeamento e desenvolvimento sustentável. *Turismo & Sociedade*, 3(2), 147–161.

Matos, J. (2011). *Fundamentos de Informação Geográfica (6o)*. Lisboa: Lidel.

Milheiro, E., Dinis, G., & Correia, E. (2010). O papel do Observatório do Turismo na operacionalização de competências da Entidade Regional de Turismo do Alentejo. II Seminário de I&DT - Consolidar o Conhecimento, Perspectivar o Futuro, 1. Retrieved from <https://comum.rcaap.pt/handle/10400.26/2053>

Miller, H. J. (2004). Tobler's first law and spatial analysis. *Annals of the Association of American Geographers*, 94(2), 284–289. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2004.09402005.x>

Moniz, A. I. D. S. A. (2006). *A sustentabilidade do turismo em ilhas de pequena dimensão: o caso dos Açores*. Doutoramento em Ciências Económicas e Empresariais na Especialidade de Desenvolvimento Económico e Social e Economia Pública.

O'Reilly, Tim. (2005). "What Is Web 2.0." O'Reilly Media. <http://oreilly.com/pub/a/web2/archive/what-is-web-20.html>

O'Sullivan, D., & Unwin, D. J. (2010). *Geographic Information Analysis* (Second Edi). Hoboken, New Jersey: JOHN WILEY & SONS, INC. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-22789-4>

Ord, J. K., & Getis, A. (1995). Local Spatial Autocorrelation Statistics: Distributional Issues and an Application. *Geographical Analysis*, 27(4), 286–306. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>

Palma, P. M. J. (2010). Modelação da distribuição e comportamento da população turista no apoio ao planeamento de emergência. In *Actas do XII Colóquio Ibérico de Geografia* (Vol. 2, pp. 1–22). Porto: Faculdade de Letras (Universidade do Porto).

Pinheiro, A., Graciano, R., & Severo, D. (2013). Tendencias das séries temporais de precipitação da região sul do Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 28(3), 281–290. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1590/S0102-77862013000300005>

Scherer, M. (2013). Gestão de Praias no Brasil: Subsídios para uma Reflexão. *Revista de Gestão Costeira Integrada*, 13(1), 3–13. <https://doi.org/10.5894/rgci358>

Scott, L. M., & Janikas, M. V. (2010). *Handbook of Applied Spatial Analysis*, 27–41. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7>

Silva, C. P. (2002). Integração de estudos de percepção da paisagem e imagens digitais na definição da capacidade de carga de praias: O troço litoral S. Torpes – Ilha do Pessegueiro. Faculdade de Ciências Sociais e Humanas da Universidade Nova de Lisboa.

Simões et al.,(2015) Plano Operacional Estratégico para o Turismo “Sol e Mar” no Alentejo Litoral. Acedido a março de 2018.

Straumann, R. K., Çöltekin, A., & Andrienko, G. (2014). Towards (Re)Constructing Narratives from Georeferenced Photographs through Visual

Analytics. *The Cartographic Journal*, 51(2), 152–165.
<https://doi.org/10.1179/1743277414Y.0000000079>

Su, S., Wan, C., Hu, Y., & Cai, Z. (2016). Characterizing geographical preferences of international tourists and the local influential factors in China using geo-tagged photos on social media. *Applied Geography*, 73, 26–37.
<https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.06.001>

Sui, D., & Goodchild, M. (2011). The convergence of GIS and social media: Challenges for GIScience. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(11), 1737–1748. <https://doi.org/10.1080/13658816.2011.604636>

Sui, D., Goodchild, M., & Elwood, S. (2013). Volunteered Geographic Information, the Exaflood, and the Growing Digital Divide. In *Crowdsourcing Geographic Knowledge: Volunteered Geographic Information (VGI) in Theory and Practice* (pp. 1–12). <https://doi.org/10.1007/978-94-007-4587-2>

Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography, Supplement: Proceedings. International Geographical Union. Commission on Quantitative Methods*, 46(2), 234–240.

Turismo de Portugal I.P. (2013). Plano Estratégico Nacional do Turismo 2013-2015 (PENT). Acedido em março de 2018, disponível em http://www.turismodeportugal.pt/Portugu%C3%AAs/ProTurismo/pol%C3%ADtica%20estrat%C3%A9gicas/Documents/PENTurismo_07out%2714_WEB.pdf

Turismo de Portugal I.P. (2014) Produtos Estratégicos Para o Desenvolvimento do Turismo em Portugal, Sol e Mar. Acedido a março de 2018.

Turismo de Portugal, I.P Turismo 2020. Plano de Ação para o desenvolvimento do turismo em Portugal. Acedido a março de 2018.

United Nations Environment Programme. (2009). Sustainable coastal tourism: An integrated planning and management approach. Environment. <https://doi.org/10.1177/1938965511433293>

Unwin, D. J. (1996). GIS, spatial analysis and spatial statistics. *Progress in Human Geography*, 20(4), 540–551. <https://doi.org/10.1177/030913259602000408>

Wilson, J. P., & Stewart, A. F. (2008). Spatial Cluster Analysis. In A. S. F. John P. Wilson (Ed.), *The handbook of Geographic Information Science* (1st ed., pp. 397–415). USA: Blackwell Publishing.

Wong, D. W. S. (1999). Geostatistics As Measures of Spatial Segregation. *Urban Geography*, 20(7), 635–647. <https://doi.org/10.2747/0272-3638.20.7.635>

Yamada, I., & Rogerson, P. A. (2003). An empirical comparison of edge effect correction methods applied to K-function analysis. *Geographical Analysis*, 35(2), 97–109. https://doi.org/10.1007/978-4-431-65958-7_20

Yue, S., Pilon, P., & Cavadias, G. (2002). Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology*, 259(1–4), 254–271. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00594-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00594-7)

Zielstra, D., & Hochmair, H. H. (2013). Positional accuracy analysis of Flickr and Panoramio images for selected world regions. *Journal of Spatial Science*, 58(2), 251–273. <https://doi.org/10.1080/14498596.2013.801331>

ANEXOS

(APENAS DISPONÍVEIS NA VERSÃO DIGITAL)

Anexo 1- Problemas e Potencialidades do Alentejo Litoral

Fonte: adaptado de POETSMA, 2015

Anexo 2 - Tabela de base das fotografias extraídas do Flickr

Localização	Dormidas		Estada média	Estada média de hóspedes estrangeiros
	Nº	%	Nº dias	Nº dias
Portugal	59 122 640		2,8	3,3
Alentejo	2 134 313	-	1,8	1,9
Alentejo Litoral	669 363	100	2,4	2,8
Alcácer do Sal	49 741	7.4	2,2	2,6
Grândola	296 664	44.3	2,7	4,1
Odemira	171 576	25.6	2,2	2,2
Santiago do Cacém	76 663	11.5	2,1	2,2
Sines	74 719	11.2	2,1	2,0

Anexo 3 - Mapa de Atratividade gerado pelos decisores e respetiva legenda.



ATRATIVIDADE

Identifique no mapa quais os locais que considera mais atrativos, menos atrativos e com maior potencial para serem atrativos.

Utilize:

- **Locais mais atrativos** (máximo 3 por pessoa)
- **Locais menos atrativos** (máximo 3 por pessoa)
- **Locais com maior potencial de atratividade** (máximo 3 por pessoa)

Fonte: Plano

Operacional

Estratégico para o Turismo Sol e Mar para o Alentejo (POETSMA, 2015)

Anexo 4- Entidades que participaram no workshop no âmbito do Plano Operacional Estratégico para o Turismo Sol e Mar para o Alentejo (POETSMA, 2015)

Entidades	
Carvalhal Surf Club	Courela do Salgueiro
Marina Tróia	Câmara Municipal de Grândola
Nature Activities	Câmara Municipal de Santiago do Cacém
Hotel Vila Parque	Câmara de Odemira
Herdade da Comporta	Câmara Municipal de Alcácer do Sal
Concessionário Praia do Cortiço	Câmara Municipal de Grândola
Concessionário Praia de Porto Covo	Grupo Pestana
Zmar	Alojamento Local Fim do Mundo
Casa Mar Azul	Quinta do Chocalhinho
Tróia Resort	Monte do Giestal

Fonte: Workshop Alentejo Litoral – Grândola (2014), no âmbito do Plano Operacional Estratégico para o Turismo Sol e Mar para o Alentejo (POETSMA, 2015)

Anexo 5 - Tabela de base das fotografias extraídas do Panoramio Flickr

OBJECTID	Photo_ID	User_ID	Cod1	Cod2	Cod3	Lat	Long	Cod4	Cod5	Link	Title	Visuals	DateTime	User
3418	11691802166	29164802@N0	98250c1a14	5508	6	37,849922	-8,795667	746215	dBJWkHVVr	https://farm6. uploaded:by=f		26	01/01/2014	13886017
792	11707349946	37646881@N0	61a968ebb9	2829	3	37,609333	-8,219166	735761	owIV1B5WUub	https://farm3. square lofi squ		304	02/01/2014	13886644
7633	11912857545	47394764@N0	9ae65a894b	5508	6	38,491101	-8,904461	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm6.		426	08/01/2014	13895554
1111	12132066585	41407208@N0	cab14cb497	7395	8	38,490648	-8,908495	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm8. beach portuga		590	25/01/2014	13906520
7631	12132172184	41407208@N0	71d1ecdc53	2886	3	38,492277	-8,906865	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm3. beach portuga		266	25/01/2014	13906502
1112	12132328803	41407208@N0	703ae0b173	5534	6	38,490278	-8,908624	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm6. beach portuga		411	24/01/2014	13906511
7632	12132419286	41407208@N0	0bb6488110	3731	4	38,492033	-8,906908	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm4. beach portuga		223	25/01/2014	13906502
7630	12132434196	41407208@N0	46a7a164ee	3751	4	38,492159	-8,906736	24900079	f2M0ayxTVrN2	https://farm4. tags problem		731	24/01/2014	13906502
11824	12210530735	21446942@N0	d1e8d2d4c5	3720	4	37,706079	-8,792173	750801	i661IMS5V7rC	https://farm4. portugal geota		829	29/01/2014	13910274
8907	12210533075	21446942@N0	4cc04a1c47	5472	6	37,699059	-8,793504	750801	i661IMS5V7rC	https://farm6. portugal geota		833	29/01/2014	13910274

Anexo 6 - Datas das fotografias carregadas por visitantes e locais, extraídas do Flickr

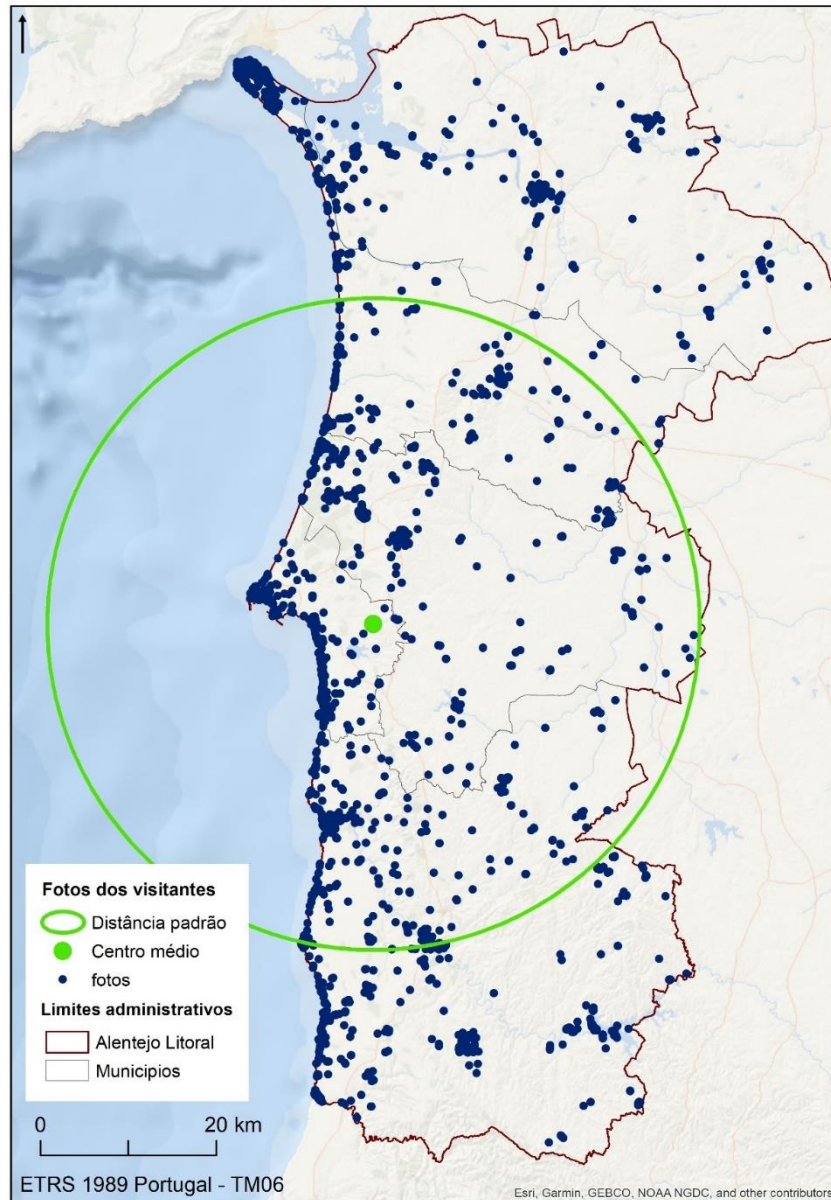
user_id	min_data	max_data	n_dias	ano	n_fotos
100183713@N05	/2017 03:49:24	/2017 13:17:22	0	2017	4
100482344@N08	/2015 12:11:50	/2015 17:08:52	2	2015	9
100928238@N03	/2017 20:28:59	/2017 20:28:59	0	2017	1
101060428@N06	/2014 14:01:37	/2014 16:10:32	0	2014	5
101060428@N06	/2016 17:53:21	/2016 17:53:21	0	2016	1
101219739@N07	/2014 16:39:23	/2014 16:39:23	0	2014	1
101502208@N02	/2016 22:24:22	/2016 22:27:45	0	2016	2

Anexo 7- Utilizadores visitantes extraídos do Flickr

user_id	min_data	max_data	n_dias	ano	n_fotos
100183713@N05	/2017 03:49:24	/2017 13:17:22	0	2017	4
100290823@N01	/2015 15:07:16	/2015 14:40:00	13	2015	7
100482344@N08	/2015 12:11:50	/2015 17:08:52	2	2015	9
100928238@N03	/2017 20:28:59	/2017 20:28:59	0	2017	1
101060428@N06	/2014 14:01:37	/2014 16:10:32	0	2014	5
101060428@N06	/2016 17:53:21	/2016 17:53:21	0	2016	1
101219739@N07	/2014 16:39:23	/2014 16:39:23	0	2014	1

Anexo 8 - Centro Médio e Distância padrão das fotografias dos visitantes extraídas do Panoramio (2006-2014).

N



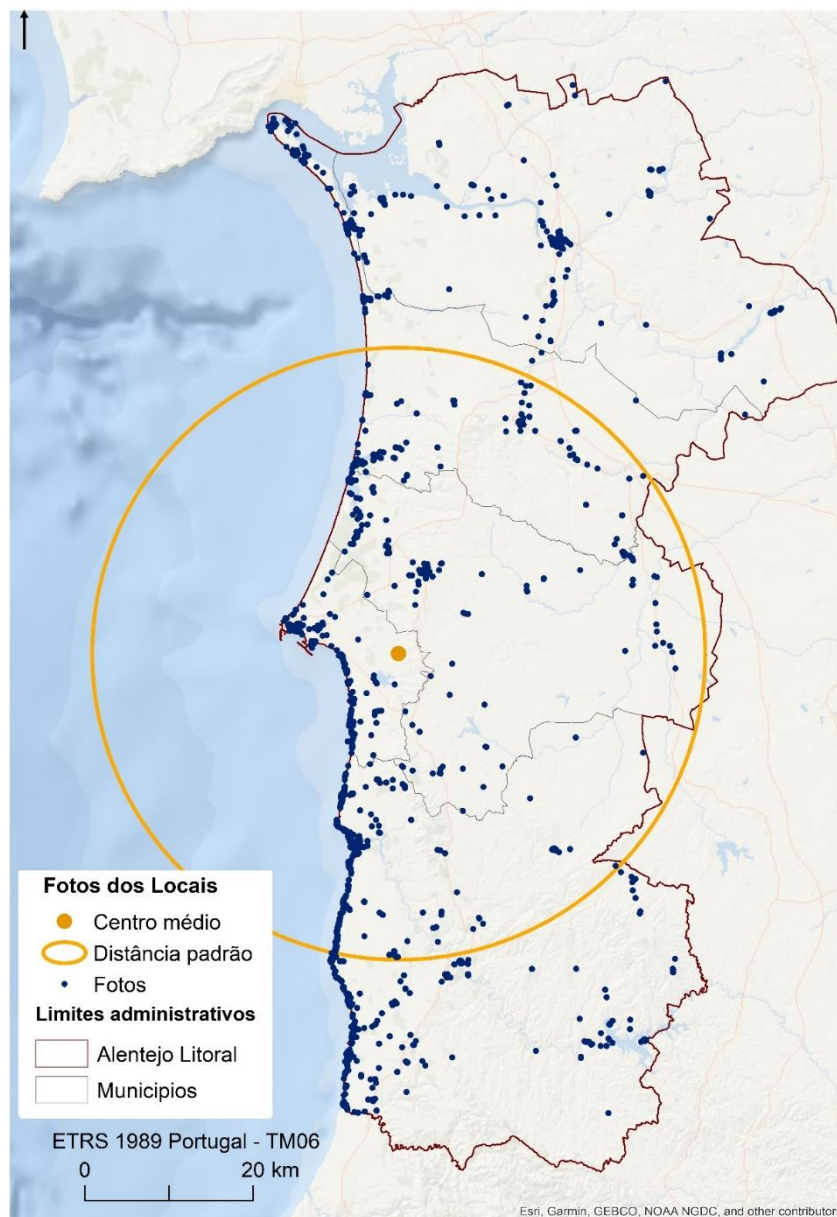
**Anexo 9 - Centro Médio e Distância padrão das fotografias dos locais
extraídas do Panoramio (2006-2014).**



**Anexo 10 - Centro Médio e Distância padrão das fotografias dos visitantes
extraídas do Flickr (2007-2017).**



Anexo 11 - Centro Médio e Distância padrão das fotografias dos locais extraídas do Flickr (2007-2017)



Anexo 12 - Número de utilizadores (visitantes) e fotografias, extraídos do Panoramio segmentadas por ano, 2006-2014.

Anos	Nº de Fotografias	Nº de utilizadores	% Fotografias	% utilizadores	Racio: fotografias/utilizador
2006	62	21	1,2	1,2	3,0
2007	768	340	14,6	19,0	2,3
2008	742	301	14,1	16,9	2,5
2009	830	323	15,8	18,1	2,6
2010	660	227	12,5	12,7	2,9
2011	777	215	14,8	12,0	3,6
2012	587	180	11,2	10,1	3,3
2013	449	129	8,5	7,2	3,5
2014	389	49	7,4	2,7	7,9
Total	5264	1785	100,0	100,0	2,9

Anexo 13 - Número de utilizadores (visitantes e locais) e fotografias, extraídos do Panoramio, segmentados por meses e por anos, 2006-2014.

Anos	Nº de Fotografias	Nº de utilizadores	% Fotografias	% Utilizadores	Racio: fotografias/utilizador
2006	85	23	0,5	1,0	3,7
2007	1486	419	8,8	18,4	3,5
2008	1837	398	10,9	17,4	4,6
2009	1667	387	9,9	17,0	4,3
2010	3838	289	22,7	12,7	13,3
2011	2902	283	17,2	12,4	10,3
2012	2314	238	13,7	10,4	9,7
2013	1775	180	10,5	7,9	9,9
2014	987	64	5,8	2,8	15,4
Total	16 891	2281	100,0	100,0	7,4

Anexo 14 - Número de utilizadores (visitantes) e fotografias. extraídos do Flickr segmentadas por ano, 2007-2017.

Anos	Nº de fotografias	Nº de utilizadores	% fotografias	% utilizadores	Racio: Fotos/utilizador
2007	58	23	1.3	2	2.5
2008	245	54	5.3	6	4.5
2009	209	60	4.5	6	3.5
2010	139	57	3.0	6	2.4
2011	302	101	6.6	11	3.0
2012	295	111	6.4	12	2.7
2013	312	104	6.8	11	3.0
2014	1006	109	21.9	12	9.2
2015	623	131	13.6	14	4.8
2016	677	114	14.7	12	5.9
2017	730	76	15.9	8	9.6
Total	4596	940	100.0	100	4.9

Anexo 15 - Número de utilizadores e fotografias (visitantes e locais), extraídos do Flickr segmentados por meses e por anos, 2014-2017.

Anos	Nº de fotografias	Nº de utilizadores	% fotografias	% utilizadores	Racio: fotos/ utilizador
2007	341	74	2.2	3.8	4.6
2008	704	108	4.5	5.6	6.5
2009	691	118	4.4	6.1	5.9
2010	955	134	6.1	6.9	7.1
2011	1389	210	8.8	10.8	6.6
2012	1075	219	6.8	11.3	4.9
2013	1848	223	11.7	11.5	8.3
2014	2396	213	15.2	11.0	11.2
2015	2367	241	15.0	12.4	9.8
2016	1995	215	12.6	11.1	9.3
2017	1913	156	12.1	8.1	12.3
2018	111	25	0.7	1.3	4.4
Total	15 785	1936	100.0	100.0	8.2

**Anexo 16 - Número de fotografias (visitantes), extraídos do Panoramio
segmentados por meses e por anos, 2006-2014.**

Meses	Anos									Total	Média
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014		
janeiro		62	97	51	48	30	74	19	15	396	49,5
fevereiro	1	62	60	100	57	59	115	26	41	521	57,9
março		98	37	79	32	38	61	40	16	401	50,1
abril		62	28	49	52	36	42	39	2	310	38,8
maio		47	143	26	67	47	33	31	9	403	50,4
junho	22	79	57	73	47	66	30	29	16	419	46,6
julho		66	53	75	79	63	71	18	286	711	88,9
agosto	12	133	76	127	103	93	57	116	4	721	80,1
setembro	1	43	59	70	51	70	51	55		400	50,0
outubro		55	77	60	45	168	19	50		474	67,7
novembro		43	36	44	48	20	26	13		230	32,9
dezembro	26	18	19	76	31	87	8	13		278	34,8
total	62	768	742	830	660	777	587	449	389		
Média	12,4	64,0	61,8	69,2	55,0	64,8	48,9	37,4	48,6		
%	1,2	14,6	14,1	15,8	12,5	14,8	11,2	8,5	7,4		

**Anexo 17 - Número de fotografias (visitantes e locais), extraídos do
Panoramio, segmentados por meses e por anos, 2006-2014.**

Meses	Anos									Total	Média
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014		
janeiro	1	62	108	58	54	129	75	45	17	549	61,0
fevereiro		69	178	113	57	343	125	87	42	1014	126,8
março		167	78	115	34	128	77	53	52	704	88,0
abril		94	48	54	65	53	43	79	38	474	59,3
maio		56	220	110	134	99	170	44	16	849	106,1
junho	22	106	144	90	82	109	71	106	27	757	84,1
julho		86	104	107	313	82	165	329	675	1861	232,6
agosto	12	270	151	510	112	163	115	220	120	1673	185,9
setembro	1	76	216	208	160	156	221	281		1319	164,9
outubro	2	98	273	92	99	1259	558	95		2476	309,5
novembro		305	204	91	185	195	563	43		1586	226,6
dezembro	47	97	113	119	2543	186	131	393		3629	453,6
Total	85	1486	1837	1667	3838	2902	2314	1775	987		
Média	14,2	123,8	153,1	138,9	319,8	241,8	192,8	147,9	123,4		
%	0,5	8,8	10,9	9,9	22,7	17,2	13,7	10,5	5,8		

Anexo 18 - Número de fotografias dos utilizadores (visitantes), extraídos do Flickr segmentados por meses e por anos, 2007-2017.

Meses	Anos											Total	média
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017		
janeiro		11	2	6	2	10	24	14	41	34	8	152	28
fevereiro		48	52	4	15	11	3	5	31	10	289	468	85
março	2	15	13	10	10	19	3	14	8	19	42	155	26
abril	2	5	22	11	72	18	15	22	34	44	134	379	63
maio	2	8	7	21	8	14	20	43	20	18	19	180	30
junho		2	18	5	23	5	34	108	55	218	4	472	86
julho	12	22	23	7	29	39	16	57	247	42	27	521	87
agosto	31	25	37	51	46	57	108	317	68	58	60	858	143
setembro	4	22	14	11	33	84	59	52	77	91	107	554	92
outubro	3	3	18	6	25	7	12	3	18	66	7	168	28
novembro	1	81	1	3	35	8	9	6	10	63	28	245	41
dezembro	1	3	2	4	4	23	9	365	14	14	5	444	74
Total	58	245	209	139	302	295	312	1006	623	677	730	4596	
Média	6.4	20.4	17.4	11.6	25.2	24.6	26.0	83.8	51.9	56.4	60.8		
%	1.3	5.3	4.5	3.0	6.6	6.4	6.8	21.9	13.6	14.7	15.9		

Anexo 19 - Número de fotografias dos utilizadores (visitantes e locais), extraídos do Flickr segmentados por meses e por anos, 2007-2017.

Meses	Anos											Total	Média
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017		
janeiro	17	20	87	58	94	80	67	30	96	108	84	741	67.4
fevereiro	2	57	89	31	123	31	55	50	79	256	364	1137	103.4
março	11	54	60	122	62	60	63	66	45	78	436	1057	96.1
abril	63	36	67	50	157	84	215	307	131	212	381	1703	154.8
maio	21	60	43	75	47	60	131	232	164	142	83	1058	96.2
junho	10	104	63	23	123	118	138	215	176	270	64	1304	118.5
julho	45	64	40	51	149	174	414	181	817	119	64	2118	192.5
agosto	54	80	90	224	314	144	436	570	292	263	164	2631	239.2
setembro	17	75	45	40	141	164	152	137	393	168	164	1496	136.0
outubro	46	12	38	58	66	46	74	66	64	136	55	661	60.1
novembro	46	117	56	61	87	45	18	75	59	190	39	793	72.1
dezembro	9	25	13	162	26	69	85	467	51	53	15	975	88.6
Total	341	704	691	955	1389	1075	1848	2396	2367	1995	1913	15674	
Média	28.4	58.7	57.6	79.6	115.8	89.6	154.0	199.7	197.3	166.3	159.4		
%	17.8	36.8	36.2	50.0	72.7	56.3	96.7	125.4	123.9	104.4	100.1		

**Anexo 20 -Número de utilizadores (visitantes) e fotografias, extraídos do
Panoramio segmentadas por ano, 2006-2014.**

Meses	Anos									Total	Média
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014		
janeiro		25	31	25	18	14	18	9	8	148	18,5
fevereiro	1	30	25	29	14	22	16	7	6	150	16,7
março		41	21	35	9	18	12	10	6	152	19,0
abril		29	17	26	18	18	14	10	2	134	16,8
maio		20	33	17	17	16	14	12	7	136	17,0
junho	2	30	22	29	14	24	17	12	6	156	17,3
julho		32	32	26	22	14	20	10	10	166	20,8
agosto	1	47	33	48	38	23	24	23	4	241	26,8
setembro	1	30	25	37	23	18	15	11		160	20,0
outubro		23	21	22	17	21	8	10		122	17,4
novembro		20	23	13	21	13	16	8		114	16,3
dezembro	16	13	18	16	16	14	6	7		106	13,3
Total	21	340	301	323	227	215	180	129	49	1785	
Média	4,2	28,3	25,1	26,9	18,9	17,9	15,0	10,8	6,1		
%	1,2	19,0	16,9	18,1	12,7	12,0	10,1	7,2	2,7		

**Anexo 21 - Número de utilizadores (visitantes e locais), extraídos do
Panoramio, segmentados por meses e por anos, 2006-2014.**

Meses	Anos									Total	Média
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014		
janeiro	1	25	32	26	20	16	18	11	8	157	17,4
fevereiro		31	32	31	14	24	18	9	6	165	20,6
março		49	24	41	10	25	13	13	7	182	22,8
abril		34	21	27	19	20	14	15	5	155	19,4
maio		23	44	25	21	21	18	13	8	173	21,6
junho	2	36	30	32	20	28	22	16	7	193	21,4
julho		36	38	30	30	16	24	16	17	207	25,9
agosto	1	62	42	59	41	31	28	29	6	299	33,2
setembro	1	37	36	50	34	28	24	18		228	28,5
outubro	1	31	32	27	23	28	19	16		177	22,1
novembro		34	37	18	29	24	23	10		175	25,0
dezembro	17	21	30	21	28	22	17	14		170	21,3
Total	23	419	398	387	289	283	238	180	64	2281	
Média	3,8	34,9	33,2	32,3	24,1	23,6	19,8	15,0	8,0		
%	1,0	18,4	17,4	17,0	12,7	12,4	10,4	7,9	2,8		

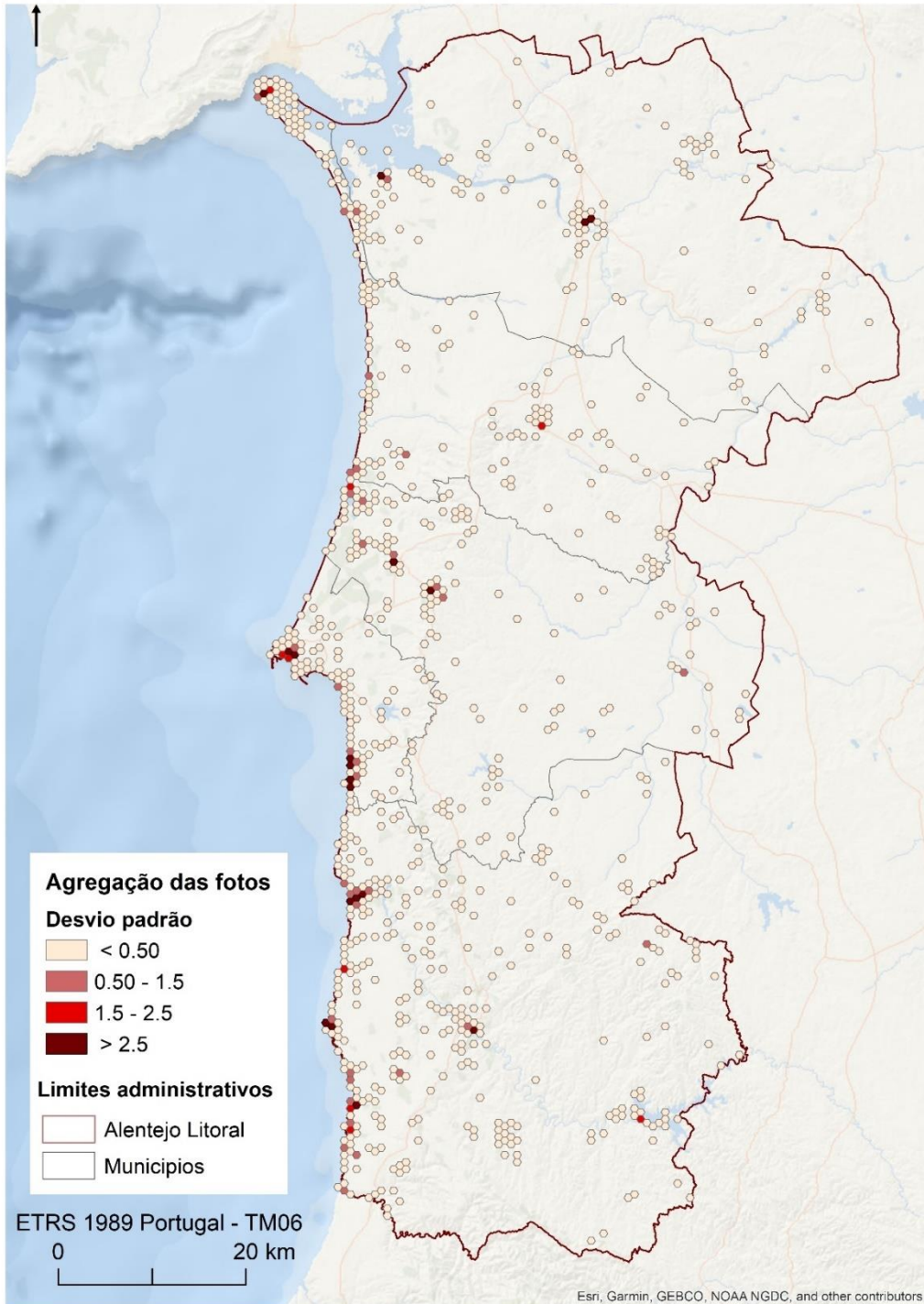
Anexo 22- Número de utilizadores (visitantes) e fotografias. extraídos do Flickr segmentadas por ano, 2006-2014.

Meses	Anos											Total	média
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017		
janeiro		5	2	5	2	5	7	7	10	7	5	59	5.5
fevereiro		2	4	1	8	8	2	4	5	2	4	43	4.0
março	2	5	3	4	5	6	3	7	7	9	6	61	5.2
abril	2	3	5	2	10	9	7	6	5	5	9	63	5.7
maio	2	5	4	3	6	4	7	6	7	9	10	63	5.7
junho		2	8	3	17	4	15	13	13	13	3	91	9.1
julho	5	5	11	5	11	14	10	16	18	13	9	117	10.6
agosto	3	11	9	22	21	19	28	26	32	22	7	200	18.2
setembro	4	7	5	4	9	21	12	13	16	12	10	113	10.3
outubro	3	2	6	3	2	6	3	2	6	10	5	48	4.4
novembro	1	4	1	2	6	6	5	4	6	5	4	44	4.0
dezembro	1	3	2	3	4	9	5	5	6	7	4	49	4.5
Total	23	54	60	57	101	111	104	109	131	114	76	951	
Média	2.6	4.5	5.0	4.8	8.4	9.3	8.7	9.1	10.9	9.5	6.3		
%	2.4	5.7	6.3	6.0	10.6	11.7	10.9	11.5	13.8	12.0	8.0		

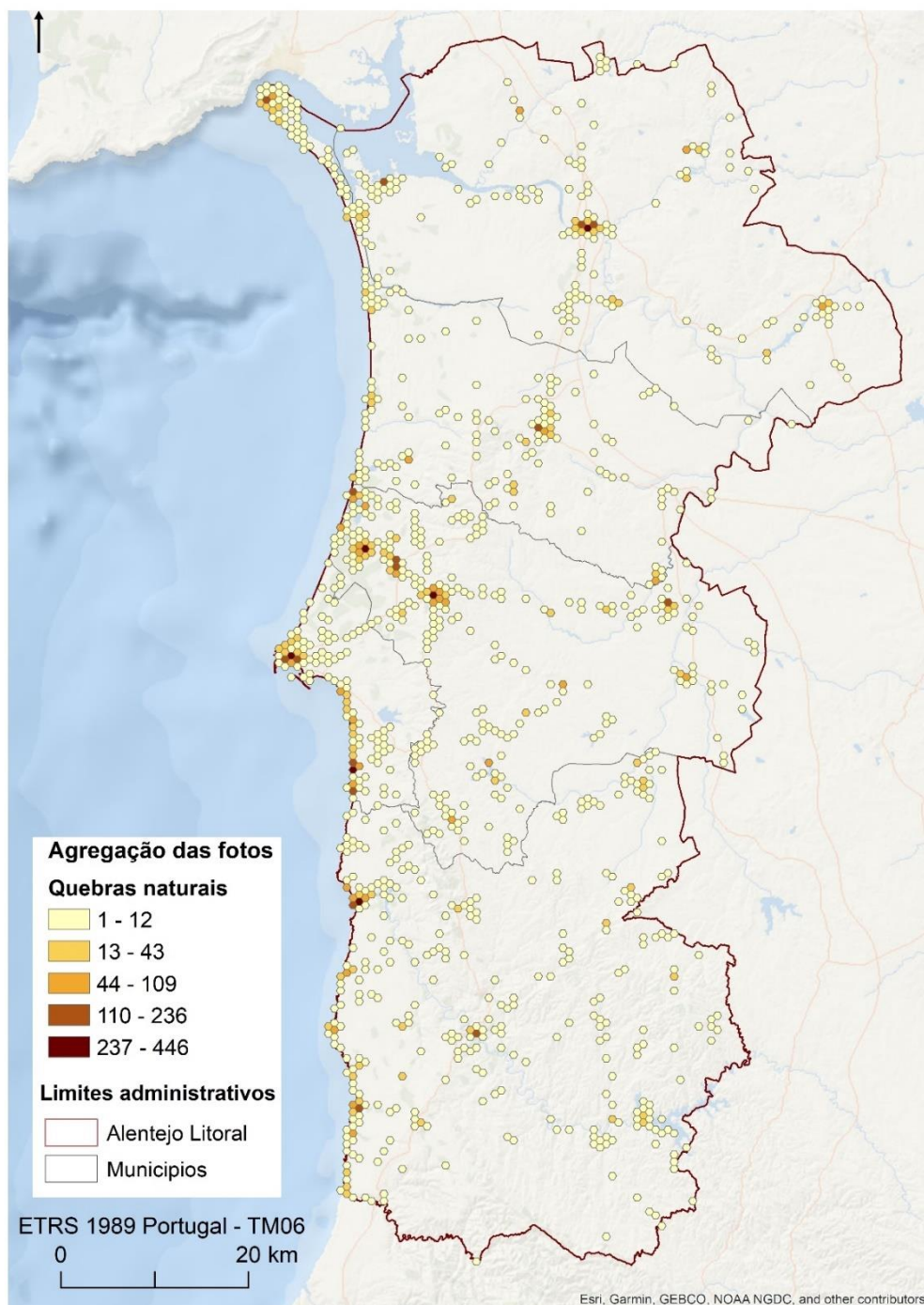
Anexo 23 - Número de utilizadores (visitantes e locais), extraídos do Flickr segmentados por meses e por anos, 2014-2017.

Meses	Anos											Total	média
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017		
janeiro	10	9	12	20	18	28	23	15	21	24	15	195	17.7
fevereiro	1	8	11	10	28	15	15	12	12	11	9	132	12.0
março	8	12	11	4	12	15	15	14	10	19	18	138	12.5
abril	8	13	13	8	19	17	21	23	15	19	23	179	16.3
maio	5	8	8	14	12	12	20	16	19	21	17	152	13.8
junho	3	6	13	3	21	13	25	26	25	18	11	164	14.9
julho	9	10	14	13	27	24	19	22	31	21	14	204	18.5
agosto	9	19	13	28	28	30	44	35	52	31	11	300	27.3
setembro	8	9	8	8	12	31	16	21	27	17	17	174	15.8
outubro	7	3	8	8	10	12	10	11	8	16	7	100	9.1
novembro	1	8	6	9	12	11	5	6	11	8	6	83	7.5
dezembro	5	3	1	9	11	11	10	12	10	10	8	90	8.2
Total	74	108	118	134	210	219	223	213	241	215	156	1911	
Média	6.2	9.0	9.8	11.2	17.5	18.3	18.6	17.8	20.1	17.9	13.0		
%	3.9	5.7	6.2	7.0	11.0	11.5	11.7	11.1	12.6	11.3	8.2		

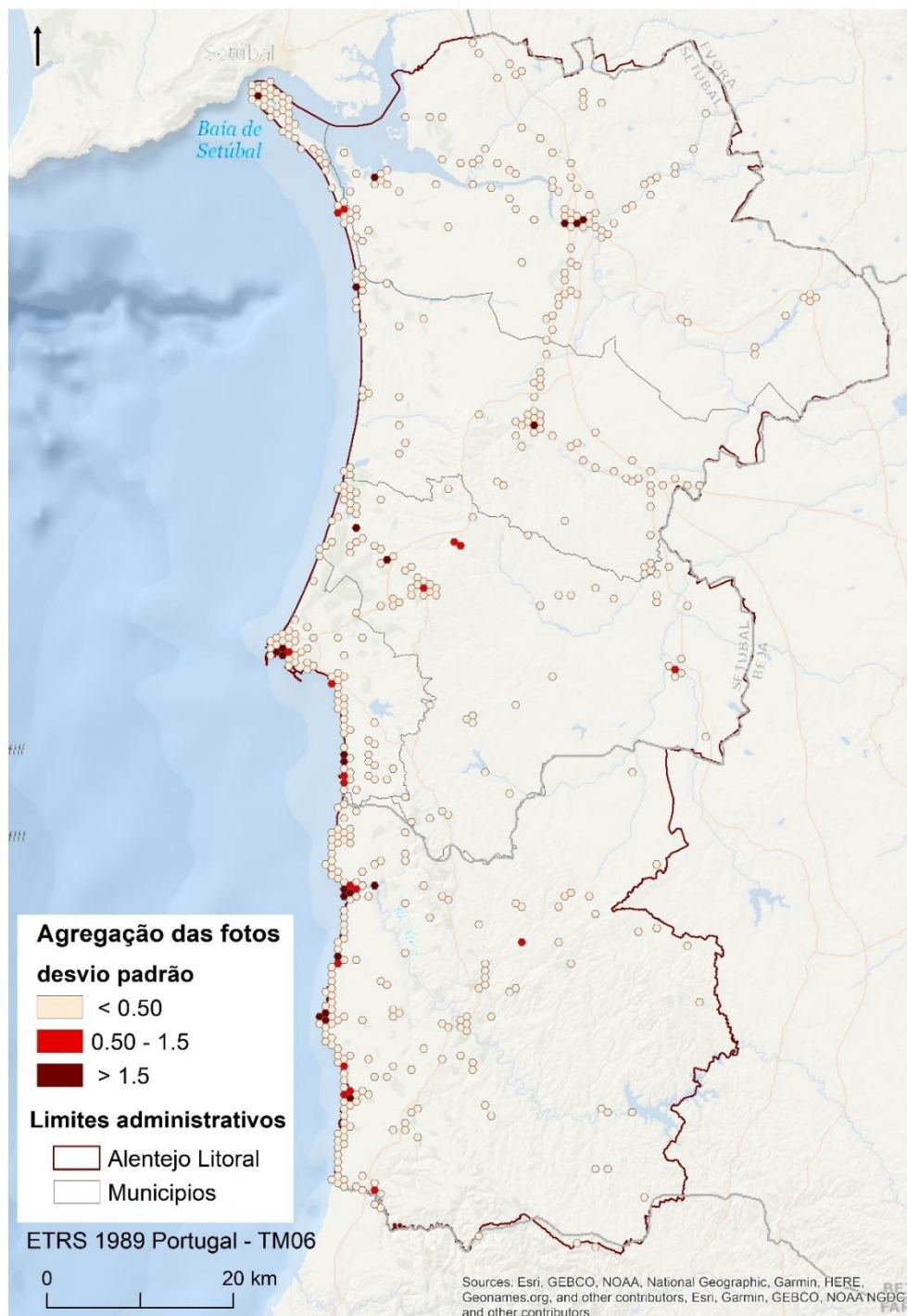
Anexo 24 - Densidade de fotografias dos turistas por unidades hexagonais, extraídas do Panoramio, classificada pelo desvio padrão.



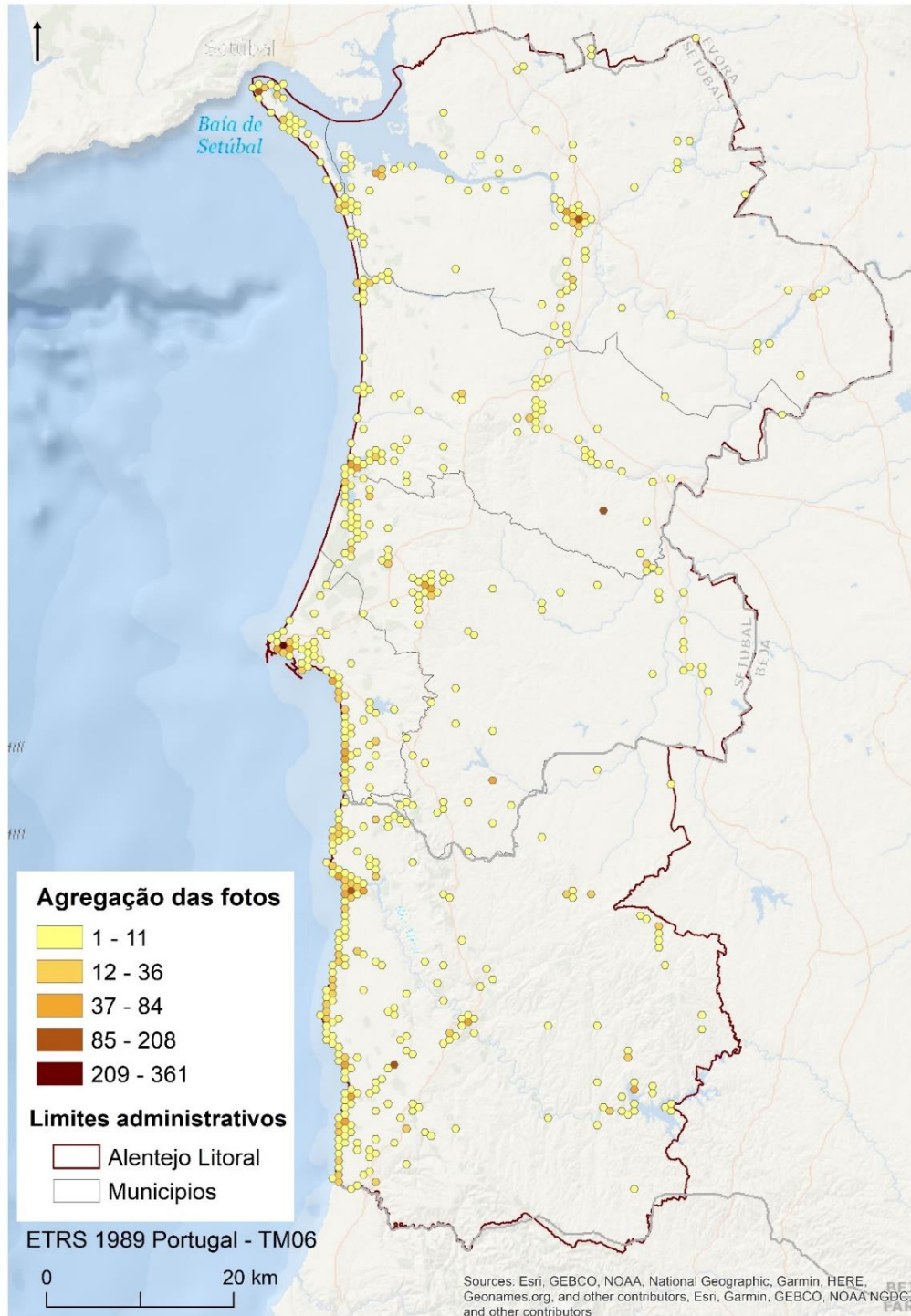
Anexo 25- Densidade de fotografias dos locais por unidades hexagonais, extraídas do Panoramio, classificada por quebras naturais.



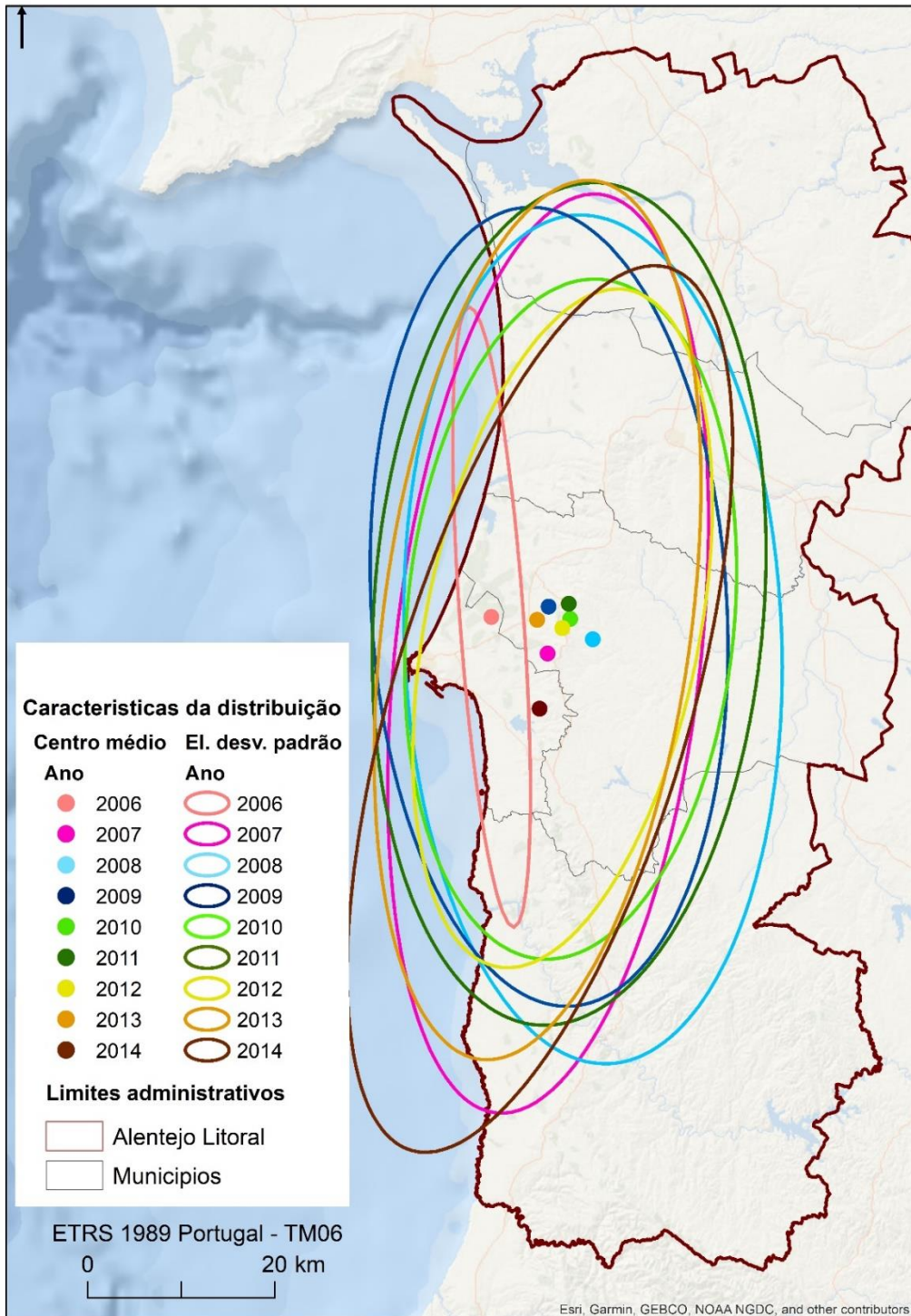
Anexo 26 - Densidade de fotografias dos turistas por unidades hexagonais, extraídas do Flickr, classificada pelo desvio padrão



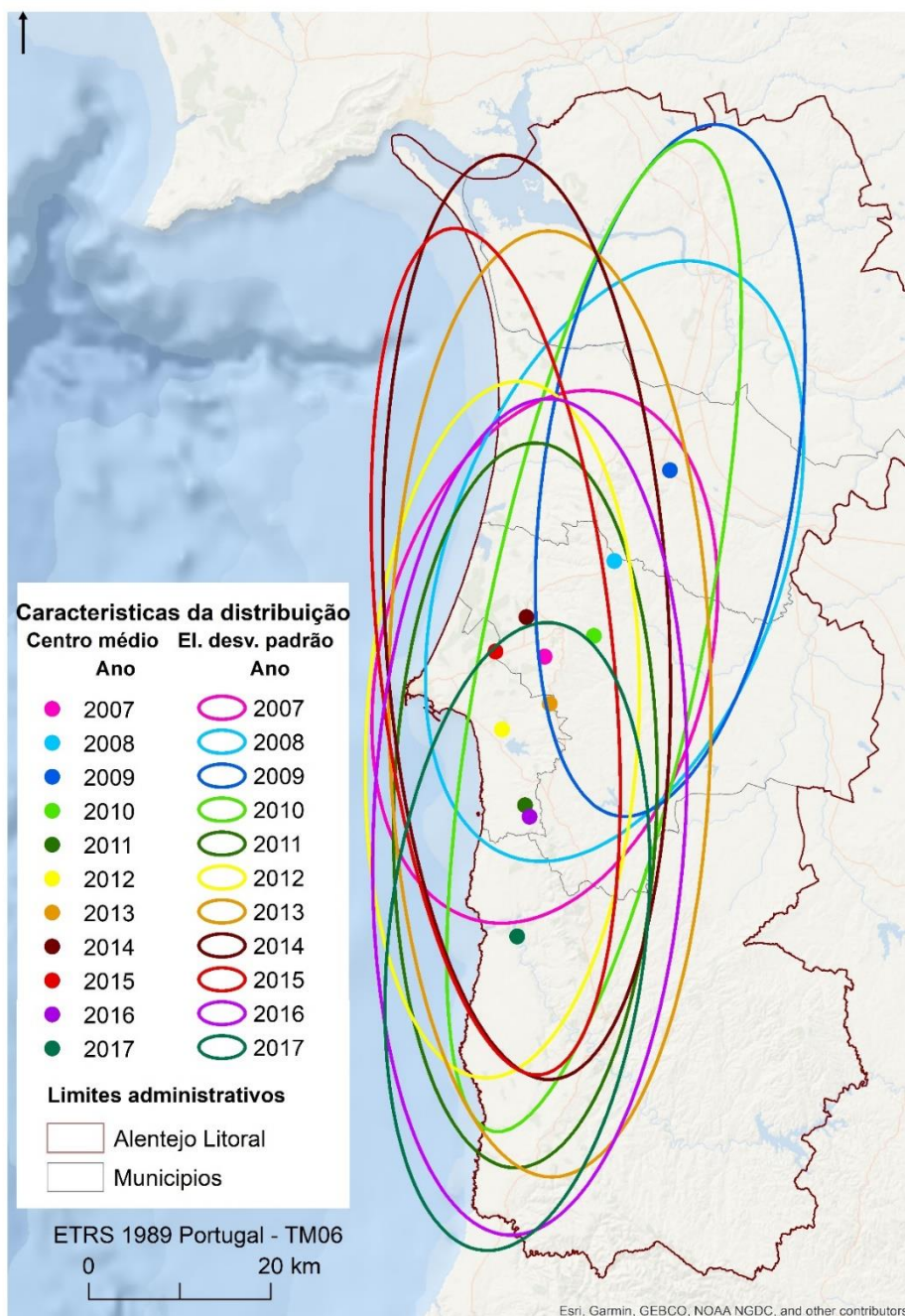
Anexo 27 - Densidade de fotografias dos locais por unidades hexagonais, extraídas do Flickr, classificada por quebras naturais.



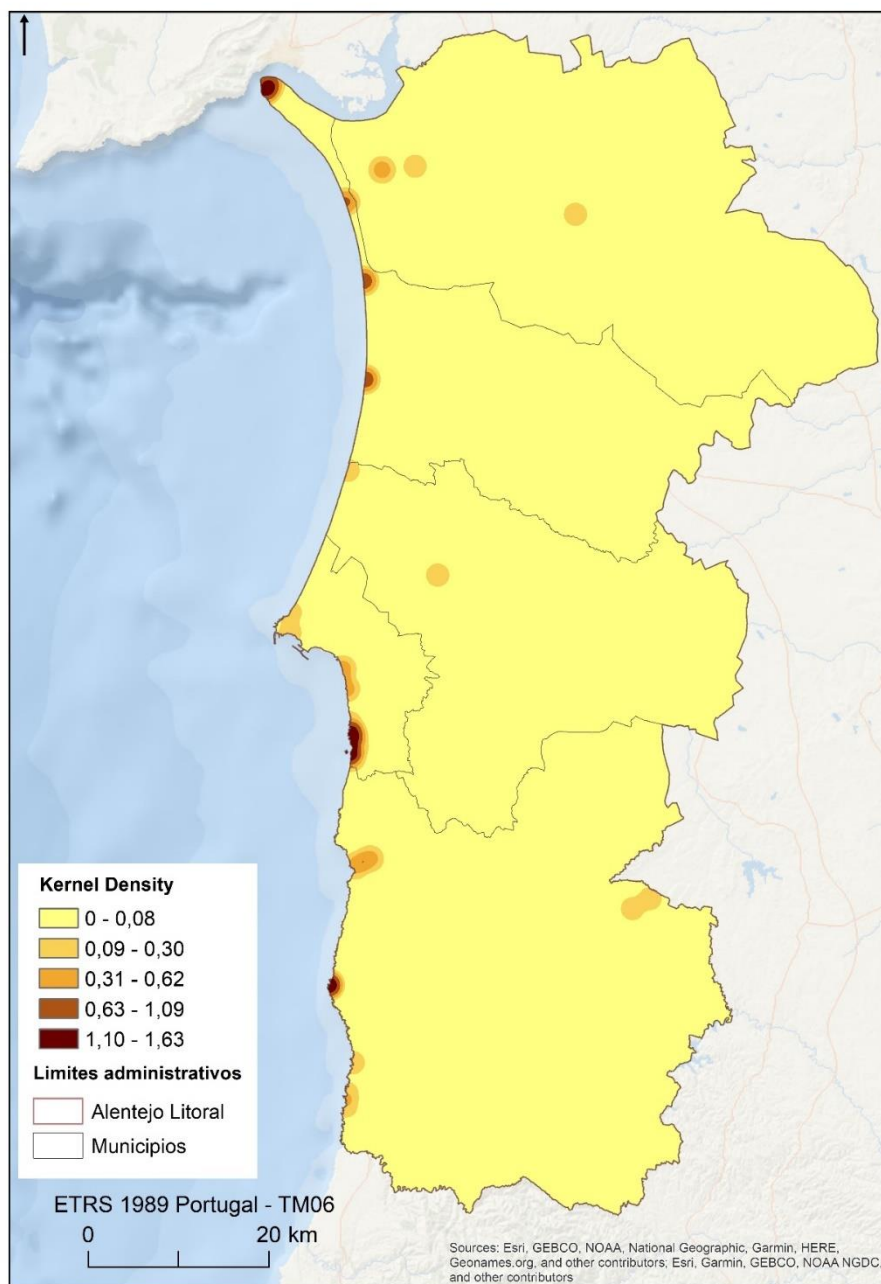
**Anexo 28 - Características da distribuição dos locais extraídos do
Panoramio, Centro médio e Elipse do desvio padrão**



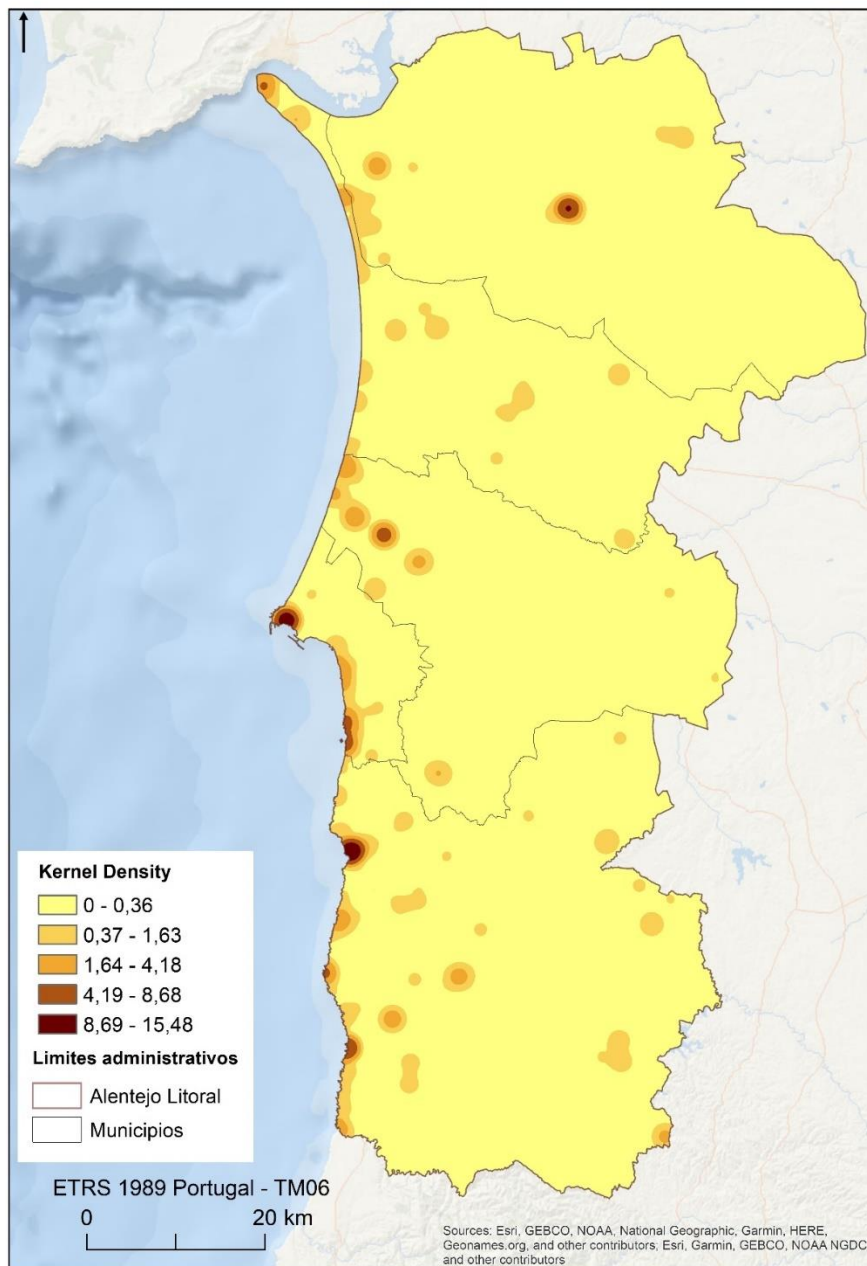
**Anexo 29 - Características da distribuição dos locais extraídos do Flickr,
Centro médio e Elipse do desvio padrão, 2014-2017.**



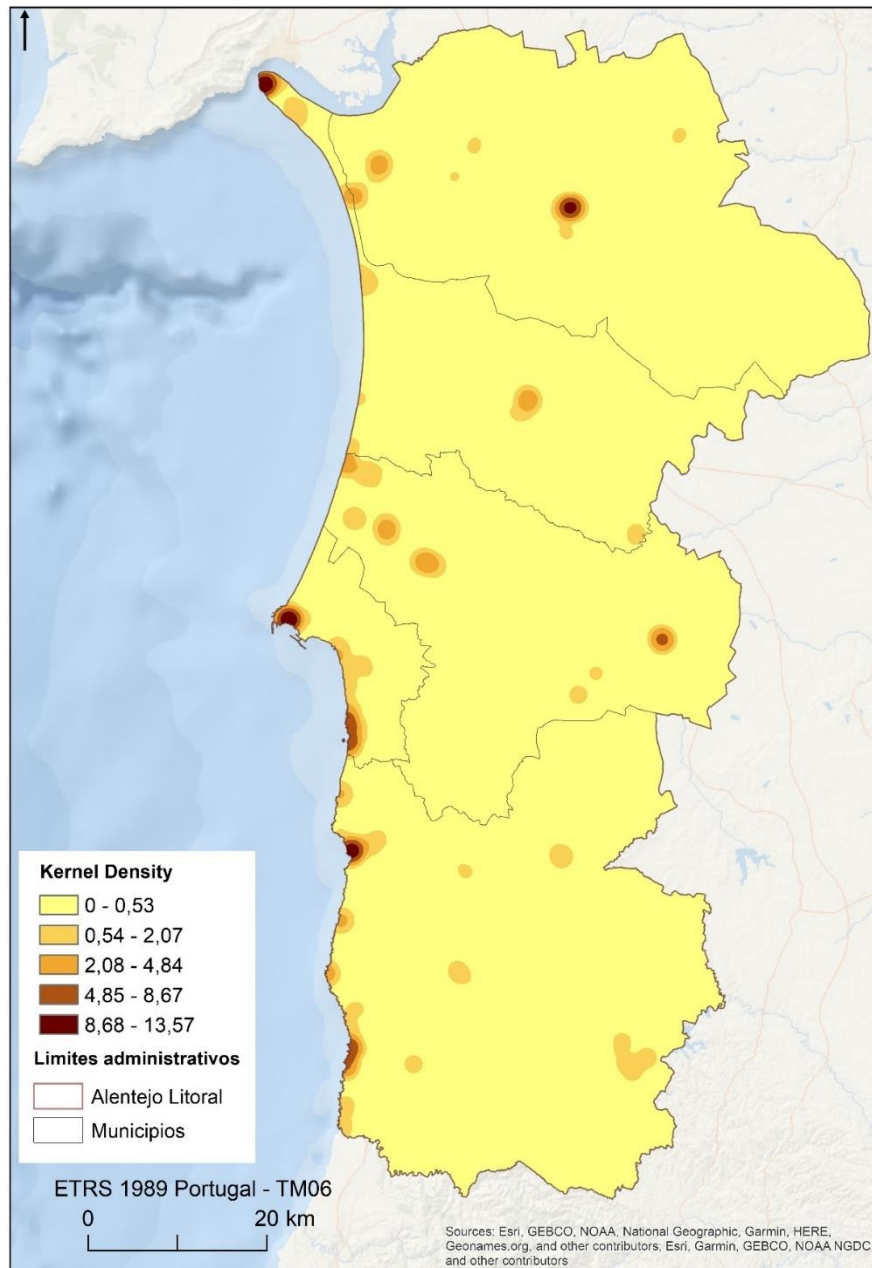
Anexo 30 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2006.



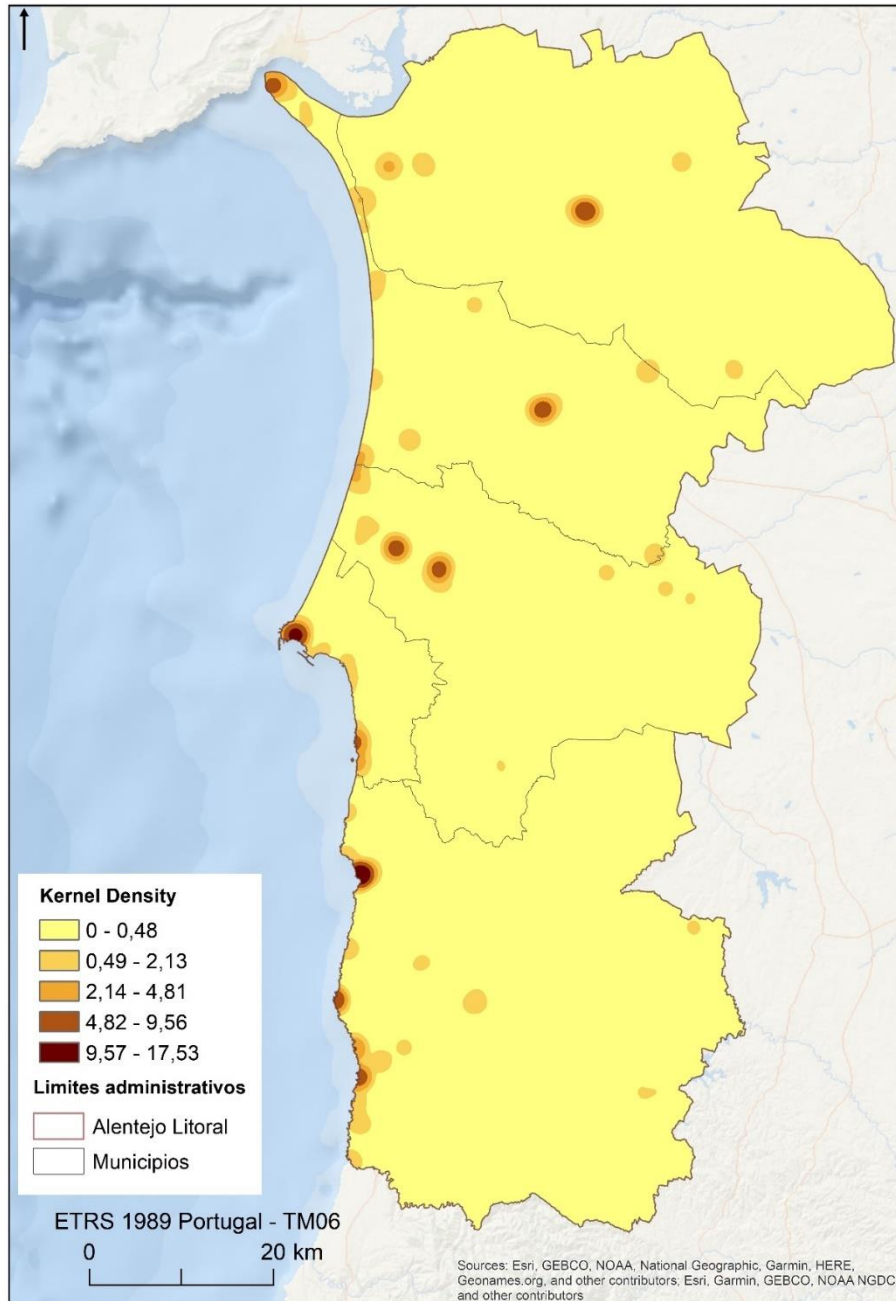
Anexo 31 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2007.



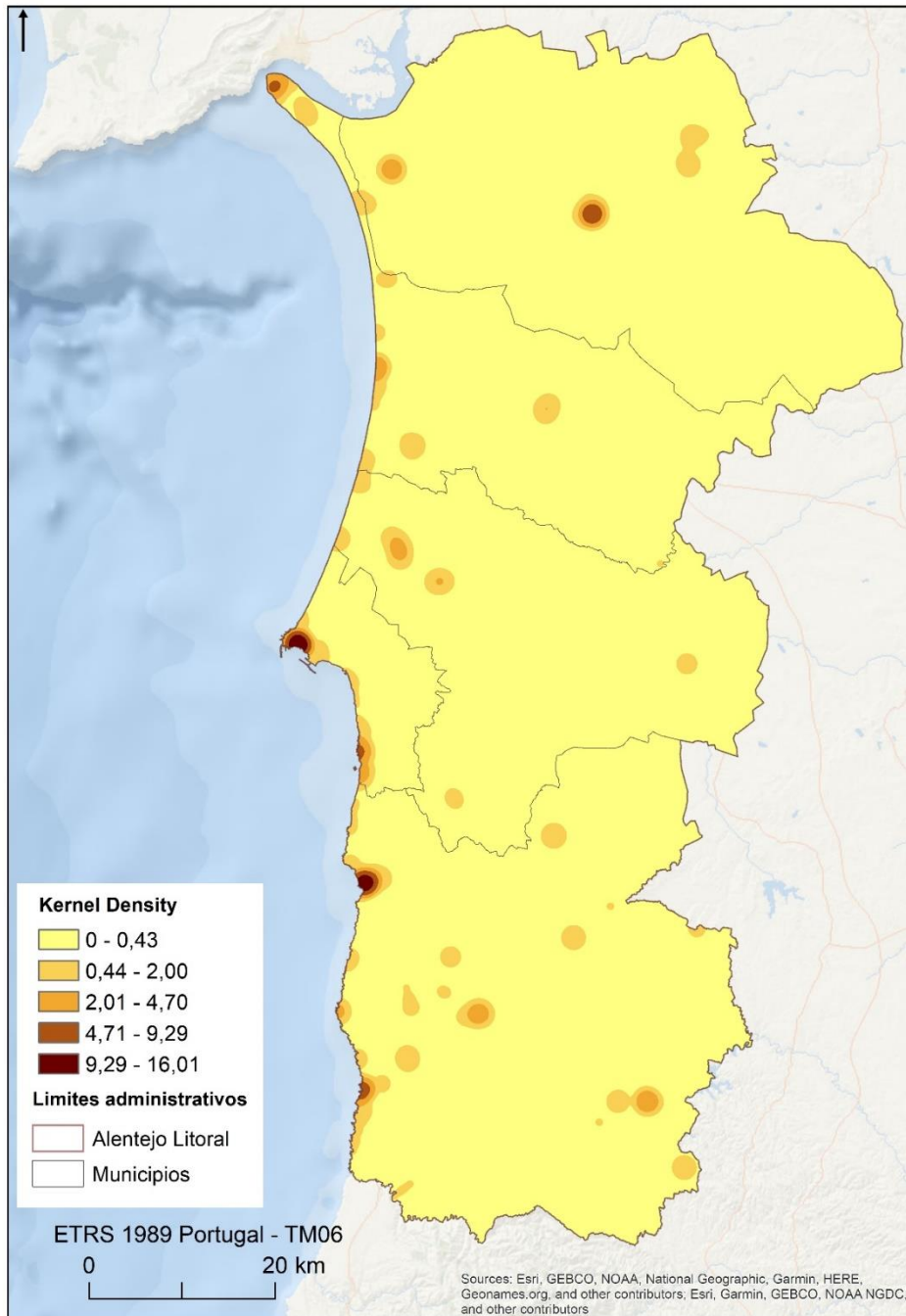
Anexo 32 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2008.



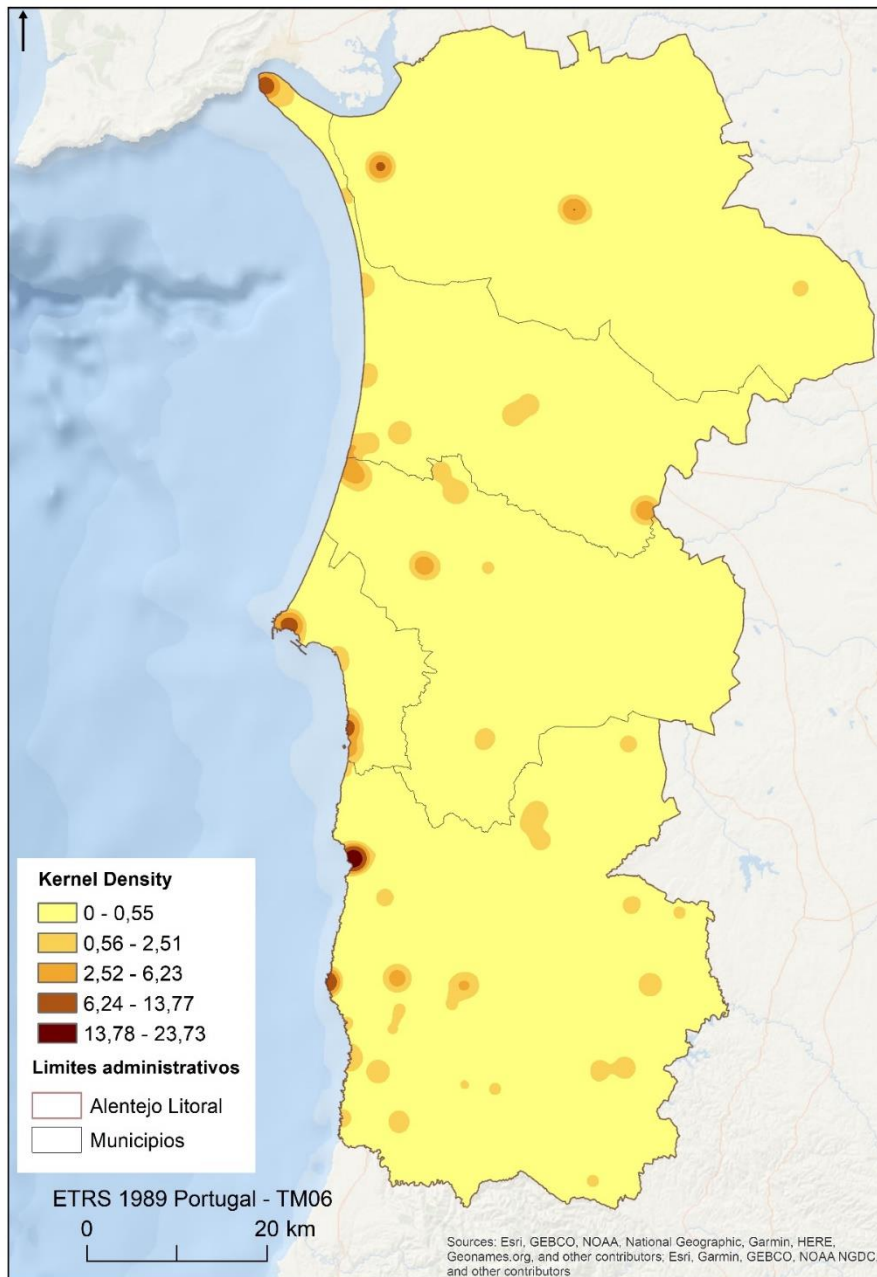
Anexo 33 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2009.



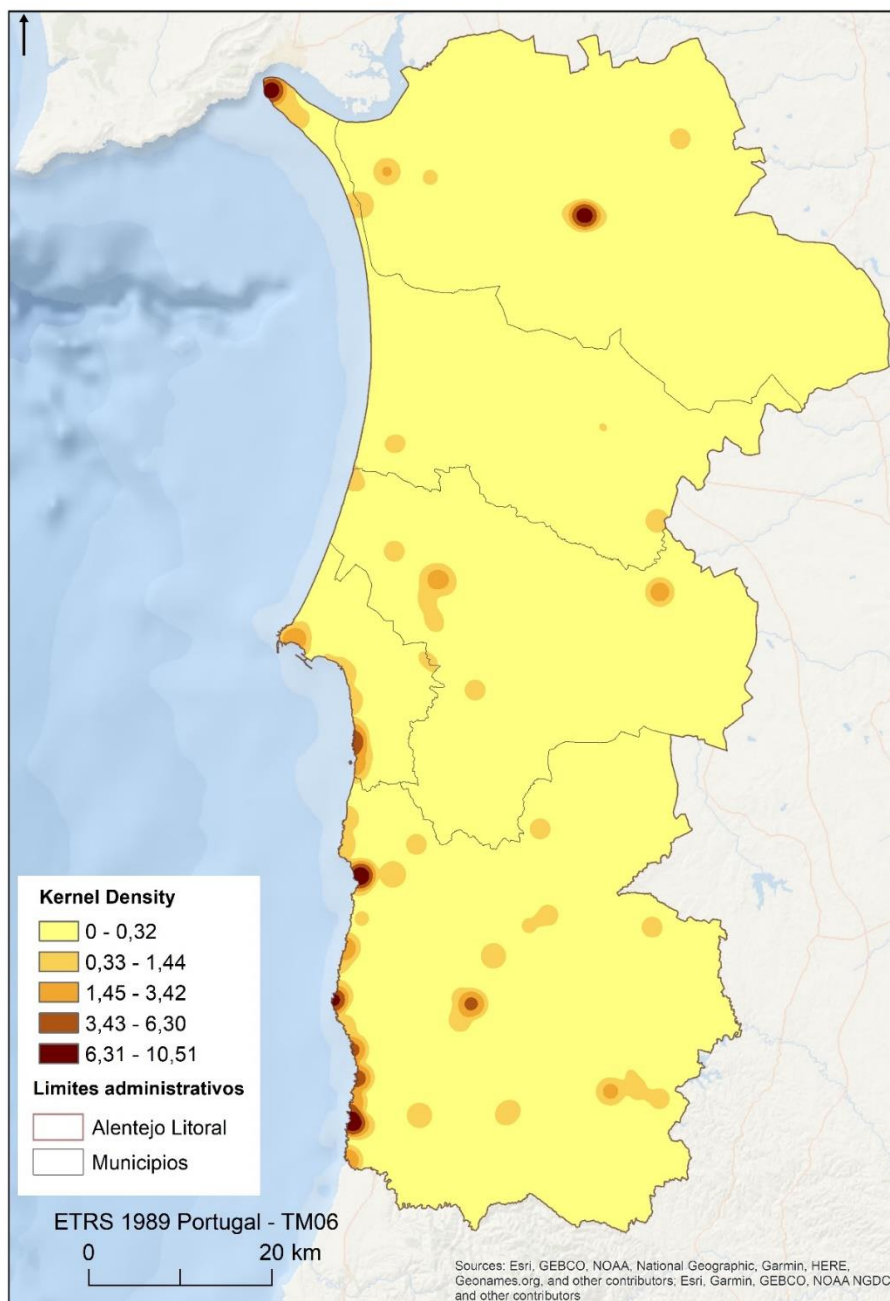
Anexo 34 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2010.



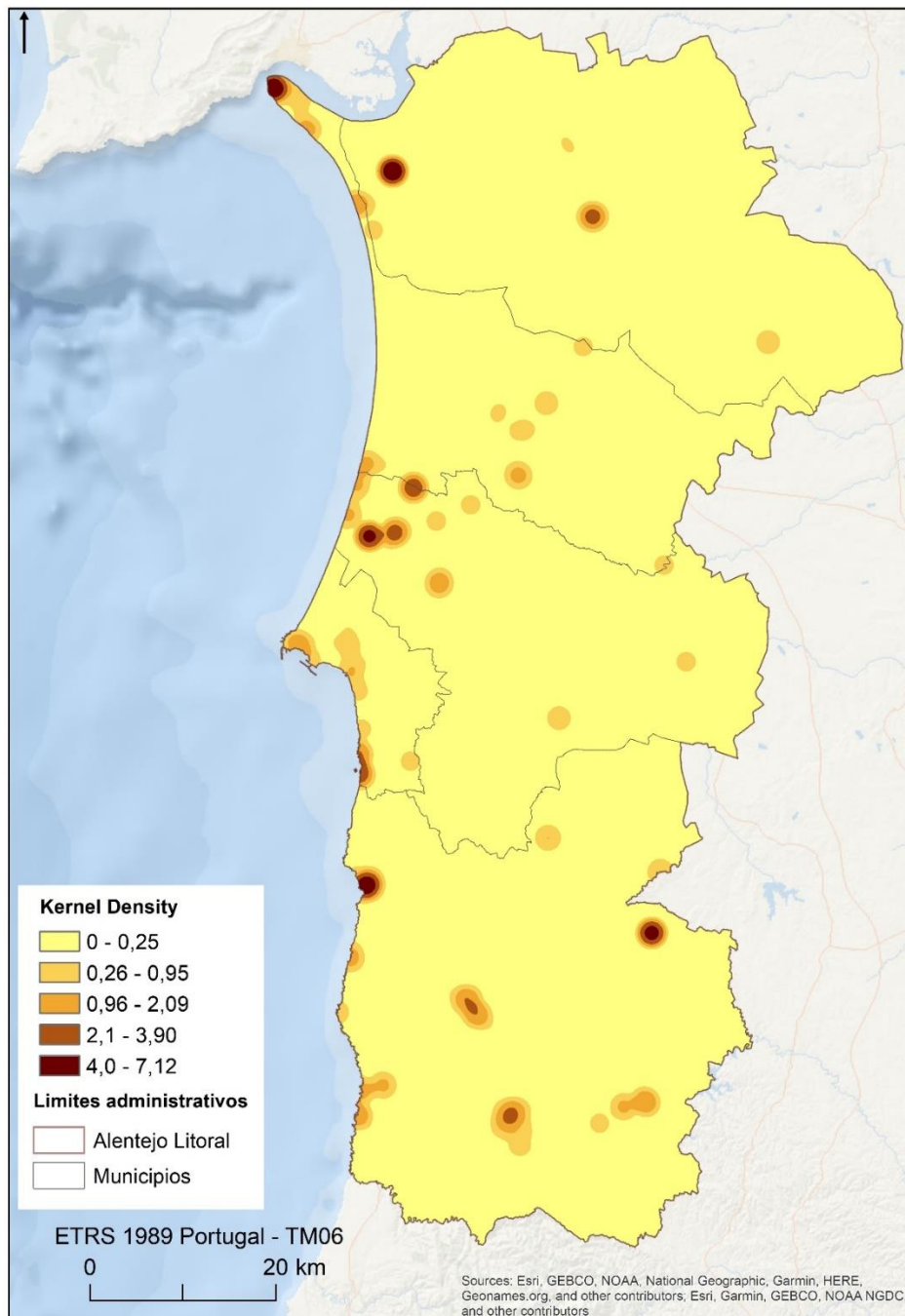
Anexo 35 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2011.



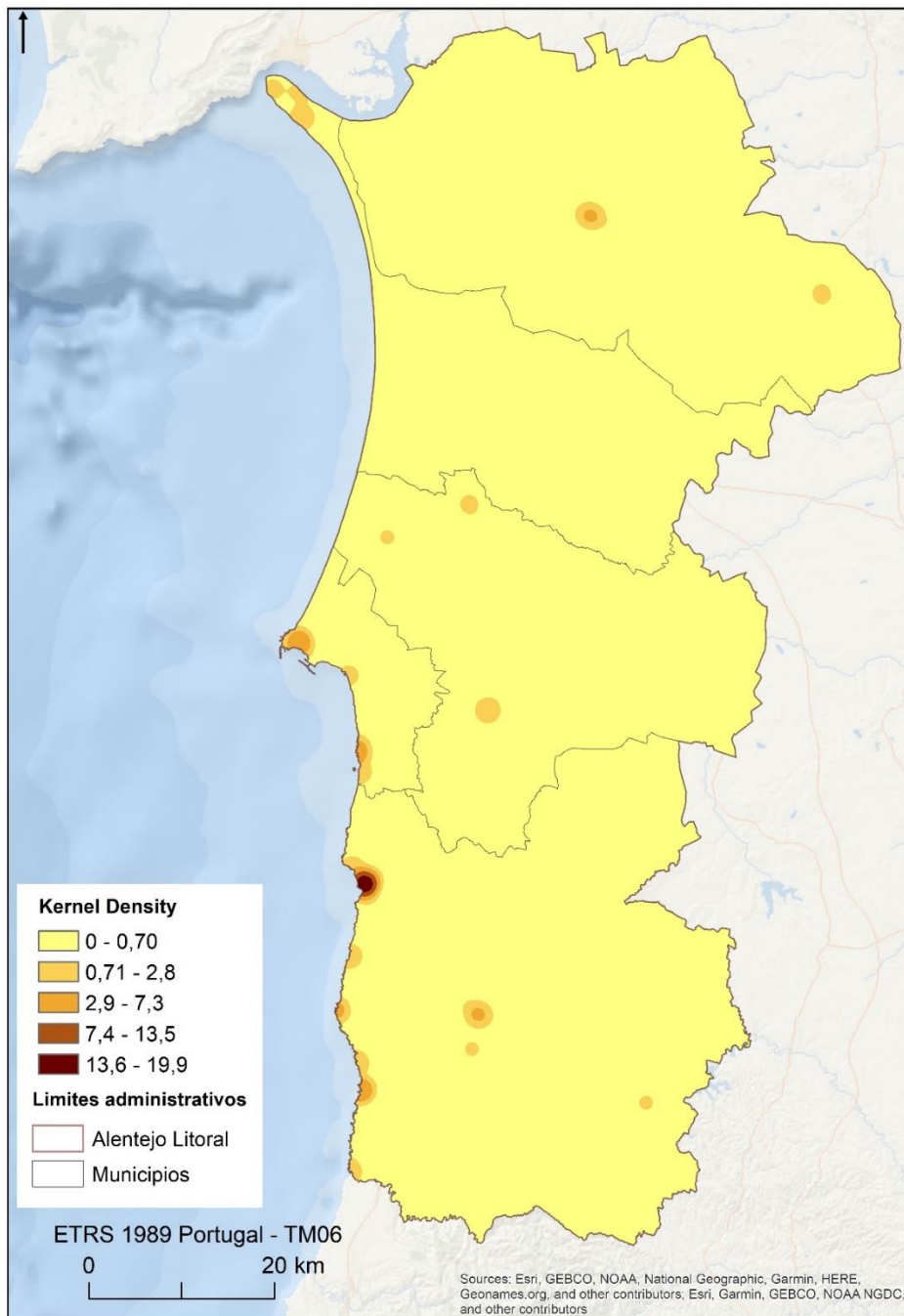
Anexo 36 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2012.



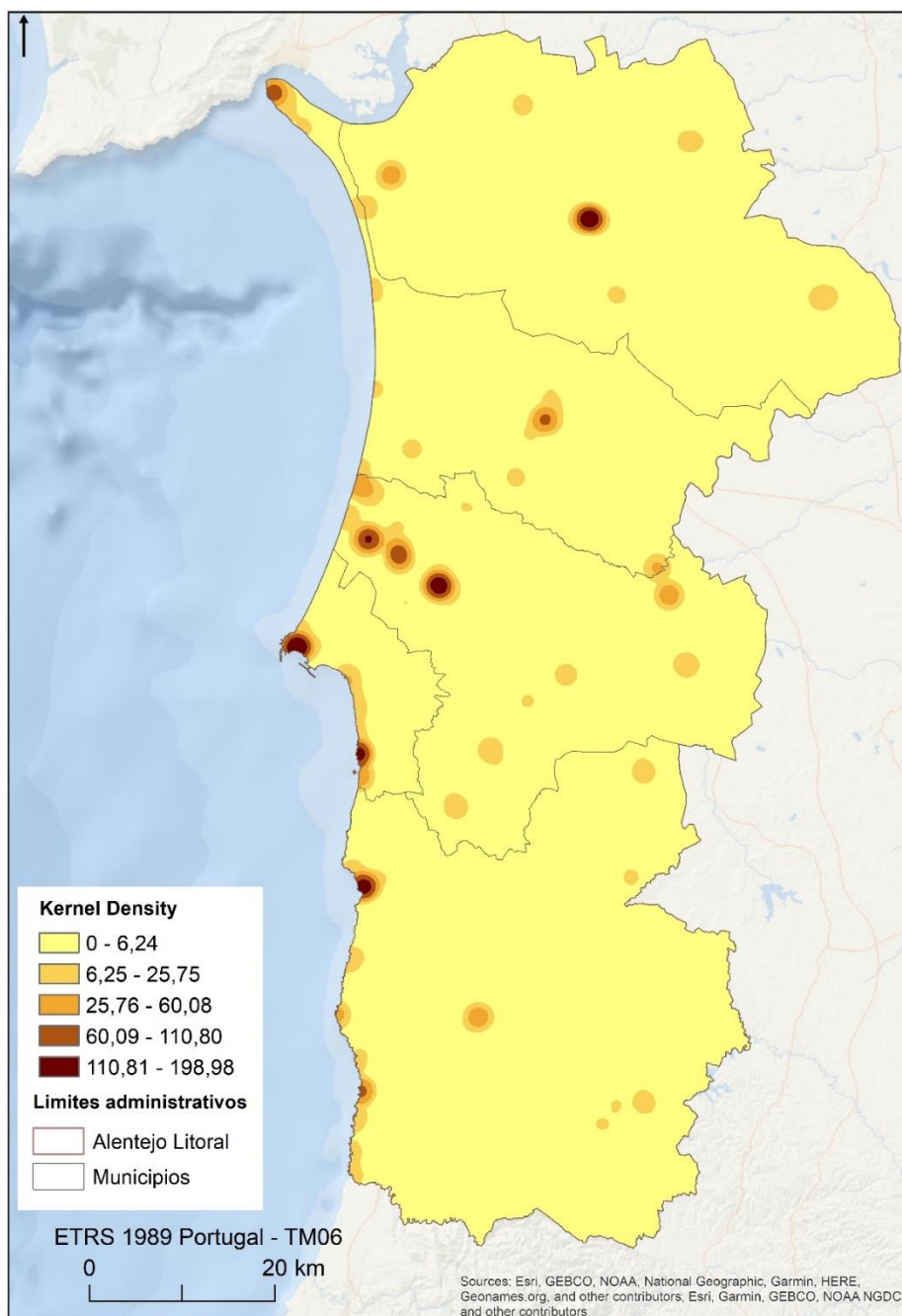
Anexo 37 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2013.



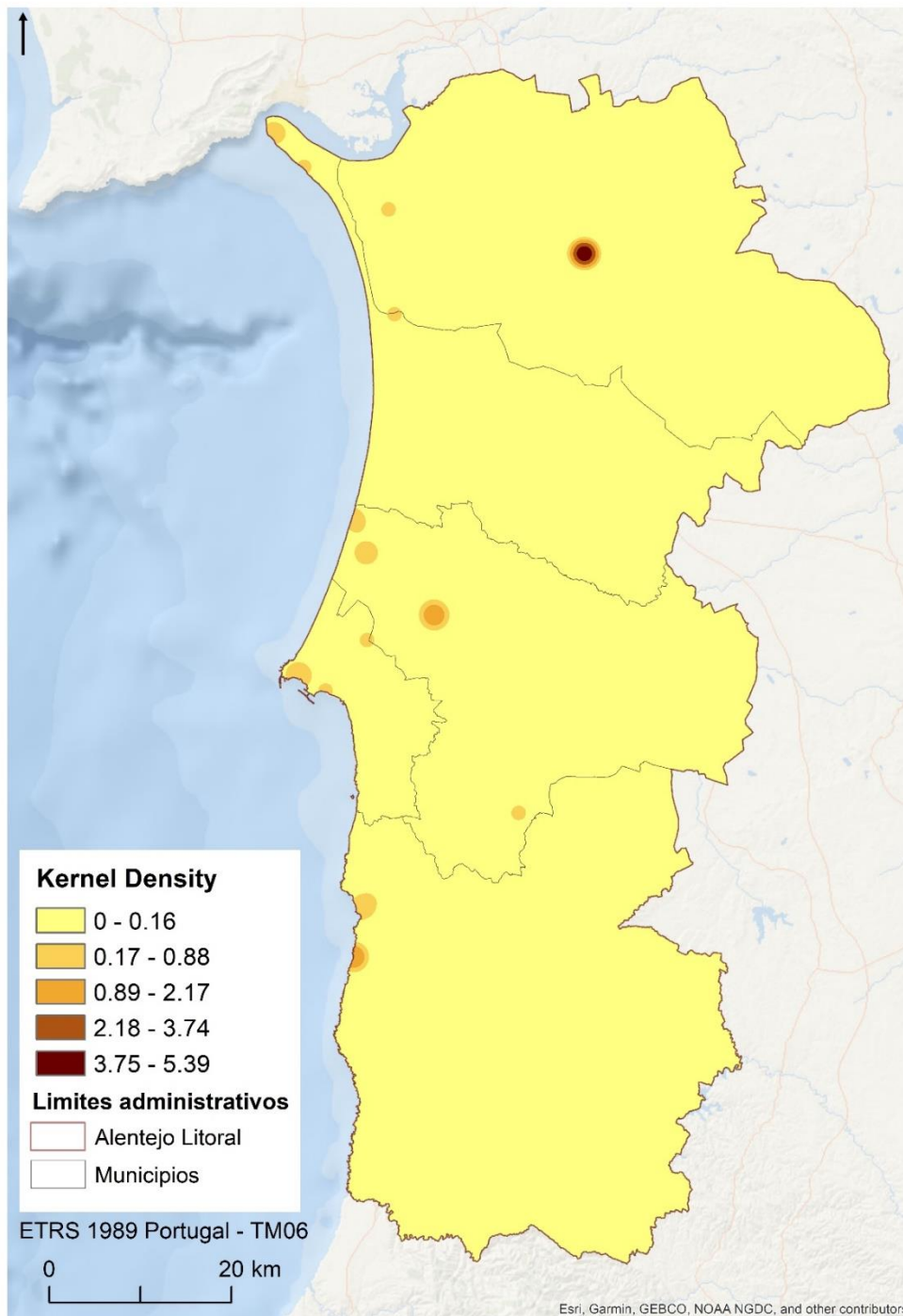
Anexo 38 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio, 2014.



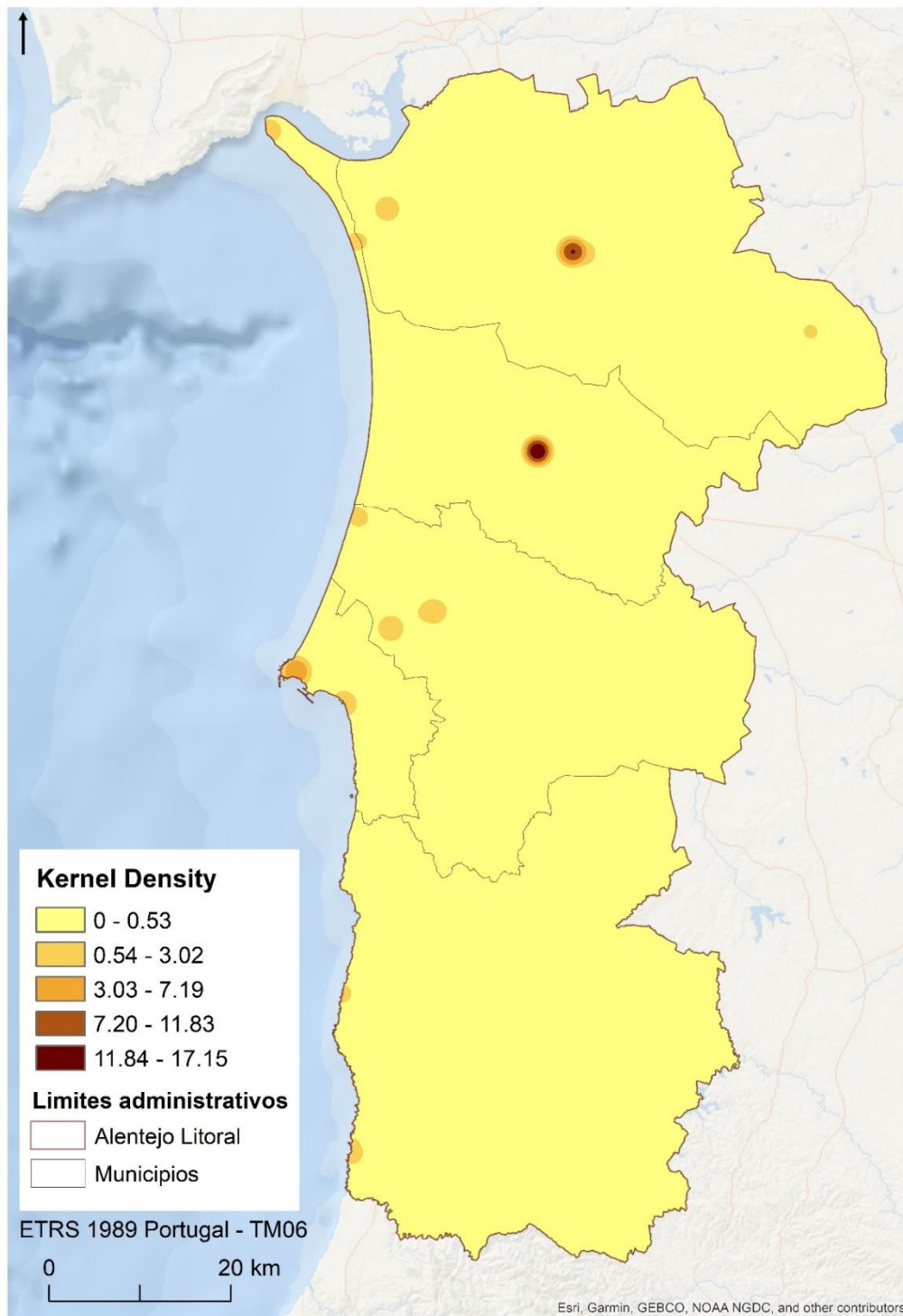
Anexo 39 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Panoramio consideradas de locais (2006-2014).



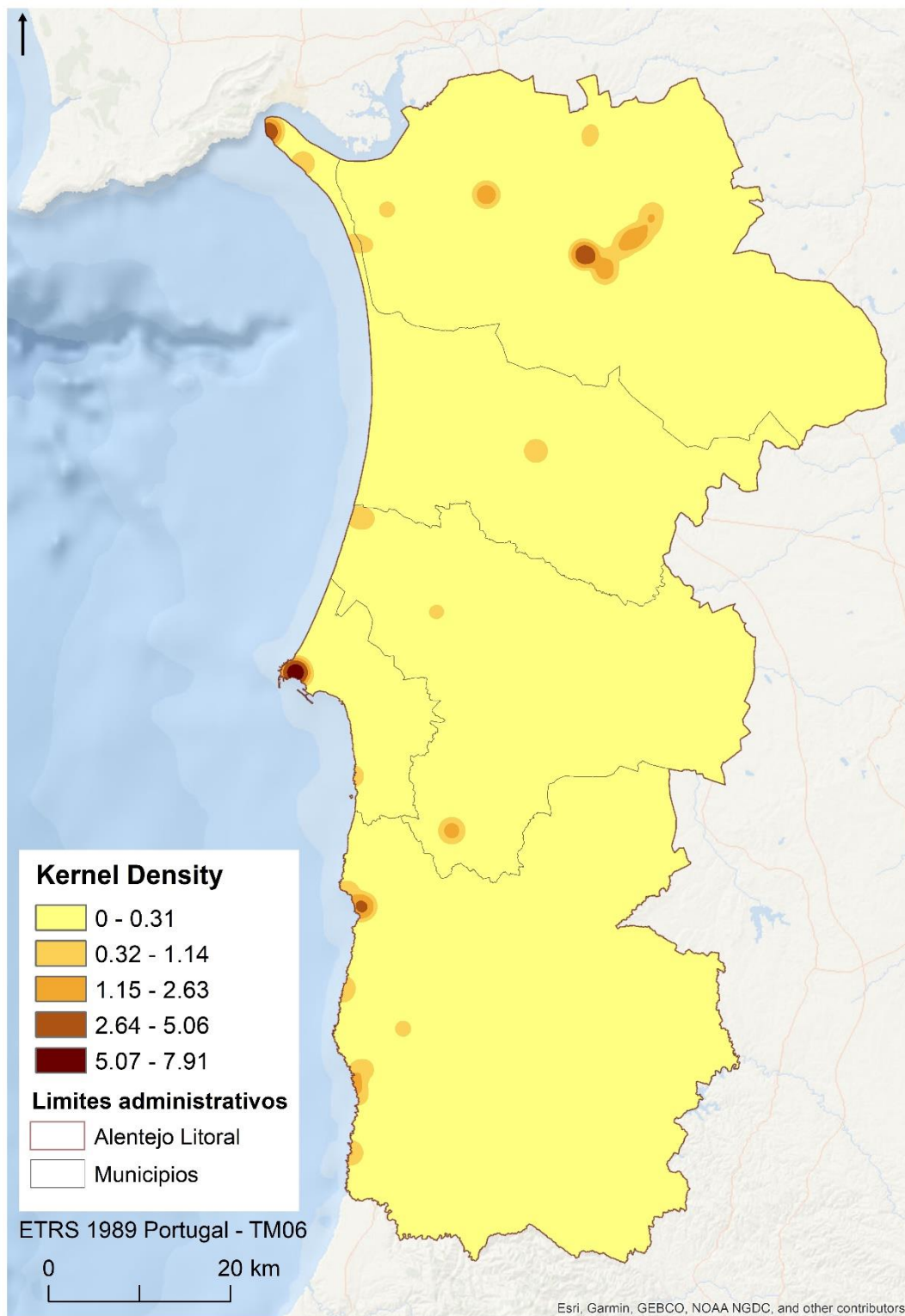
Anexo 40 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2007.



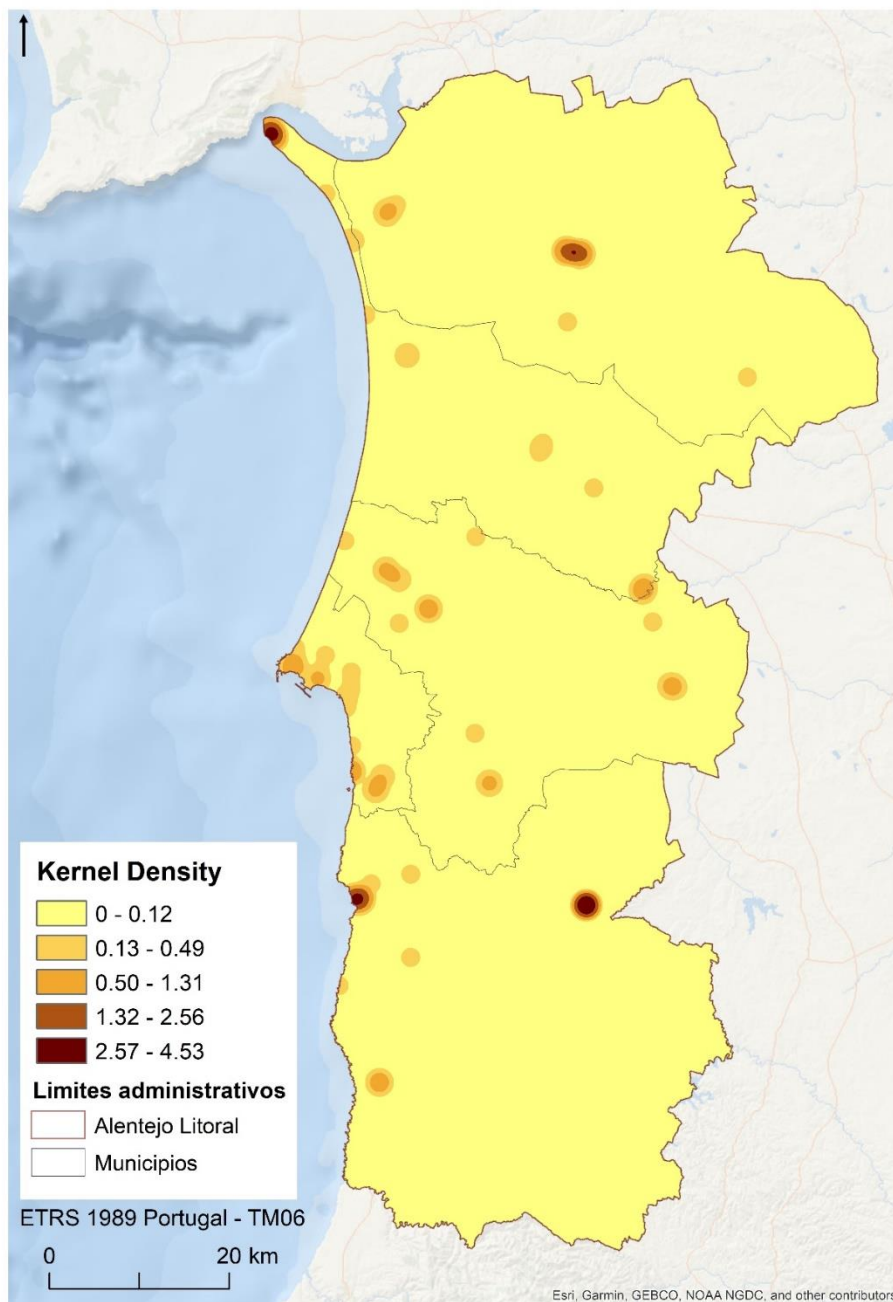
Anexo 41 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2008.



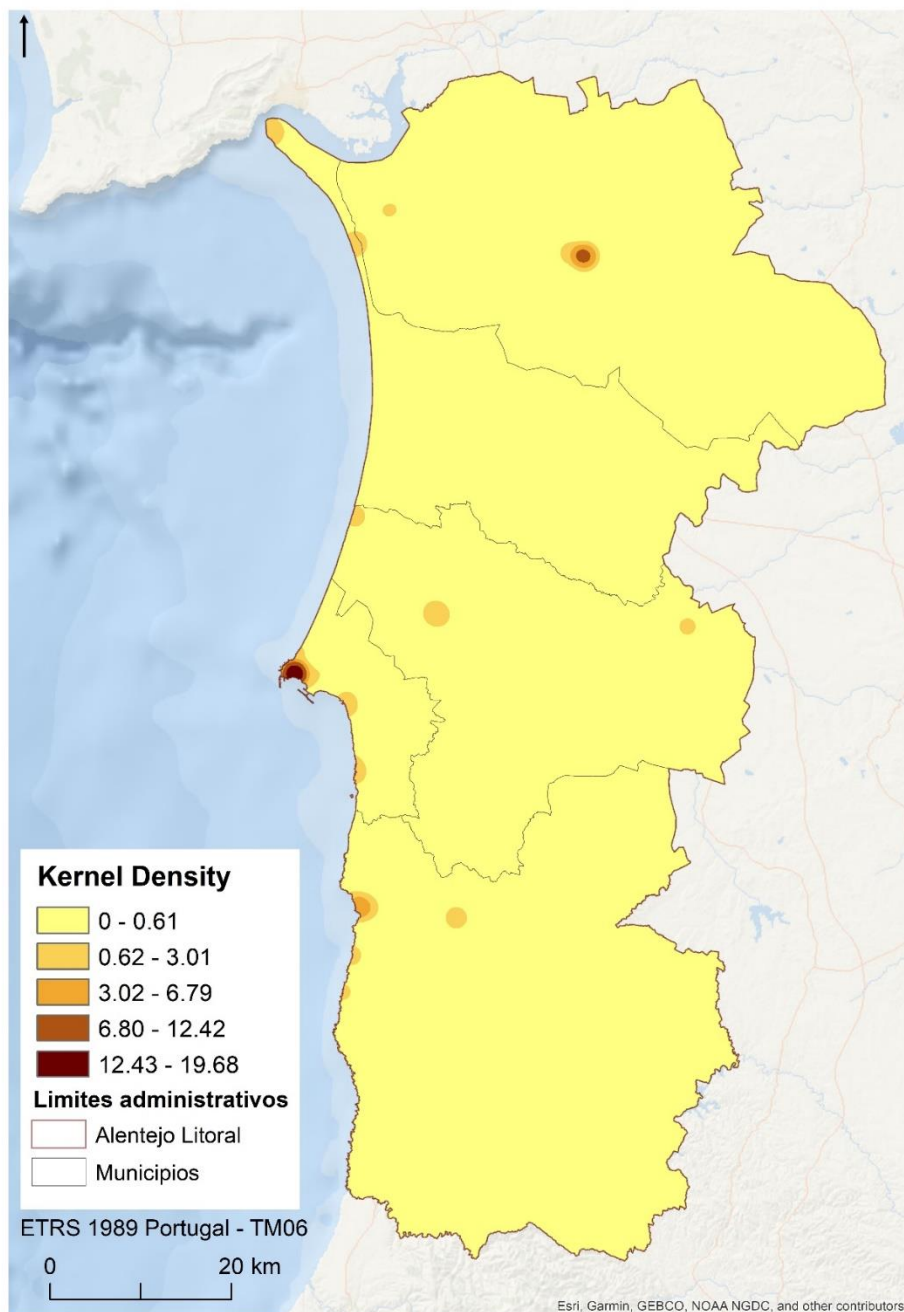
Anexo 42 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2009.



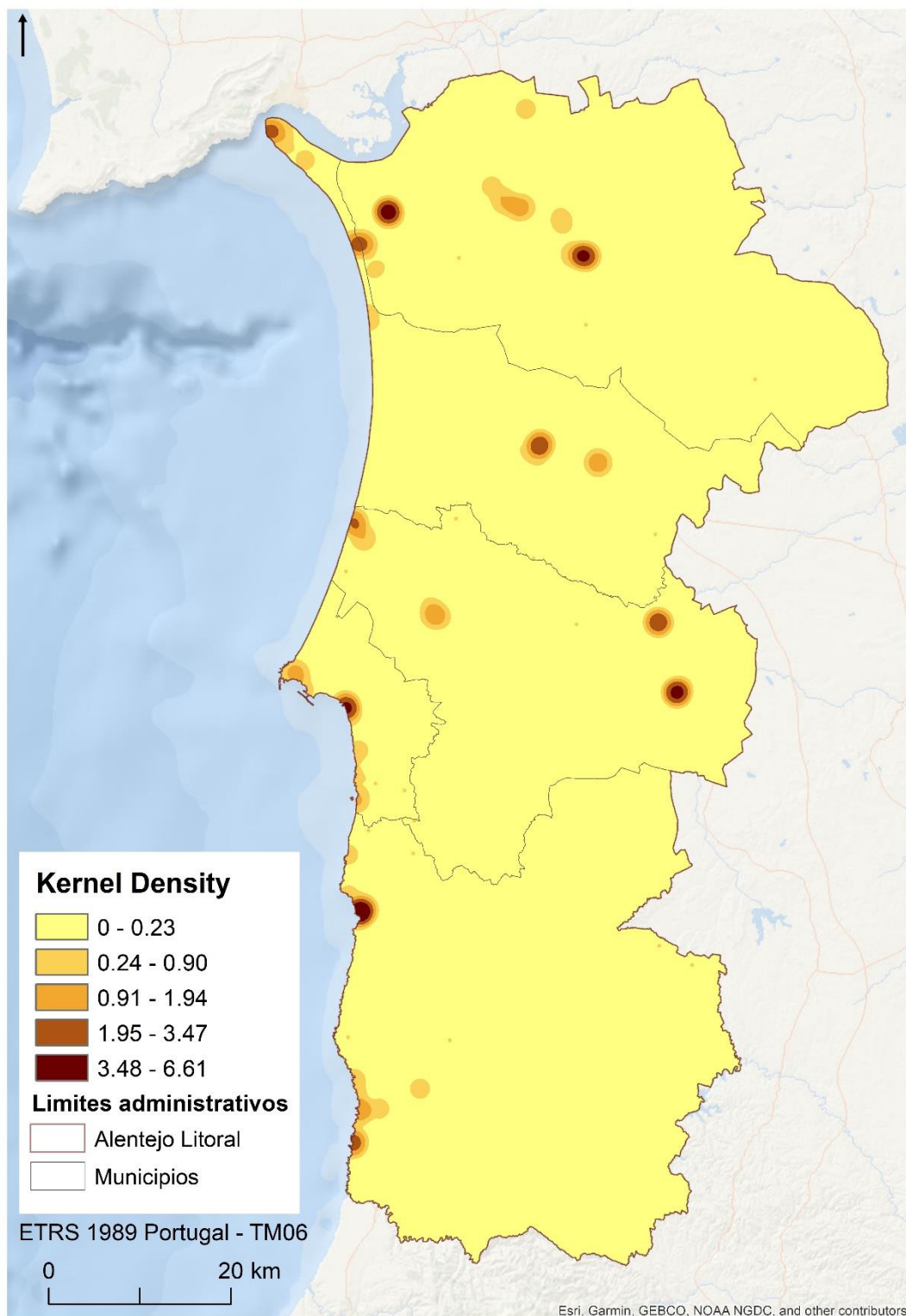
Anexo 43 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2010.



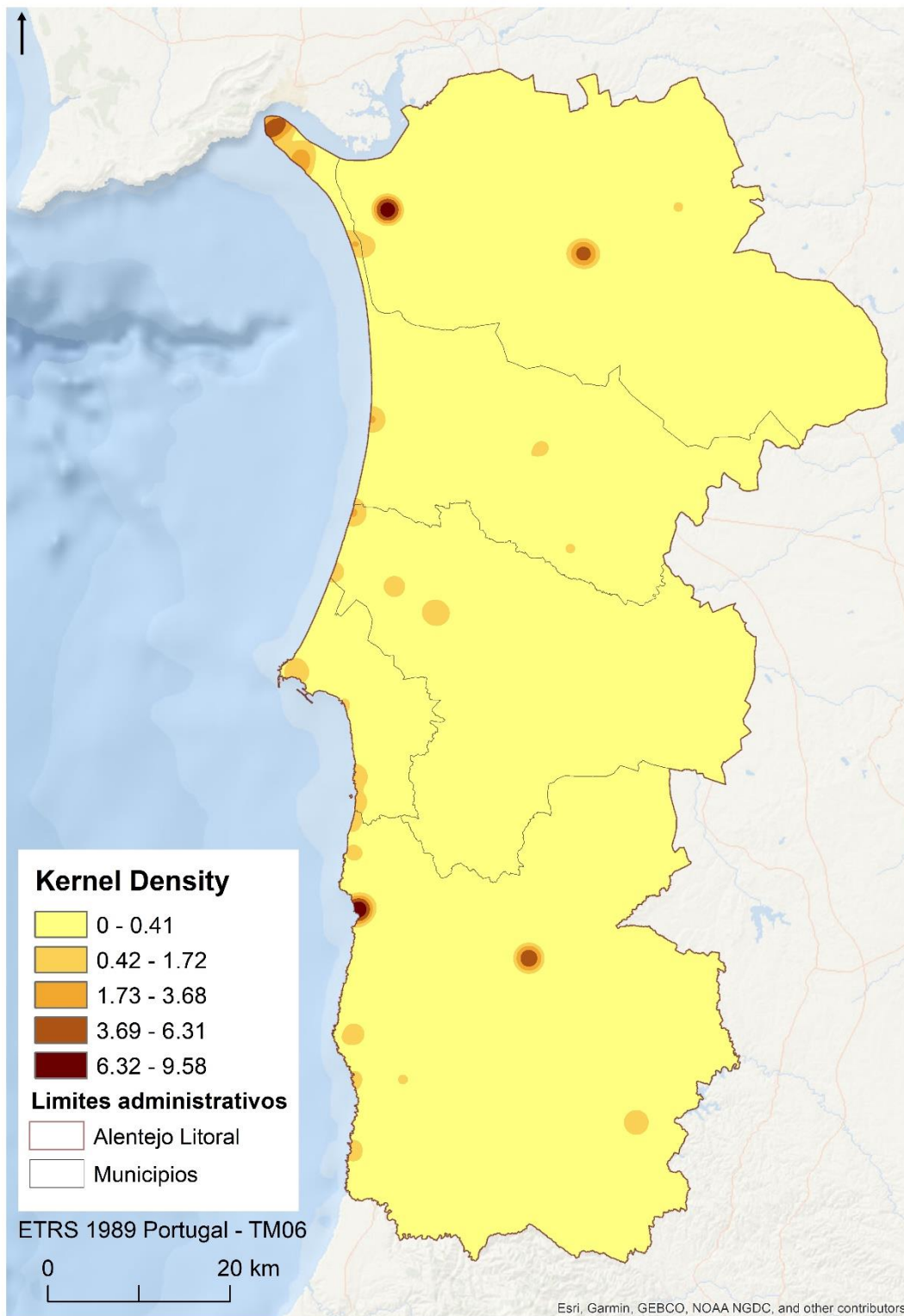
Anexo 44 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2011.



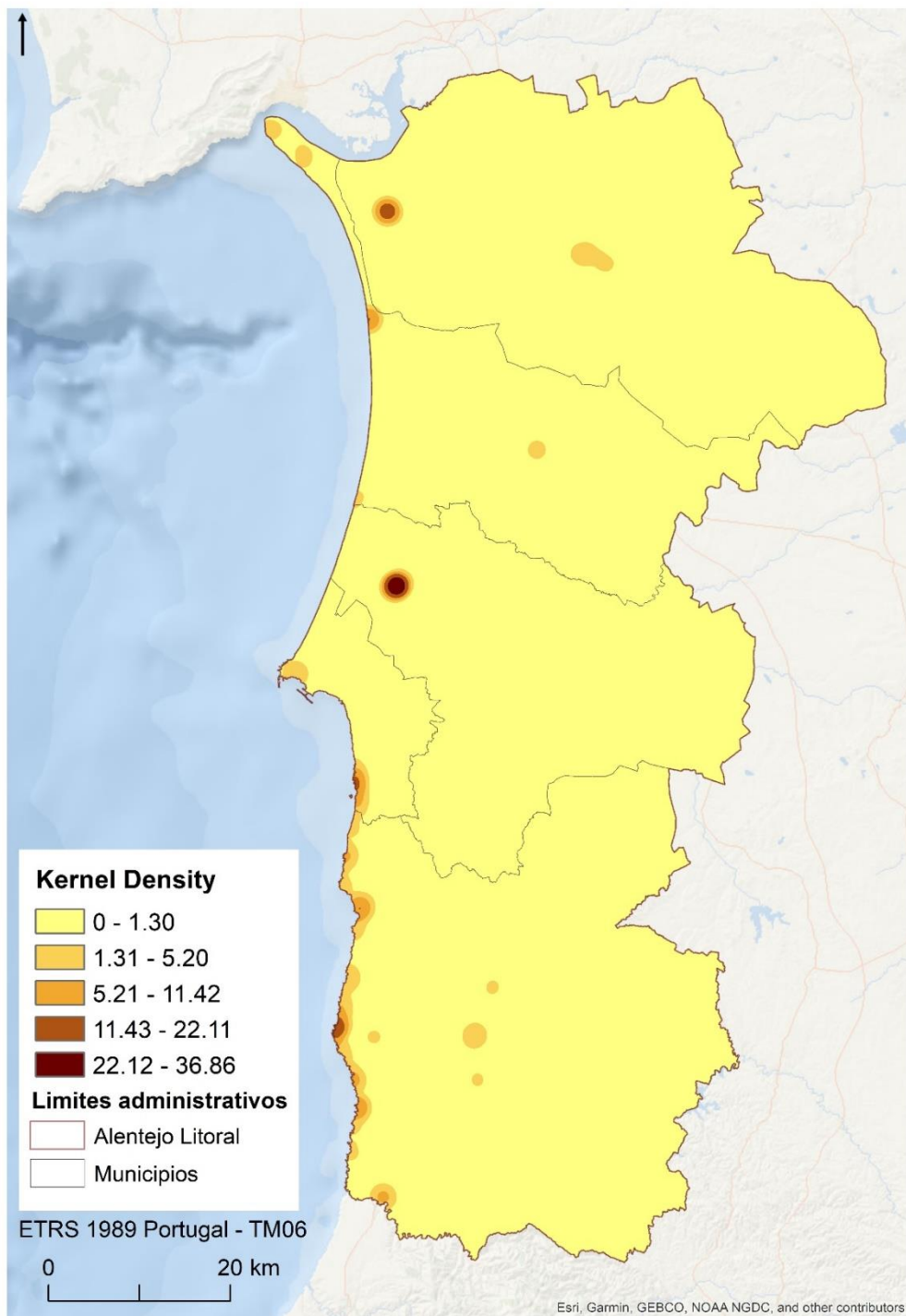
Anexo 45 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2012.



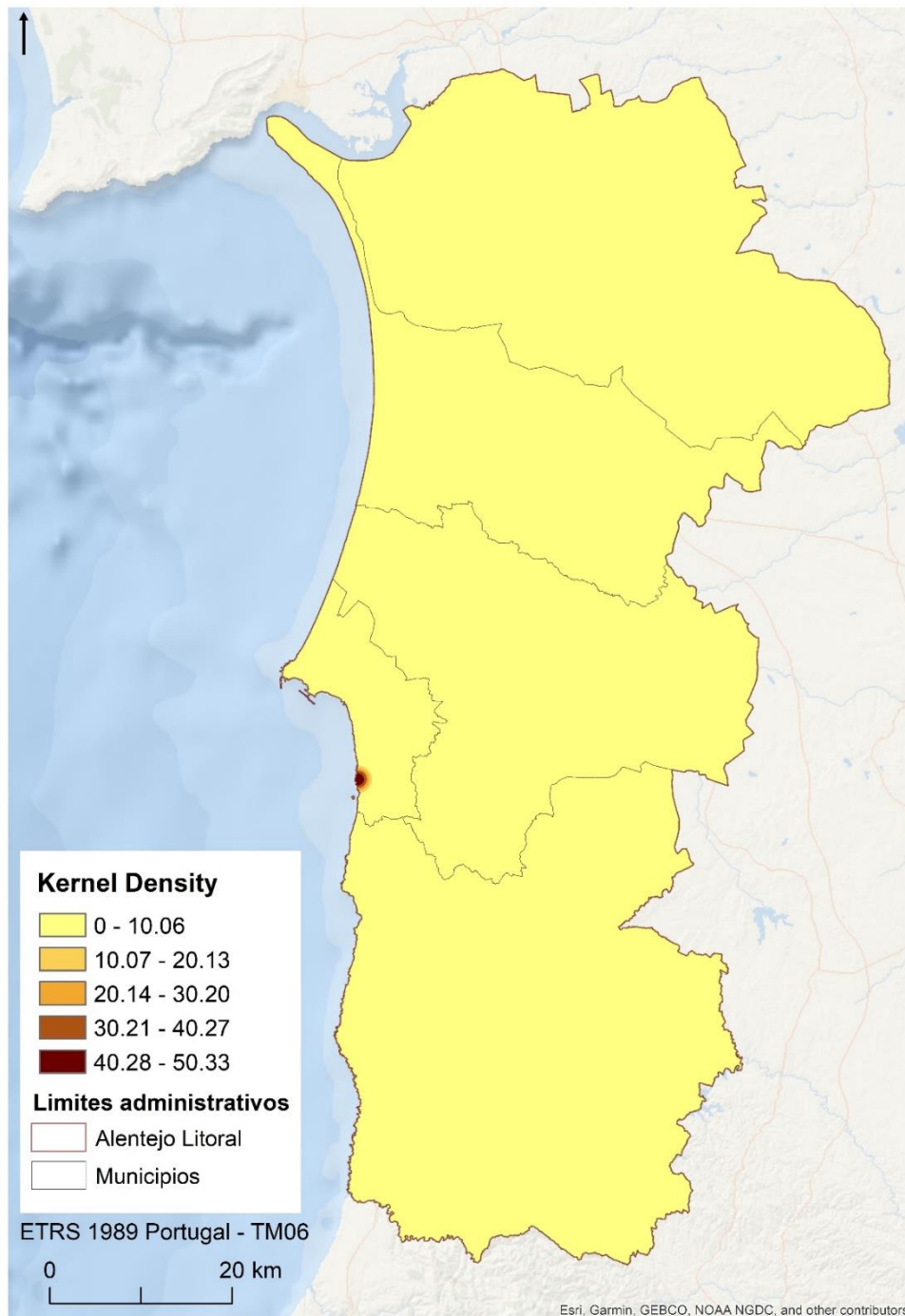
Anexo 46 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2013.



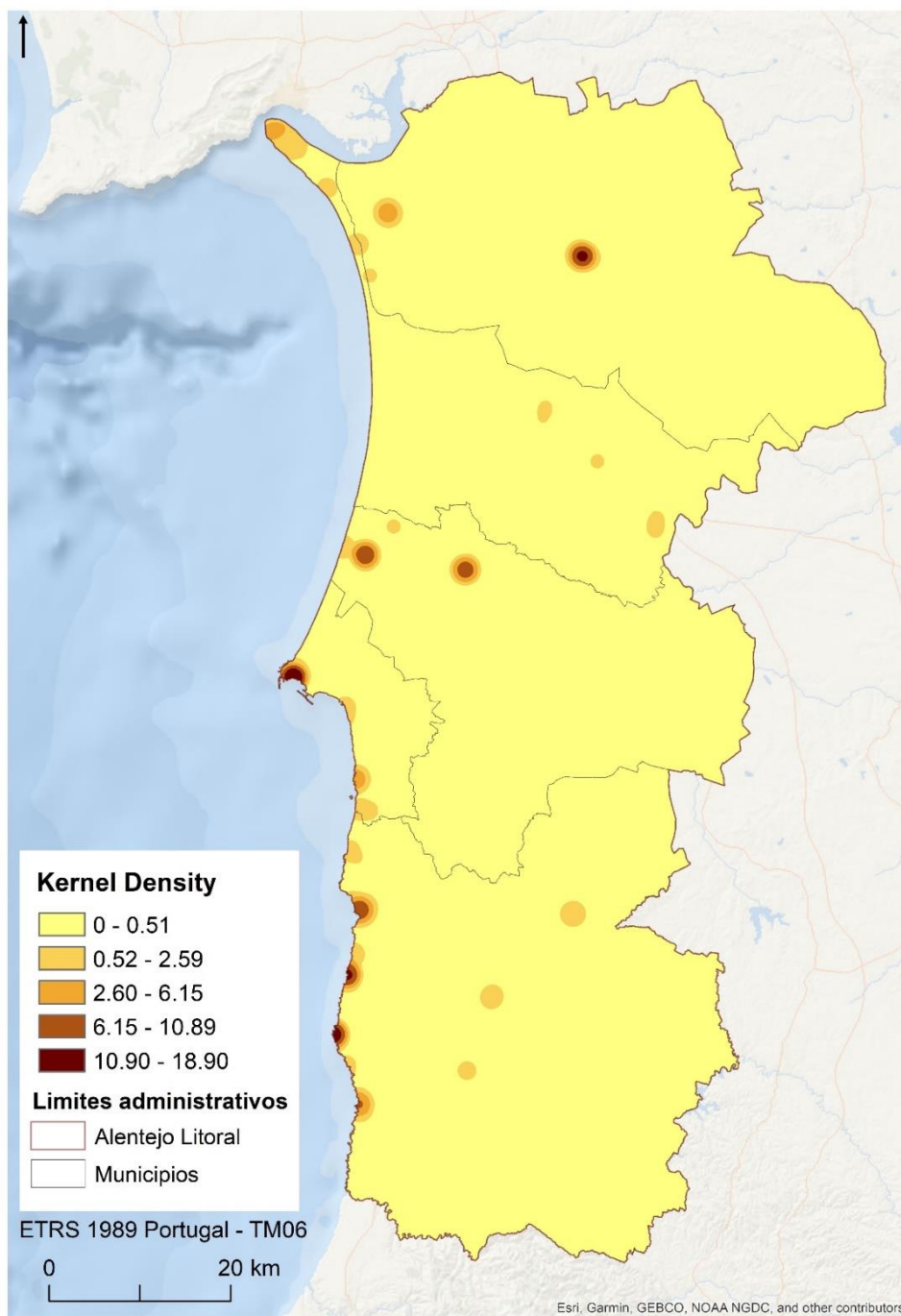
Anexo 47 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2014



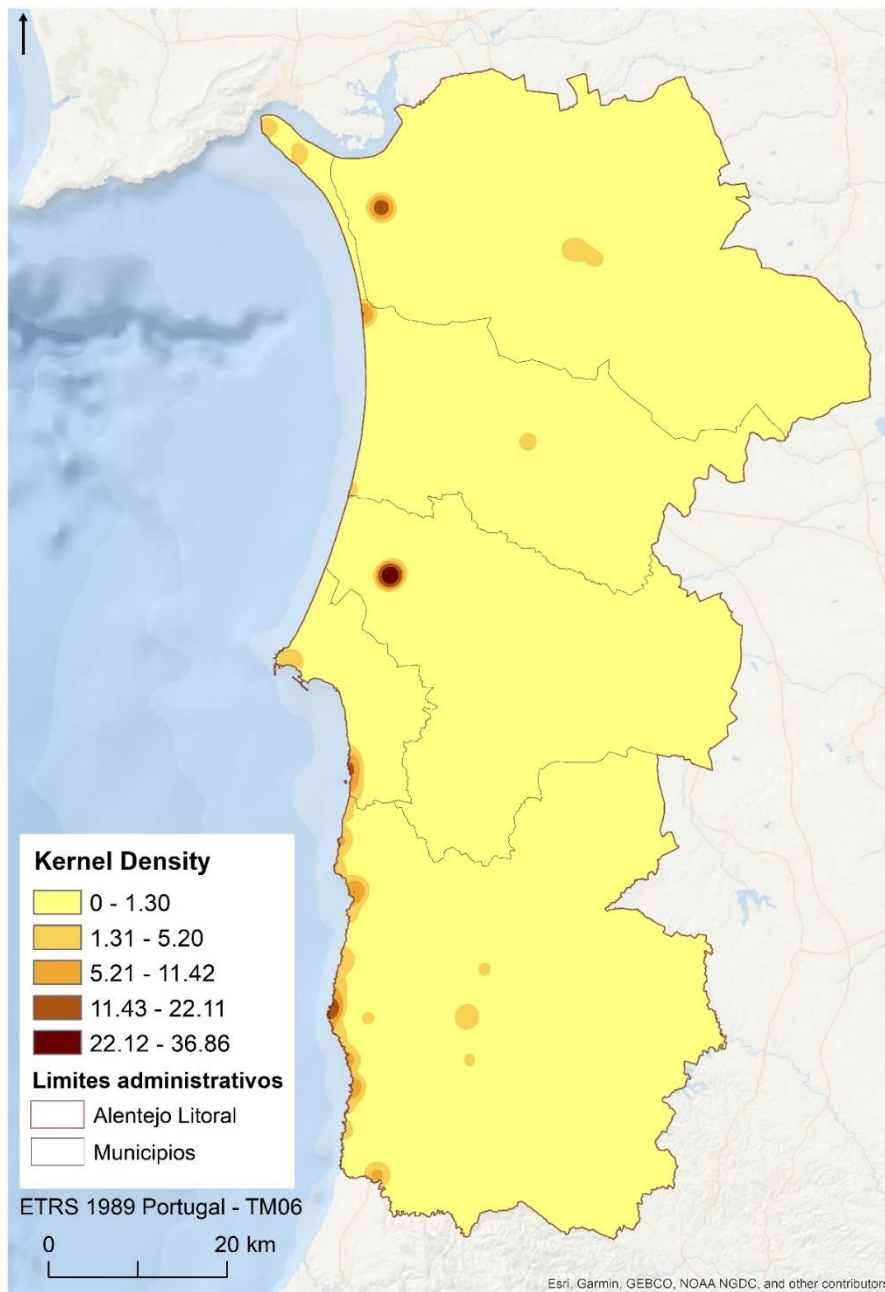
Anexo 48 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2015



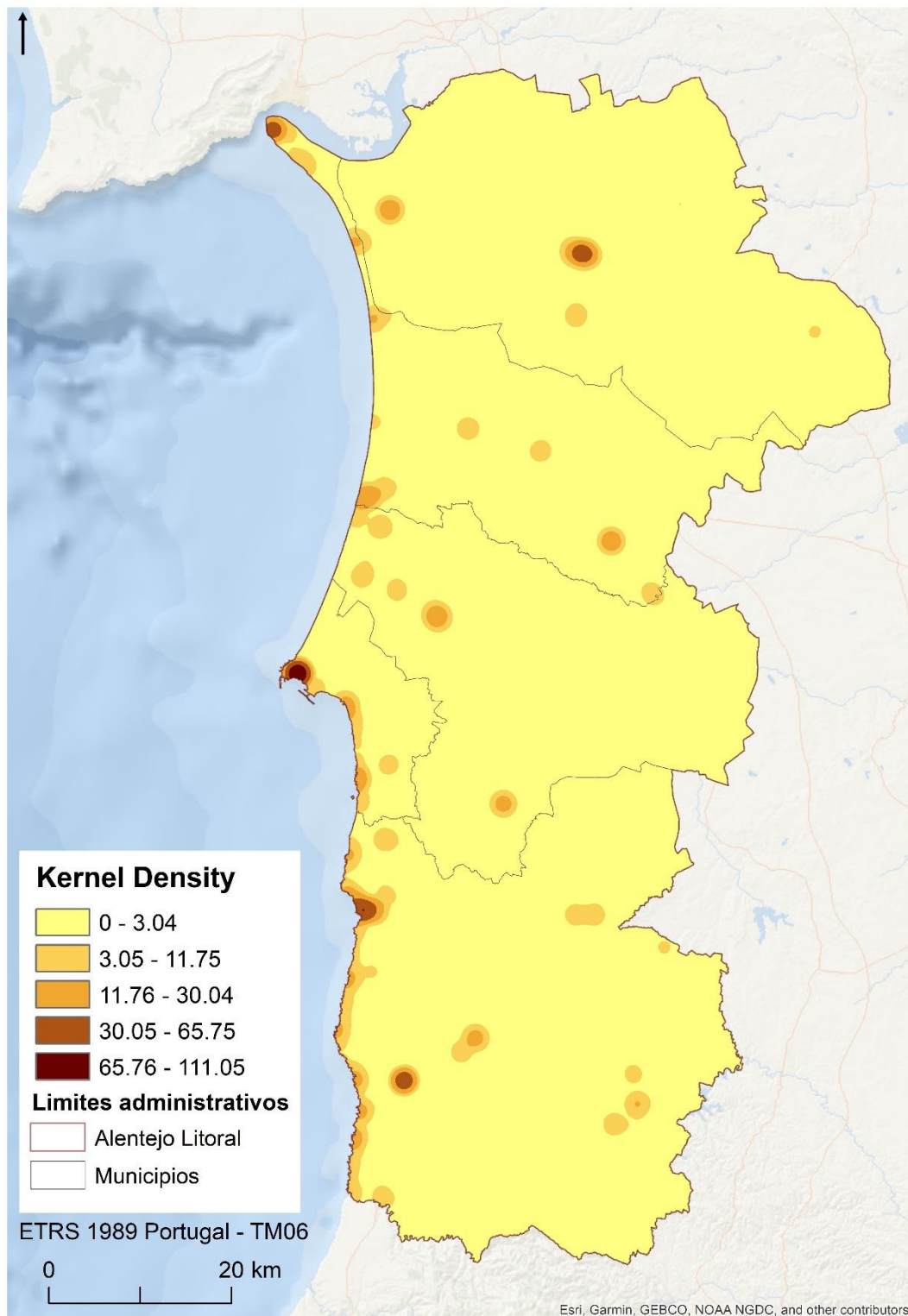
Anexo 49- Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2016.



Anexo 50 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, 2017.

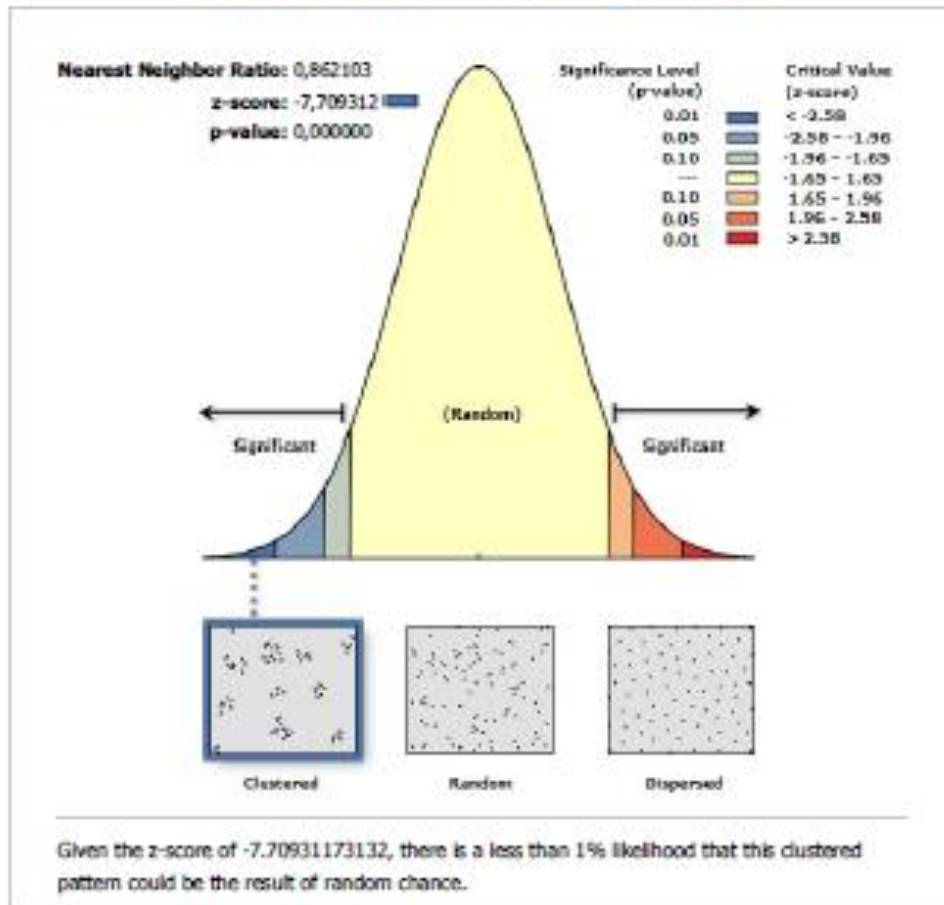


Anexo 51 - Estimativa de Densidade de Kernel das fotografias extraídas do Flickr, consideradas de locais (2007-2017).



Anexo 52- Relatório do método *Average nearest neighbor* index para os amostra do Panoramio.

Average Nearest Neighbor Summary



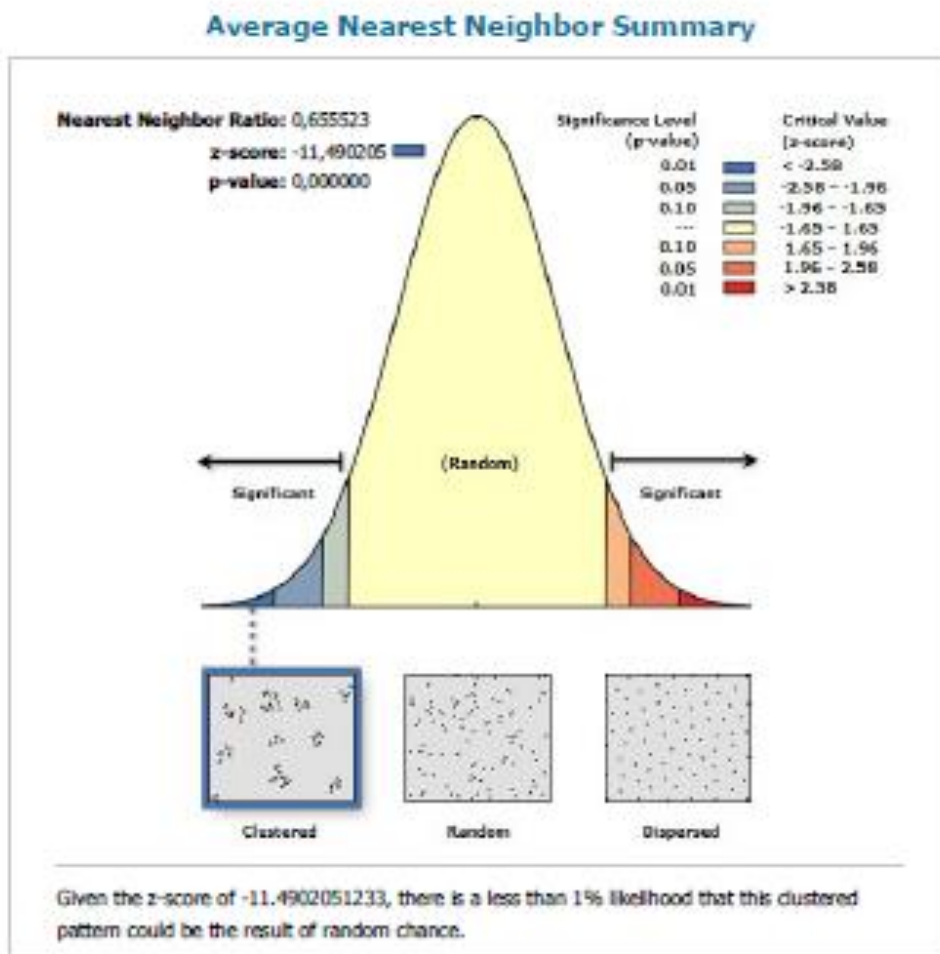
Average Nearest Neighbor Summary

Observed Mean Distance:	1074,7885 Meters
Expected Mean Distance:	1246,7059 Meters
Nearest Neighbor Ratio:	0,862103
z-score:	-7,709312
p-value:	0,000000

Dataset Information

Input Feature Class:	Join_Output_12 selection
Distance Method:	EUCLIDEAN
Study Area:	5309405694,620000
Selection Set:	True

Anexo 53 - Relatório do método Average nearest neighbor índice para os a amostra do Flickr.



Average Nearest Neighbor Summary

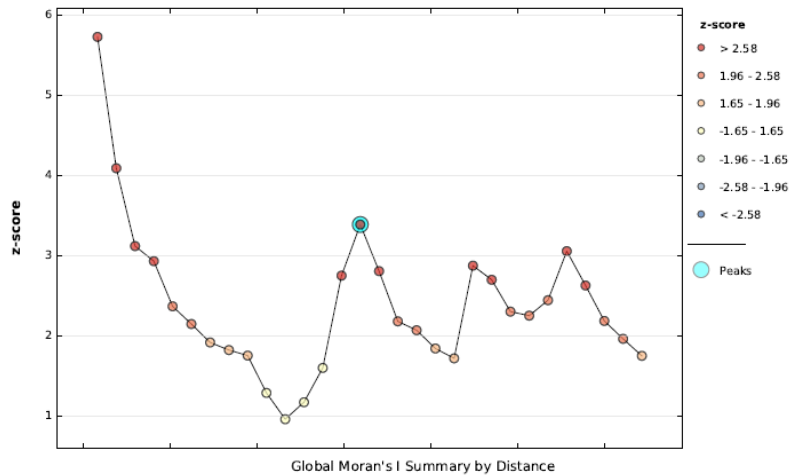
Observed Mean Distance:	1369,7590 Meters
Expected Mean Distance:	2089,5664 Meters
Nearest Neighbor Ratio:	0,655523
z-score:	-11,490205
p-value:	0,000000

Dataset Information

Input Feature Class:	Join_Output_14 selection
Distance Method:	EUCLIDEAN
Study Area:	5309405694,620000
Selection Set:	True

Anexo 54 – Output da ferramenta Spatial Incremental Autocorrelation para a amostra do Panoramio.

Spatial Autocorrelation by Distance



Global Moran's I Summary by Distance

Distance	Moran's Index	Expected Index	Variance	z-score	p-value
850.00*	0.218404	-0.001558	0.001473	5.731810	0.000000
1930.00*	0.113410	-0.001314	0.000786	4.093184	0.000043
3010.00*	0.061323	-0.001220	0.000401	3.121512	0.001799
4090.00*	0.045291	-0.001189	0.000251	2.933580	0.003351
5170.00*	0.030032	-0.001182	0.000173	2.369962	0.017790
6250.00*	0.022159	-0.001174	0.000118	2.149675	0.031581
7330.00*	0.016588	-0.001174	0.000086	1.919193	0.054960
8410.00	0.014054	-0.001172	0.000070	1.824557	0.068068
9490.00	0.011853	-0.001172	0.000055	1.755637	0.079150
10570.00	0.007505	-0.001172	0.000045	1.289968	0.197062
11650.00	0.004793	-0.001172	0.000038	0.961803	0.336149
12730.00	0.005504	-0.001172	0.000032	1.173768	0.240488
13810.00	0.007323	-0.001172	0.000028	1.601921	0.109173
14890.00	0.012382	-0.001172	0.000024	2.753223	0.005901
15970.00	0.014322	-0.001172	0.000021	3.390572	0.000697
17050.00	0.011016	-0.001172	0.000019	2.808812	0.004972
18130.00	0.007761	-0.001172	0.000017	2.182429	0.029078
19210.00	0.006804	-0.001172	0.000015	2.072027	0.038263
20290.00	0.005567	-0.001172	0.000013	1.844131	0.065164
21370.00	0.004787	-0.001172	0.000012	1.721065	0.085239
22450.00	0.008270	-0.001172	0.000011	2.877718	0.004006
23530.00	0.007300	-0.001172	0.000010	2.701194	0.006909
24610.00	0.005702	-0.001172	0.000009	2.304048	0.021220
25690.00	0.005249	-0.001172	0.000008	2.253678	0.024216
26770.00	0.005494	-0.001172	0.000007	2.446391	0.014429
27850.00	0.006810	-0.001172	0.000007	3.058498	0.002224
28930.00	0.005433	-0.001172	0.000006	2.630346	0.008530
30010.00	0.004120	-0.001172	0.000006	2.187809	0.028683
31090.00	0.003399	-0.001172	0.000005	1.964683	0.049451
32170.00	0.002751	-0.001172	0.000005	1.752252	0.079730

First Peak (Distance, Value): 15970.00, 3.390572

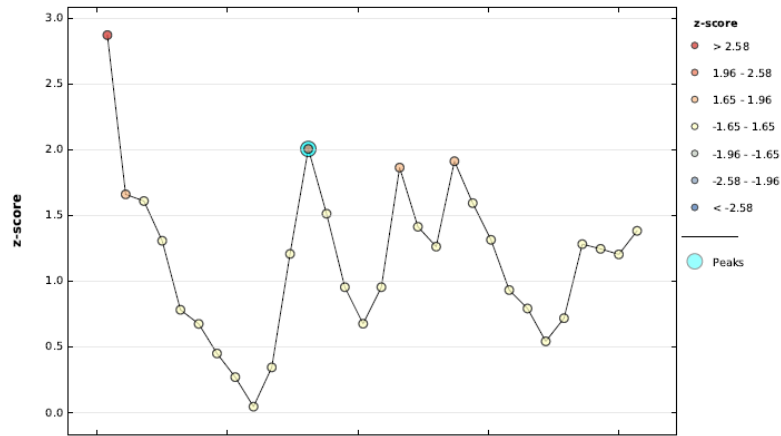
Max Peak (Distance, Value): 15970.00, 3.390572

Distance measured in Meters

* At least one distance increment resulted in features with no neighbors which may invalidate the significance of the corresponding results.

Anexo 55 - Output da ferramenta Spatial Incremental Autocorrelation para a amostra do Flickr.

Spatial Autocorrelation by Distance



Global Moran's I Summary by Distance

Distance	Moran's Index	Expected Index	Variance	z-score	p-value
800.00*	0.136710	-0.002463	0.002343	2.874989	0.004040
2200.00*	0.051795	-0.001992	0.001046	1.663118	0.096289
3600.00*	0.037101	-0.001869	0.000584	1.612204	0.106917
5000.00*	0.024178	-0.001818	0.000394	1.309880	0.190236
6400.00*	0.011209	-0.001815	0.000276	0.784578	0.432701
7800.00*	0.007588	-0.001808	0.000192	0.677473	0.498106
9200.00*	0.003614	-0.001805	0.000143	0.452605	0.650833
10600.00	0.001078	-0.001802	0.000112	0.272359	0.785346
12000.00	-0.001349	-0.001802	0.000089	0.047871	0.961819
13400.00	0.001149	-0.001802	0.000072	0.346592	0.728898
14800.00	0.007513	-0.001802	0.000059	1.210070	0.226252
16200.00	0.012404	-0.001802	0.000050	2.008726	0.044566
17600.00	0.008219	-0.001802	0.000044	1.515865	0.129554
19000.00	0.004080	-0.001802	0.000038	0.956780	0.338678
20400.00	0.002069	-0.001802	0.000033	0.678664	0.497351
21800.00	0.003192	-0.001802	0.000027	0.957045	0.338544
23200.00	0.007253	-0.001802	0.000024	1.866807	0.061929
24600.00	0.004655	-0.001802	0.000021	1.416566	0.156610
26000.00	0.003620	-0.001802	0.000018	1.265306	0.205762
27400.00	0.005927	-0.001802	0.000016	1.915066	0.055484
28800.00	0.004327	-0.001802	0.000015	1.596594	0.110356
30200.00	0.003017	-0.001802	0.000013	1.317233	0.187760
31600.00	0.001467	-0.001802	0.000012	0.935111	0.349731
33000.00	0.000862	-0.001802	0.000011	0.794753	0.426757
34400.00	-0.000057	-0.001802	0.000010	0.544712	0.585952
35800.00	0.000412	-0.001802	0.000009	0.720841	0.471007
37200.00	0.001982	-0.001802	0.000009	1.284333	0.199026
38600.00	0.001727	-0.001802	0.000008	1.248472	0.211858
40000.00	0.001467	-0.001802	0.000007	1.206273	0.227712
41400.00	0.001806	-0.001802	0.000007	1.385465	0.165910

First Peak (Distance, Value): 16200.00, 2.008726

Max Peak (Distance, Value): 16200.00, 2.008726

Distance measured in Meters

* At least one distance increment resulted in features with no neighbors which may invalidate the significance of the corresponding results.

Anexo 56 - Resultados do método K-function aplicado por ano, valores esperados e observados da função e limites de confiança estatística para a amostra do Panoramio.

Valores esperados					Valores Observados					Diferença entre valores					Limites de confiança baixo					Limites de confiança alto				
2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011	2007	2008	2009	2010	2011
800	800	800	800	800	4766.6	5501.8	4680.0	5101.1	5730.1	3966.6	4701.8	3880.0	4301.1	4930.1	2025.1	1818.0	1787.3	2085.9	1725.2	4497.4	4640.7	4428.0	5936.6	6262.7
1880	1880	1880	1880	1880	5653.7	6450.1	5820.8	6146.6	6304.7	3773.7	4570.1	3940.8	4266.6	4424.7	2779.4	2715.2	2842.8	2874.8	2293.5	5811.5	6509.8	5836.6	7108.5	6917.7
2960	2960	2960	2960	2960	6667.5	7240.8	7002.9	7050.0	6903.5	3707.5	4280.8	4042.9	4090.0	3943.5	4078.5	3727.7	3857.8	4056.6	3283.6	7473.0	7968.2	7247.3	7918.8	8044.1
4040	4040	4040	4040	4040	7266.3	7899.8	7478.0	7662.7	7205.1	3226.3	3859.8	3438.0	3622.7	3165.1	5056.2	4564.7	4708.1	4853.0	4019.3	8474.3	8618.6	8711.4	8828.6	8439.3
5120	5120	5120	5120	5120	7994.2	8429.3	8070.6	8078.8	7608.7	2874.2	3309.3	2950.6	2958.8	2488.7	5791.5	5222.0	5394.9	5461.2	4524.7	9314.3	9235.6	9393.6	9624.6	9568.4
6200	6200	6200	6200	6200	8936.8	9390.5	8606.7	8610.2	8113.5	2736.8	3190.5	2406.7	2410.2	1913.5	6752.1	6176.2	6270.9	6162.2	5353.0	10081.9	10435.0	10016.2	10159.4	9973.1
7280	7280	7280	7280	7280	9903.3	9829.6	9521.9	9080.7	8793.0	2623.3	2549.6	2241.9	1800.7	1513.0	7573.7	6971.9	6862.4	6940.1	6056.8	11040.1	10891.6	10738.3	10854.3	10460.2
8360	8360	8360	8360	8360	10881.3	10345.9	10024.0	9526.3	9334.8	2521.3	1985.9	1664.0	1166.3	974.8	8594.7	7593.1	7513.4	7607.0	6829.7	12374.6	11383.2	11500.7	11704.5	11835.7
9440	9440	9440	9440	9440	11818.6	11068.9	10645.2	10168.9	10056.0	2378.6	1628.9	1205.2	728.9	616.0	9439.0	8317.8	8258.1	8144.6	7720.4	13332.5	12047.7	12078.9	12724.7	12793.6
10520	10520	10520	10520	10520	12397.8	11402.2	11067.7	10546.4	10503.3	1877.8	882.2	547.7	26.4	-16.7	10010.7	8887.1	8747.5	8574.8	8296.0	14329.0	12850.6	12668.8	13226.0	13589.9
11600	11600	11600	11600	11600	13058.5	11832.4	11522.7	11223.4	11099.1	1458.5	232.4	-77.3	-376.6	-500.9	10787.5	9596.6	9681.2	9405.6	9132.8	15286.4	13693.0	13456.1	14132.2	14410.9
12680	12680	12680	12680	12680	13833.7	12494.8	12251.1	12084.8	11838.2	1153.7	-185.2	-428.9	-595.2	-841.8	11372.5	10116.6	10369.0	10266.5	9822.0	15881.2	14801.2	14645.5	14541.3	15140.8
13760	13760	13760	13760	13760	14705.8	13284.6	12960.4	12968.9	13029.7	945.8	-475.4	-799.6	-791.1	-730.3	12152.6	10854.3	11104.7	11055.1	10491.0	16836.4	15234.5	15740.6	15714.8	16118.9
14840	14840	14840	14840	14840	16049.8	14612.2	13980.8	14372.2	15467.2	1209.8	-227.8	-859.2	-467.8	627.2	12935.4	11460.3	11998.3	11921.6	11407.2	17743.1	15995.3	17026.0	16584.0	17125.8
15920	15920	15920	15920	15920	16853.1	15357.6	14788.4	15059.4	16335.0	933.1	-562.4	-1131.6	-860.6	415.0	13496.6	12165.8	12658.7	12458.8	12232.8	18654.4	16663.6	17938.2	17680.7	17575.3
17000	17000	17000	17000	17000	17410.0	15861.7	15459.1	15551.3	16860.0	410.0	-1138.3	-1540.9	-1448.7	-140.0	14186.8	12963.2	13169.8	13055.2	12905.6	19575.1	17457.4	18599.8	18585.7	18513.2
18080	18080	18080	18080	18080	17934.9	16403.2	15863.0	16014.6	17439.5	-145.1	-1676.8	-2217.0	-2065.4	-640.5	14948.7	13543.4	13685.6	13593.0	13455.4	20234.4	17922.6	19100.4	19462.8	19155.7
19160	19160	19160	19160	19160	18626.3	17221.1	16248.6	16732.9	18097.6	-533.7	-1938.9	-2911.4	-2427.1	-1062.4	15646.2	14010.7	14191.5	14196.8	13989.6	20954.5	18941.7	19727.6	20059.8	19593.2
20240	20240	20240	20240	20240	19498.0	17940.0	16817.7	17376.6	18759.3	-742.0	-2300.0	-3422.3	-2863.4	-1480.7	16312.4	14511.0	15001.8	14728.7	14784.4	21678.2	19506.2	20576.8	20483.8	20500.7
21320	21320	21320	21320	21320	20053.0	18727.5	17487.4	18057.5	19382.0	-1267.0	-2592.5	-3832.6	-3262.5	-1938.0	16933.8	15233.0	15673.7	15632.0	15599.5	22291.1	20247.5	21104.0	21004.6	21006.5

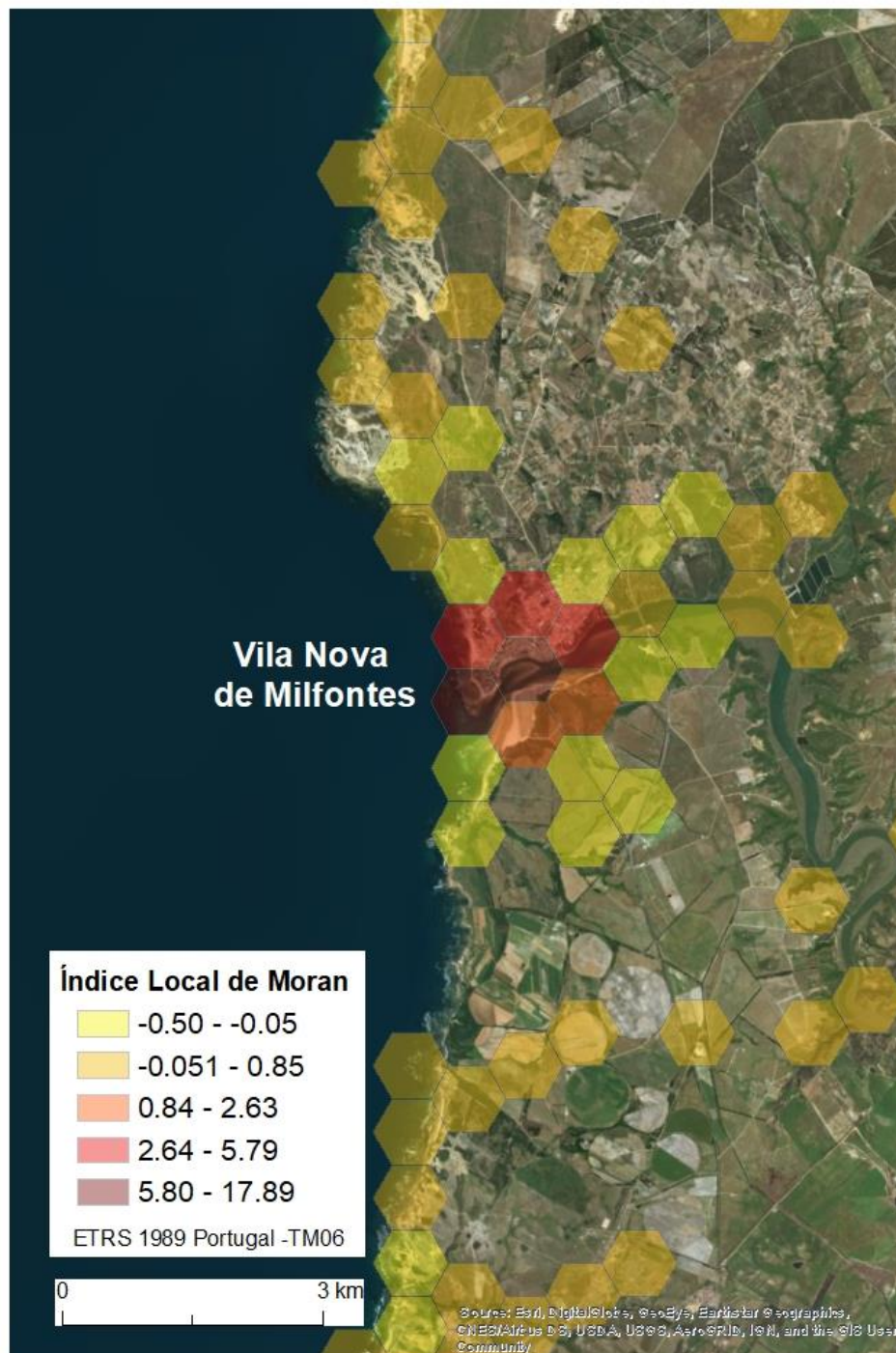
Anexo 57 - Resultados do método K-function aplicado por ano, valores esperados e observados da função e limites de confiança estatística para a amostra do Flickr.

Valores esperados				Valores Observados				Diferença entre valores				Limites de confiança baixo				Limites de confiança alto			
2014	2015	2016	2017	2014	2015	2016	2017	2014	2015	2016	2017	2014	2015	2016	2017	2014	2015	2016	2017
800	800	800	800	4781.6	6660.8	6017.6	8382.3	3981.6	5860.8	5217.6	7582.3	2136.6	1643.6	1381.2	1831.3	8091.0	11769.6	8754.0	13302.0
2000	2000	2000	2000	5554.4	6965.5	6438.6	8717.6	3554.4	4965.5	4438.6	6717.6	3100.9	1947.6	2045.3	2073.8	9251.5	12674.1	9229.3	15408.7
3200	3200	3200	3200	7348.2	7874.1	7186.4	13418.4	4148.2	4674.1	3986.4	10218.4	4556.8	2536.3	3456.9	2976.2	12244.9	12819.8	10332.7	17924.2
4400	4400	4400	4400	8601.4	8676.1	7658.3	16685.7	4201.4	4276.1	3258.3	12285.7	5598.5	3108.8	4803.4	3834.2	14221.3	14097.0	11063.4	18205.5
5600	5600	5600	5600	9763.4	9818.6	8166.9	16791.6	4163.4	4218.6	2566.9	11191.6	6419.4	4430.7	5348.4	4285.8	15351.5	15551.9	11592.8	18415.8
6800	6800	6800	6800	10870.7	10322.9	9641.3	17021.2	4070.7	3522.9	2841.3	10221.2	7336.9	5267.5	6618.5	5033.2	16225.7	16156.1	12941.6	18558.1
8000	8000	8000	8000	11503.6	11001.7	11699.2	17314.7	3503.6	3001.7	3699.2	9314.7	8237.2	5789.7	7128.2	5744.4	18713.8	17205.7	14055.0	20304.7
9200	9200	9200	9200	12467.5	12517.0	12761.2	17536.8	3267.5	3317.0	3561.2	8336.8	8900.1	6413.8	8193.5	6145.9	19440.2	17562.1	15526.9	22296.0
10400	10400	10400	10400	13367.5	12979.0	12971.4	17726.2	2967.5	2579.0	2571.4	7326.2	9612.8	6896.6	8950.0	6934.7	20401.9	19327.7	16320.8	22942.0
11600	11600	11600	11600	14579.0	13998.9	13542.2	18188.7	2979.0	2398.9	1942.2	6588.7	10547.8	7711.2	9303.1	7146.5	21599.2	20059.6	16932.8	23314.9
12800	12800	12800	12800	15475.9	14915.8	14152.2	18393.9	2675.9	2115.8	1352.2	5593.9	10929.3	8312.7	9623.6	7450.1	22251.6	20518.9	17600.3	23441.5
14000	14000	14000	14000	16662.9	16838.2	15249.7	18932.3	2662.9	2838.2	1249.7	4932.3	11516.9	8916.2	10161.2	8314.8	23531.2	22224.1	19054.3	23683.1
15200	15200	15200	15200	18070.2	18828.3	16433.4	20419.5	2870.2	3628.3	1233.4	5219.5	12691.5	9780.6	10952.5	8784.3	24633.8	23218.2	19537.6	24036.2
16400	16400	16400	16400	18804.6	19858.0	17452.6	21642.9	2404.6	3458.0	1052.6	5242.9	13725.9	10081.8	11636.1	9140.5	25820.1	23527.0	19967.3	24596.6
17600	17600	17600	17600	19440.9	20668.8	17917.4	22013.7	1840.9	3068.8	317.4	4413.7	14871.7	10391.5	13175.7	9956.4	27064.6	23901.1	20416.1	25643.8
18800	18800	18800	18800	20109.6	20810.1	18394.9	22211.5	1309.6	2010.1	-405.1	3411.5	15558.3	11157.7	13802.5	10542.5	28206.2	25074.6	21372.7	26502.8
20000	20000	20000	20000	20918.3	21088.6	18811.9	22534.7	918.3	1088.6	-1188.1	2534.7	16391.9	12041.7	14177.8	10964.2	29110.4	25395.0	22065.6	26812.2
21200	21200	21200	21200	21493.5	21208.7	19270.9	22935.1	293.5	8.7	-1929.1	1735.1	17259.9	12501.3	14902.4	11864.9	29883.5	26254.0	22537.4	27102.0
22400	22400	22400	22400	22533.3	21982.6	20623.3	23598.6	133.3	-417.4	-1776.7	1198.6	17750.0	12734.5	15405.9	12877.0	30428.5	27019.6	23458.9	27821.1
23600	23600	23600	23600	23150.5	22423.8	21280.6	23974.4	-449.5	-1176.2	-2319.4	374.4	18220.2	13510.2	16175.3	13217.8	30971.8	27560.2	24723.7	28479.7

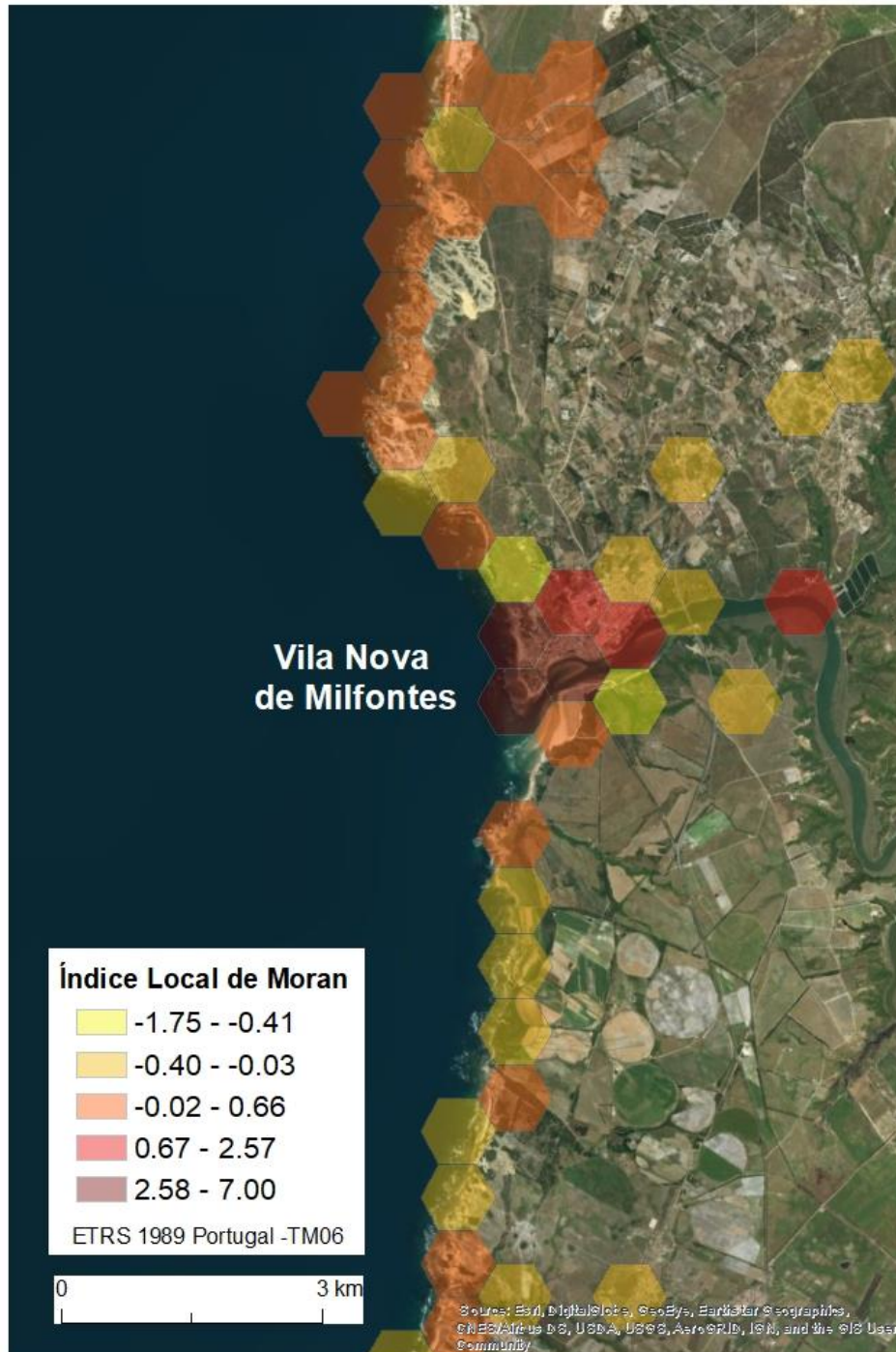
Anexo 58 - Resultados do método K-function aplicado por hora, valores esperados e observados da função e limites de confiança estatística para a amostra do Flickr.

Valores esperados					Valores observados					diferença entre valores					limite de confiança baixo					limite de confiança alto				
10	12	15	18	21	10	12	15	18	21	10	12	15	18	21	10	12	15	18	21	10	12	15	18	21
800	800	800	800	800	5695.5	7172.7	5306.6	5544.3	5318.4	4895.5	6372.7	4506.6	4744.3	4518.4	2710.8	1564.6	2174.4	2486.2	3387.9	9942.7	6999.7	5865.8	8868.8	11382.5
2000	2000	2000	2000	2000	6783.1	7589.3	6466.6	6293.1	6581.2	4783.1	5589.3	4466.6	4293.1	4581.2	3445.3	2285.7	3358.5	3381.6	4040.3	12775.6	9521.1	7642.3	11636.8	12824.7
3200	3200	3200	3200	3200	7600.1	8086.4	7110.6	7041.7	7521.3	4400.1	4886.4	3910.6	3841.7	4321.3	4543.0	3644.7	4260.7	4243.5	5296.9	13930.1	10274.9	9250.9	12447.2	13714.6
4400	4400	4400	4400	4400	8536.8	8515.2	7593.3	8630.6	8014.4	4136.8	4115.2	3193.3	4230.6	3614.4	5403.1	4853.1	5061.8	5104.1	6569.8	14323.2	11905.6	10090.7	13970.6	14106.3
5600	5600	5600	5600	5600	9692.9	9620.0	8875.4	9195.2	8582.5	4092.9	4020.0	3275.4	3595.2	2982.5	6307.0	5785.2	6359.0	6084.4	6861.8	14605.5	13139.3	12323.3	14129.8	14599.3
6800	6800	6800	6800	6800	10582.6	10624.3	10944.9	9528.8	9587.8	3782.6	3824.3	4144.9	2728.8	2787.8	6997.3	7080.6	7452.9	6472.5	7254.2	15243.0	14357.6	13440.3	14336.0	15974.2
8000	8000	8000	8000	8000	11376.5	11920.1	11541.9	9784.4	10227.2	3376.5	3920.1	3541.9	1784.4	2227.2	8065.8	7709.0	8295.9	6863.4	8053.7	17122.5	15308.5	14111.0	14801.3	16374.1
9200	9200	9200	9200	9200	11960.4	12810.0	12489.0	9962.6	11565.7	2760.4	3610.0	3289.0	762.6	2365.7	9025.7	8468.9	9032.1	7364.3	8832.9	17786.4	16303.8	14770.8	15698.0	19215.1
10400	10400	10400	10400	10400	12234.1	13267.4	13349.9	10280.6	11990.9	1834.1	2867.4	2949.9	-119.4	1590.9	9332.6	9431.3	9451.8	7845.0	9618.5	18102.7	17919.4	16712.6	16884.7	20061.8
11600	11600	11600	11600	11600	12455.3	14218.5	13795.2	12056.0	12741.5	855.3	2618.5	2195.2	456.0	1141.5	10588.1	10194.7	10054.5	8782.0	10313.3	18689.2	18780.3	17345.3	17479.3	20849.1
12800	12800	12800	12800	12800	13058.6	14991.7	14118.6	12783.0	13340.2	258.6	2191.7	1318.6	-17.0	540.2	11111.2	11037.6	10586.8	9765.8	10768.6	20287.1	19322.5	17632.5	17791.3	21216.4
14000	14000	14000	14000	14000	14733.9	16034.2	15083.8	13644.7	14018.7	733.9	2034.2	1083.8	-355.3	18.7	11943.5	12175.1	11357.6	10668.0	11569.0	21638.8	20623.9	18867.3	19585.0	22010.0
15200	15200	15200	15200	15200	16724.4	17910.3	16573.7	15007.9	16401.3	1524.4	2710.3	1373.7	-192.1	1201.3	12827.3	12881.7	12487.2	11830.4	12706.7	22702.4	22043.1	20438.4	20756.4	23688.9
16400	16400	16400	16400	16400	17454.0	18297.4	17404.0	16814.6	17521.7	1054.0	1897.4	1004.0	414.6	1121.7	13845.1	13283.8	13128.2	12503.1	13307.5	23269.8	22746.6	21048.7	21238.2	24262.3
17600	17600	17600	17600	17600	18120.8	18741.5	18193.6	16957.6	18447.4	520.8	1141.5	593.6	-642.4	847.4	14704.5	14321.6	14054.9	12882.1	13945.6	23852.6	23846.1	21714.5	22082.9	24848.8
18800	18800	18800	18800	18800	18437.7	19413.2	18839.4	17255.7	18912.7	-362.3	613.2	39.4	-1544.3	112.7	15078.9	14965.8	15105.3	13757.9	14465.9	24325.1	24464.7	22560.2	23130.9	25292.7
20000	20000	20000	20000	20000	18989.0	20765.0	20013.7	17516.2	19275.3	-1011.0	765.0	13.7	-2483.8	-724.7	15811.2	15730.1	16108.8	14286.9	15634.7	25412.3	25296.6	23497.8	24033.9	25738.2
21200	21200	21200	21200	21200	19238.7	21332.4	20704.6	18004.5	19906.9	-1961.3	132.4	-495.4	-3195.5	-1293.1	16372.0	16454.3	16711.5	14803.2	16380.7	25992.8	25687.8	24041.7	25012.7	26447.4
22400	22400	22400	22400	22400	20251.5	22610.2	21332.9	20419.4	21050.7	-2148.5	210.2	-1067.1	-1980.6	-1349.3	16959.0	17073.0	17200.9	15424.5	17500.2	26735.2	26339.3	24438.0	25589.4	27186.4
23600	23600	23600	23600	23600	20937.3	23055.5	21911.5	21230.1	21555.6	-2662.7	-544.5	-1688.5	-2369.9	-2044.4	17376.7	18025.5	17804.4	16083.2	18255.5	26911.9	26699.1	25138.3	26126.1	27988.9

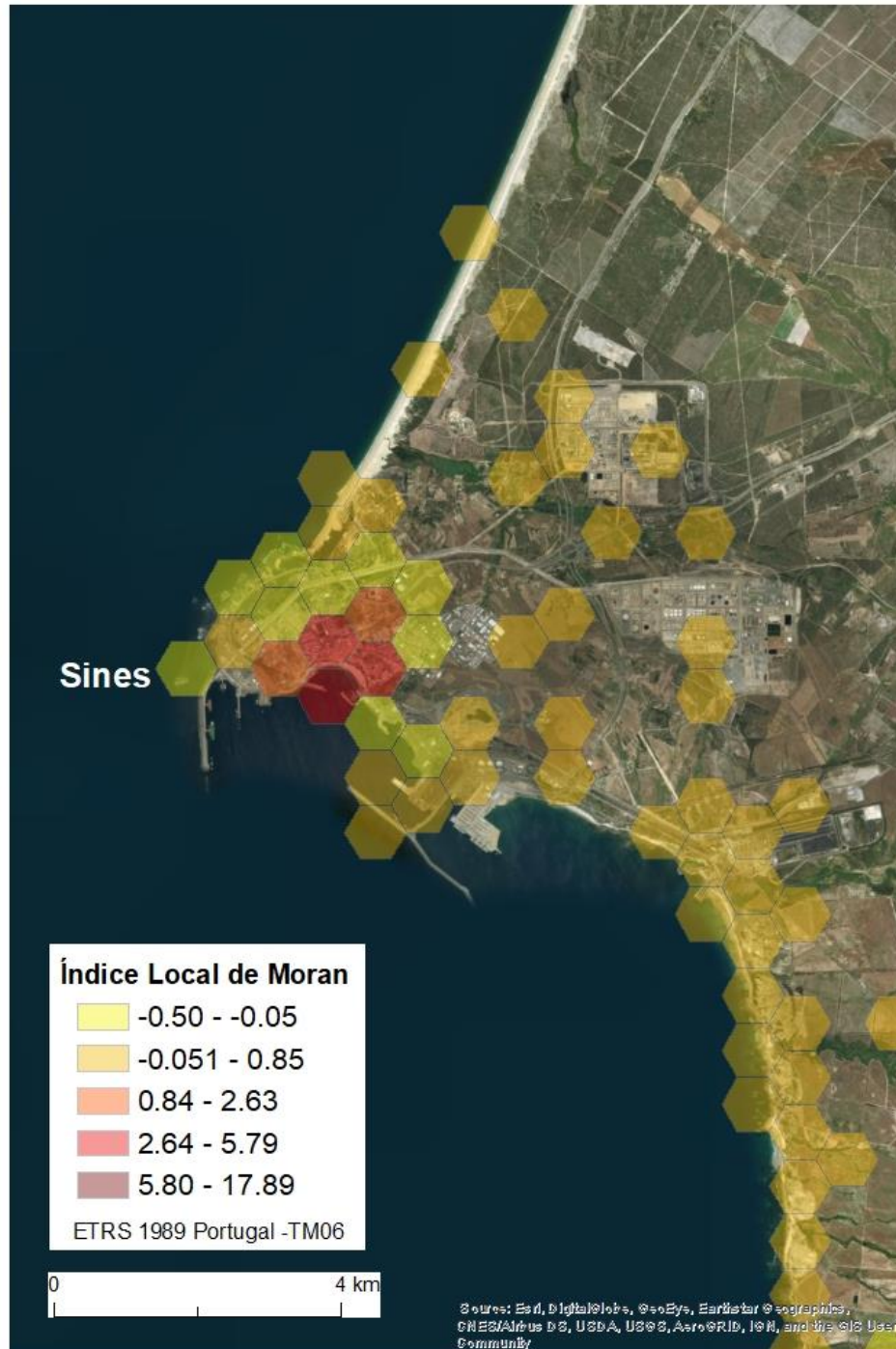
Anexo 59 -Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Vila Nova de Milfontes na amostra de dados do Panoramio.



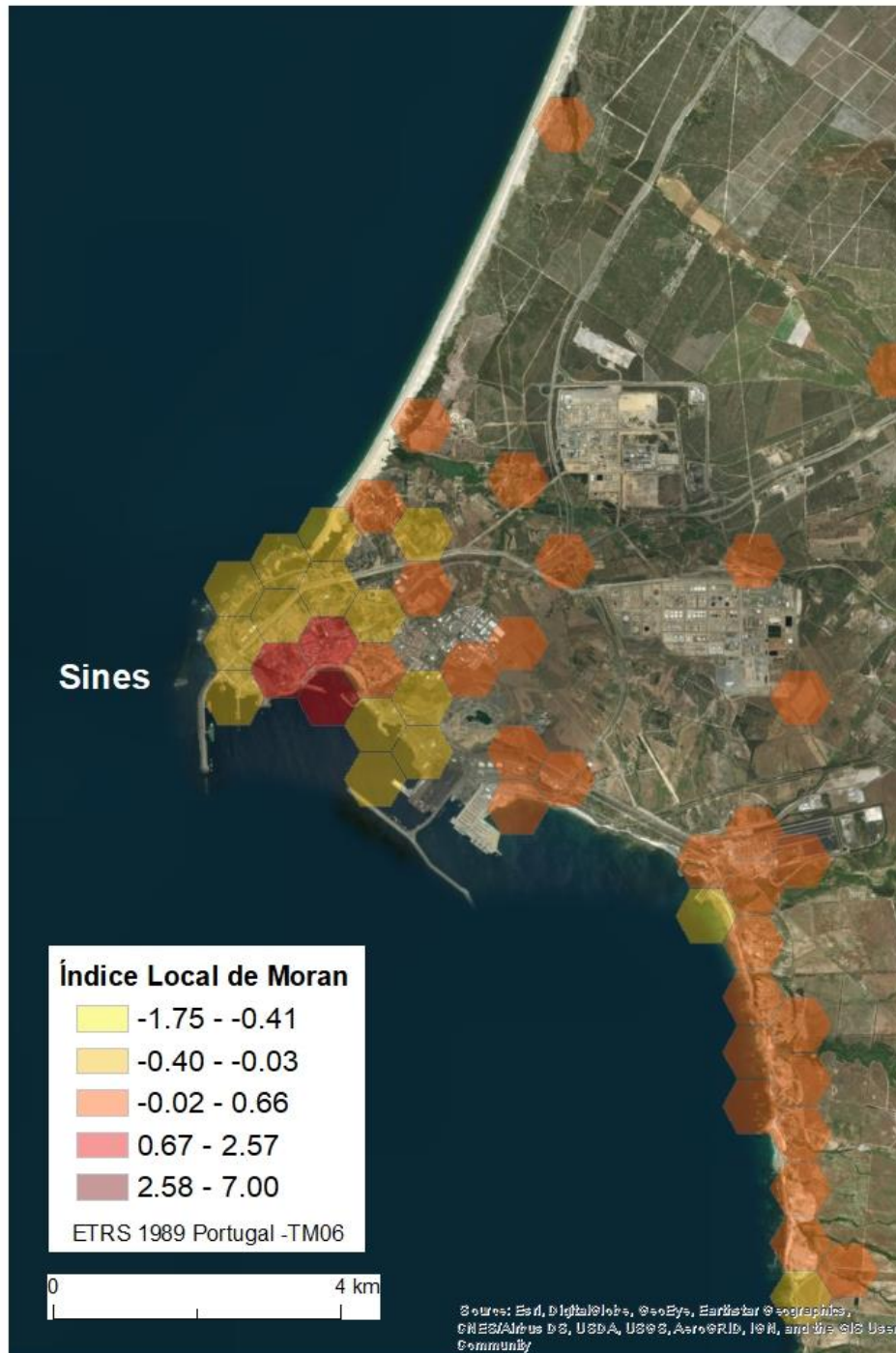
Anexo 60 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Vila Nova de Milfontes para a amostra de dados do Flickr.



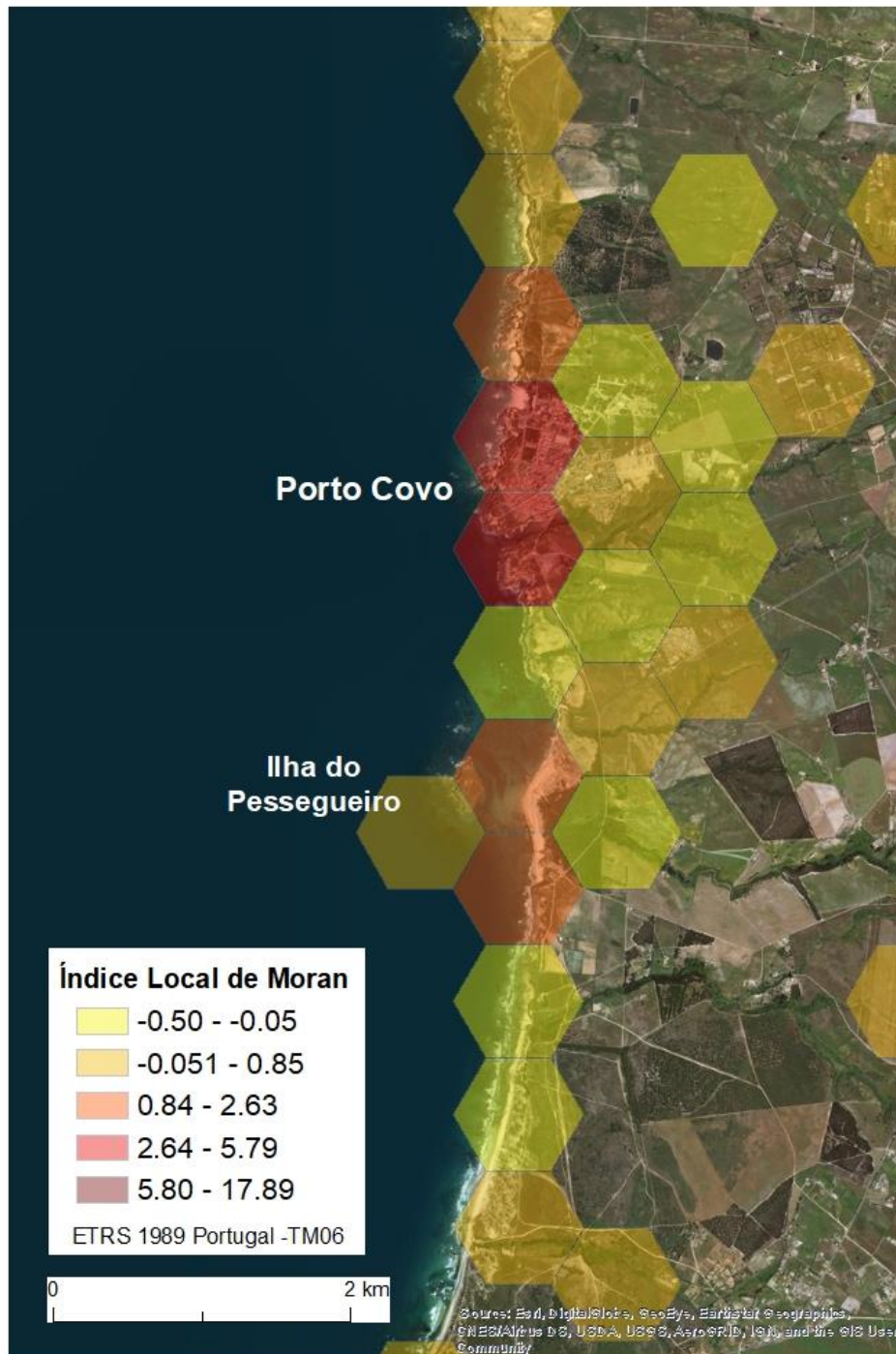
Anexo 61 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno da cidade de Sines para a amostra de dados do Panorâmio.



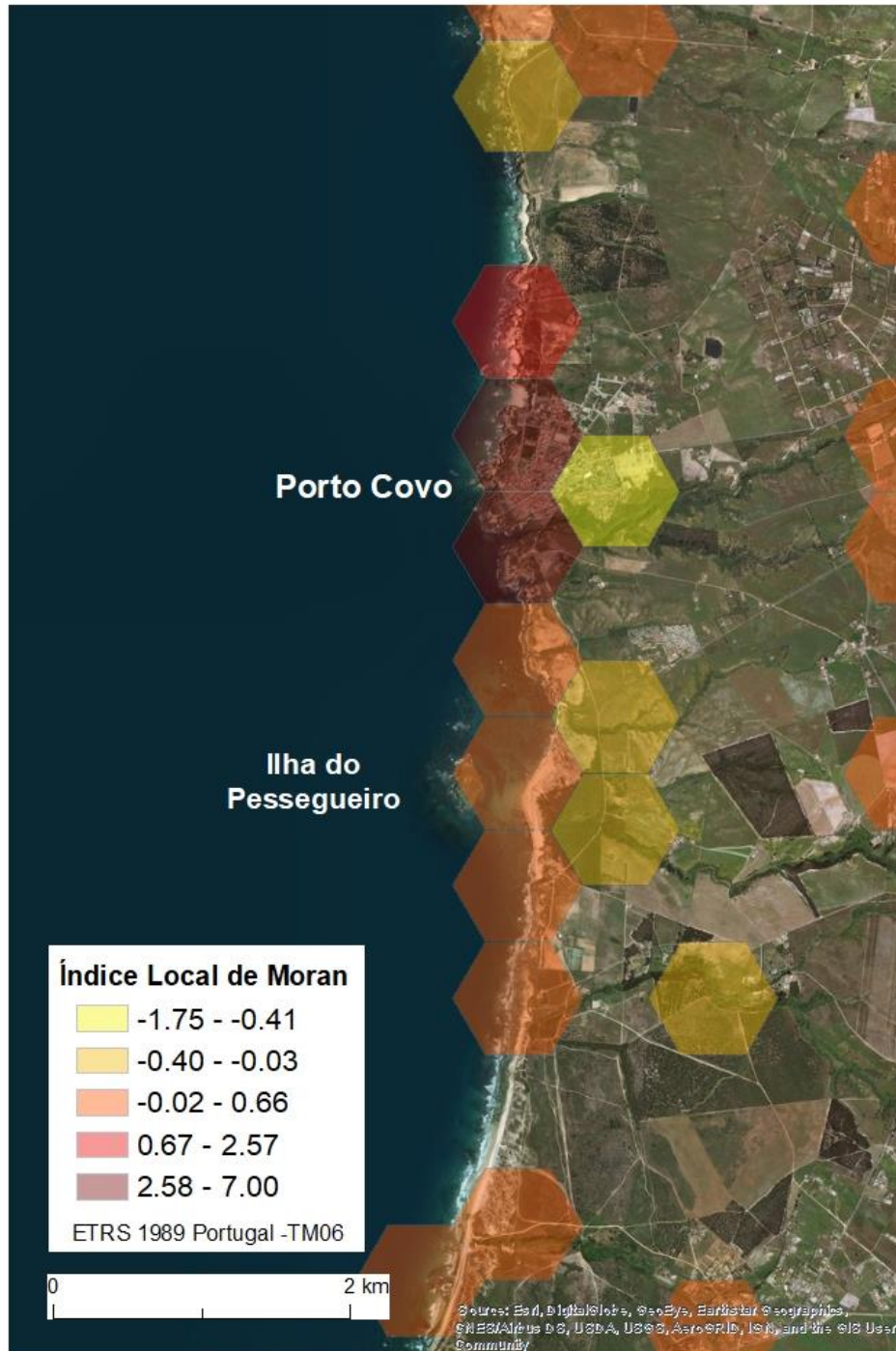
Anexo 62 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno da cidade de Sines para a amostra de dados do Flickr.



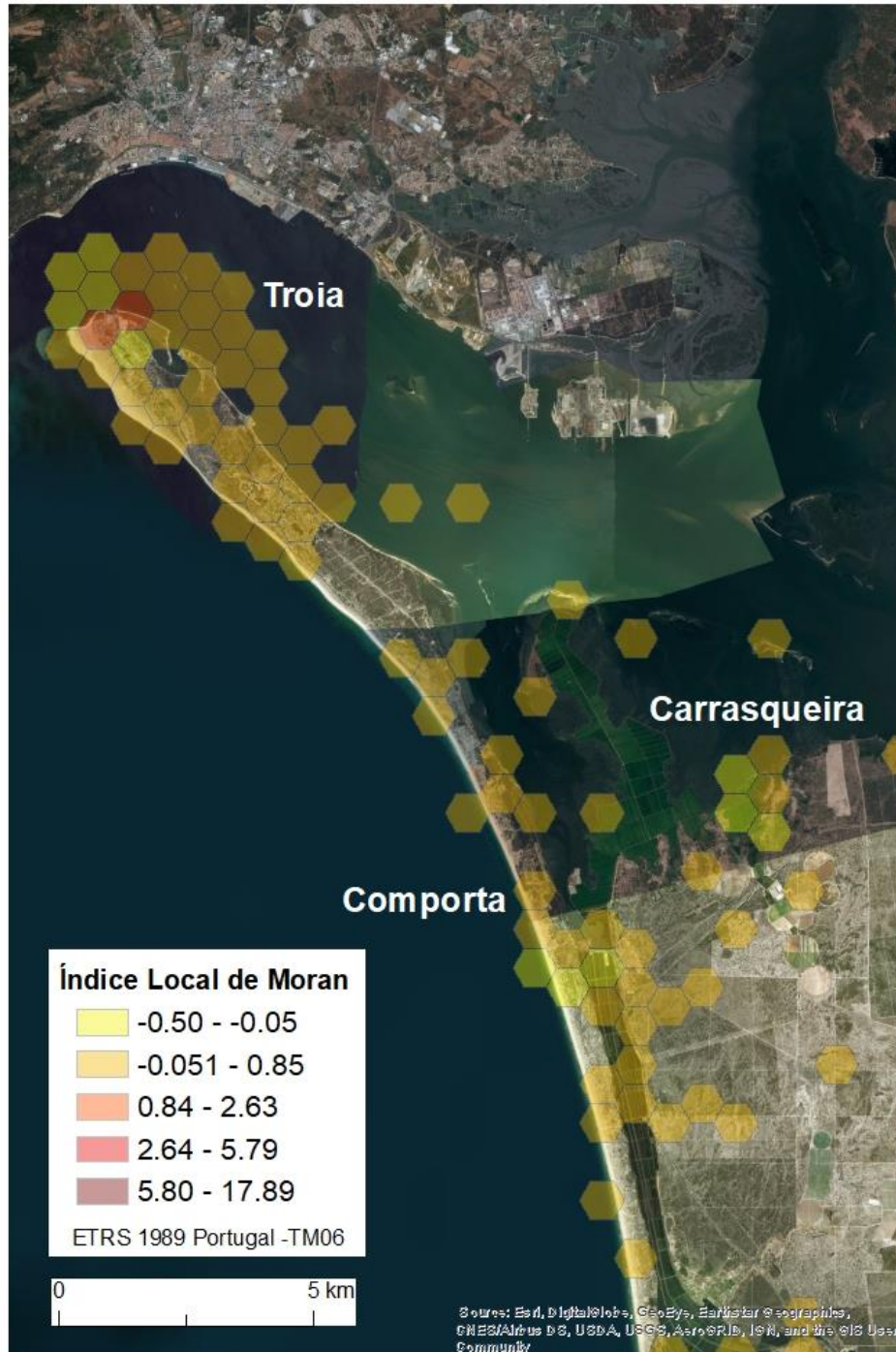
Anexo 63 - índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno Porto Covo para a amostra de dados do Panoramio.



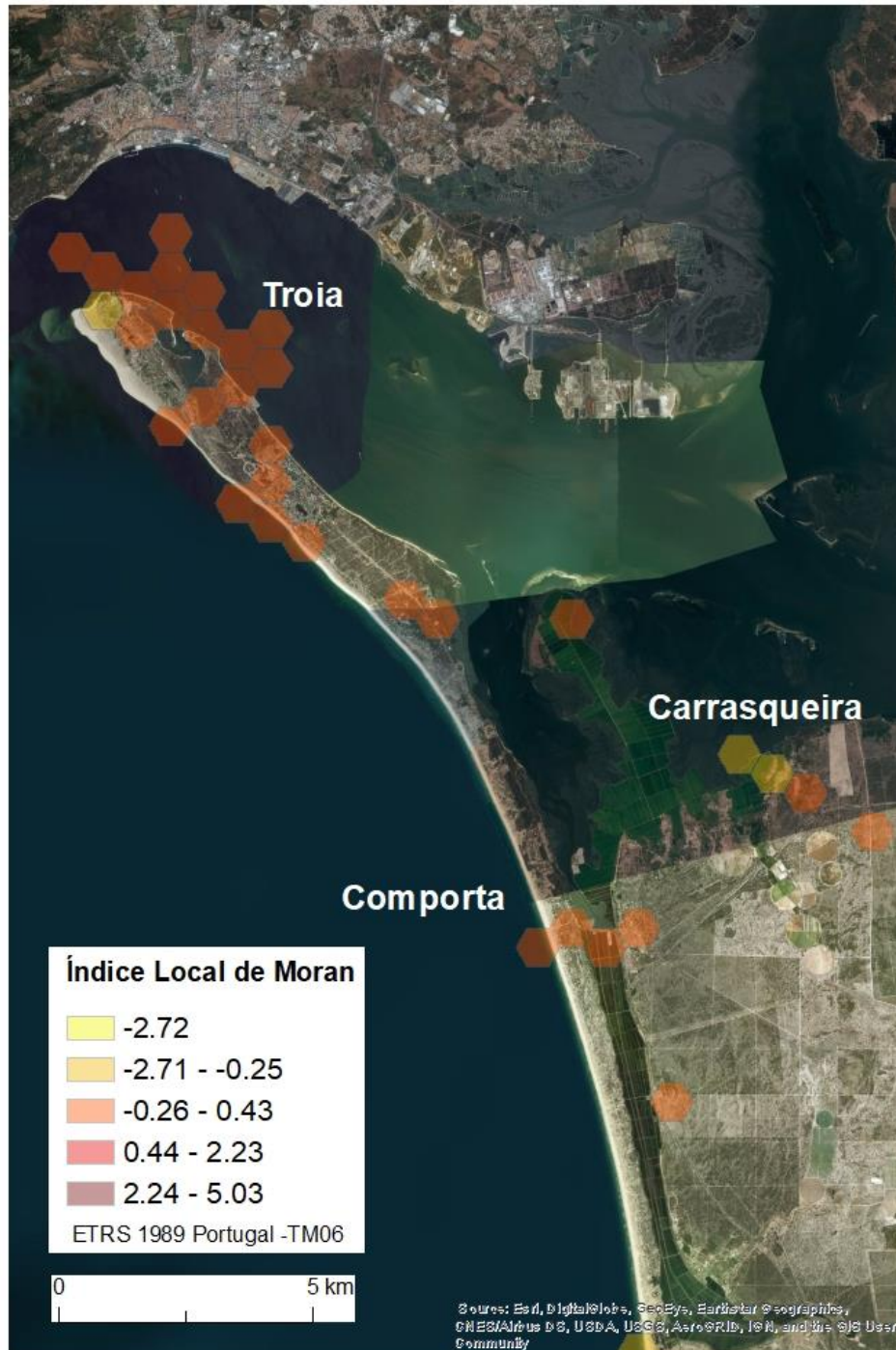
Anexo 64 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Porto Covo para a amostra de dados do Flickr.



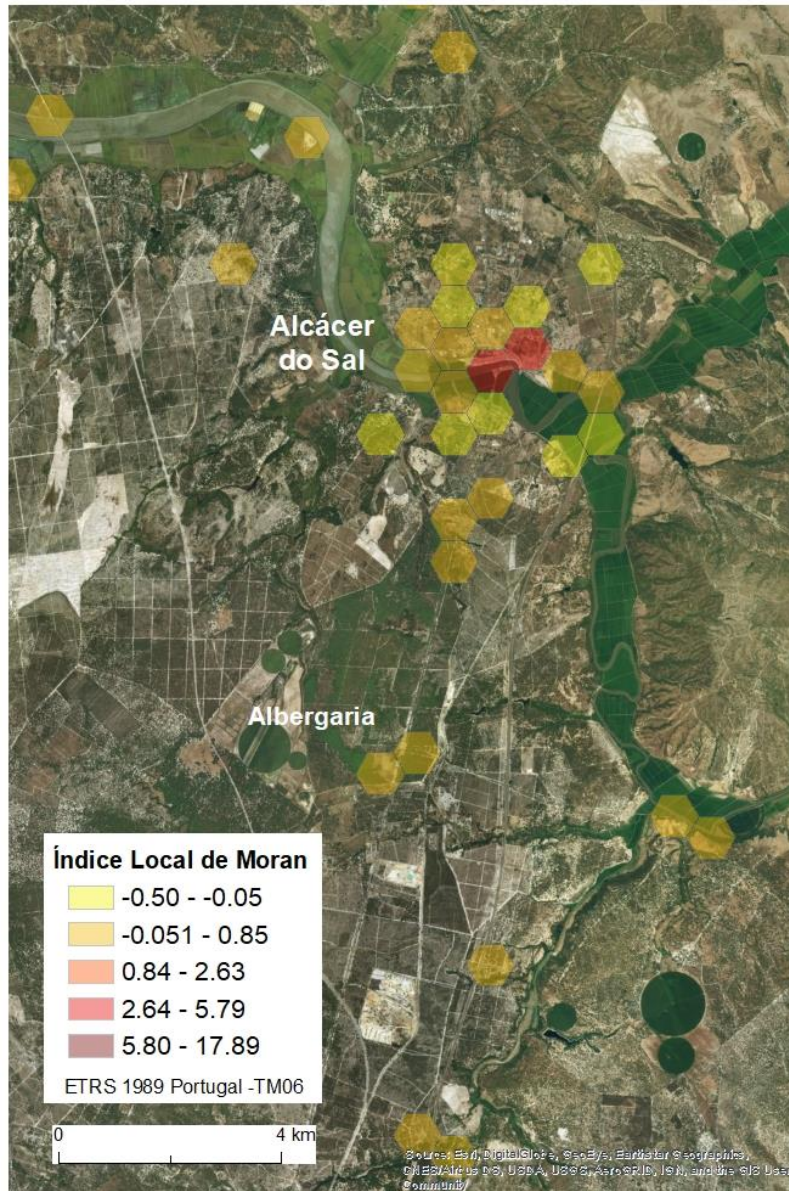
Anexo 65 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Troia para a amostra de dados do Panorâmio.



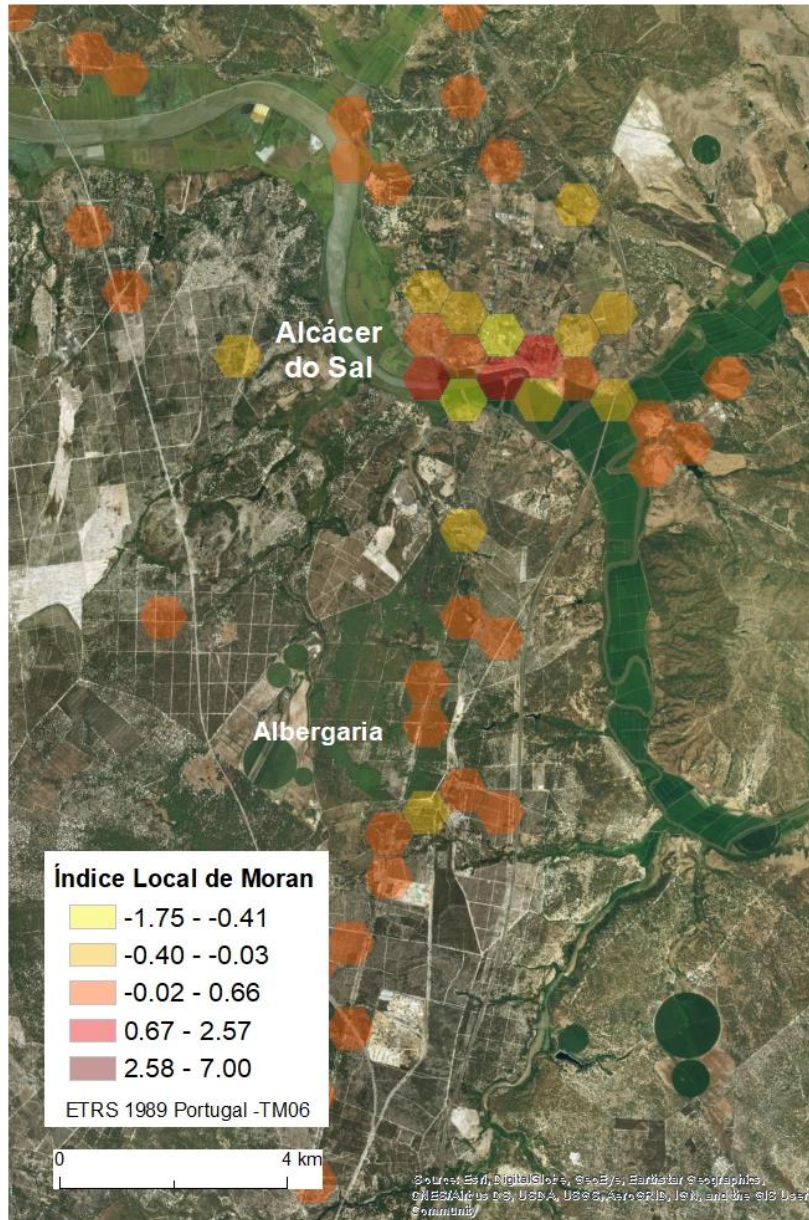
Anexo 66 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Troia para a amostra de dados do Flickr.



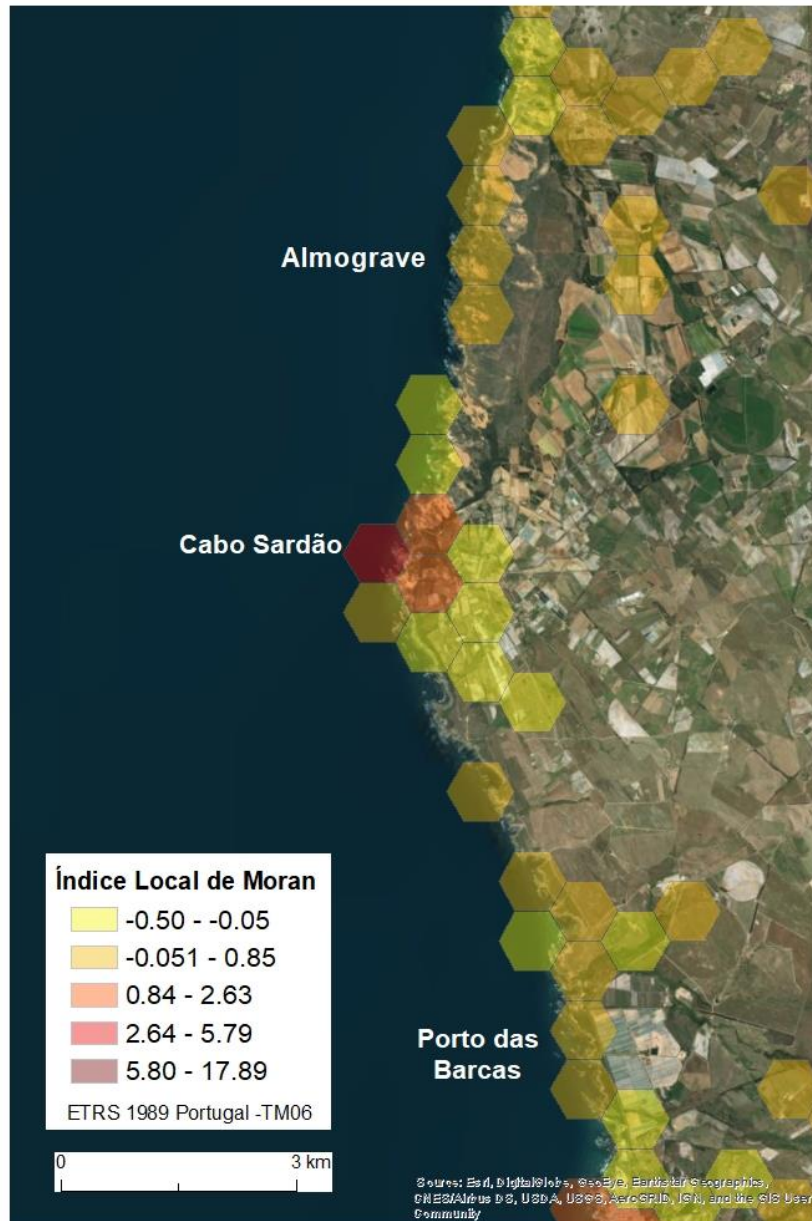
Anexo 67 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Alcácer do Sal para a amostra de dados do Panorâmio.



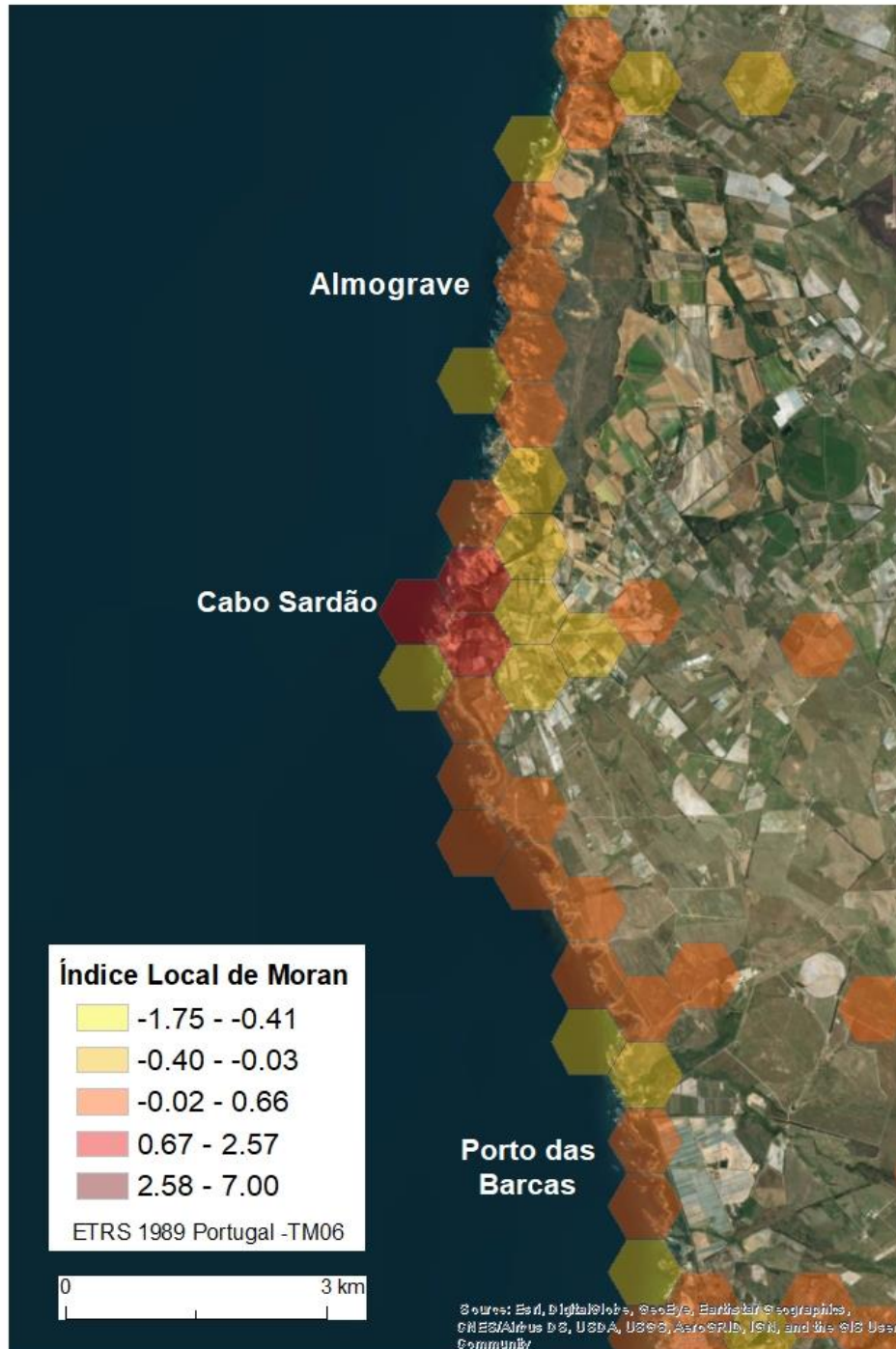
Anexo 68 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno de Alcácer do Sal para a amostra de dados do Flickr.



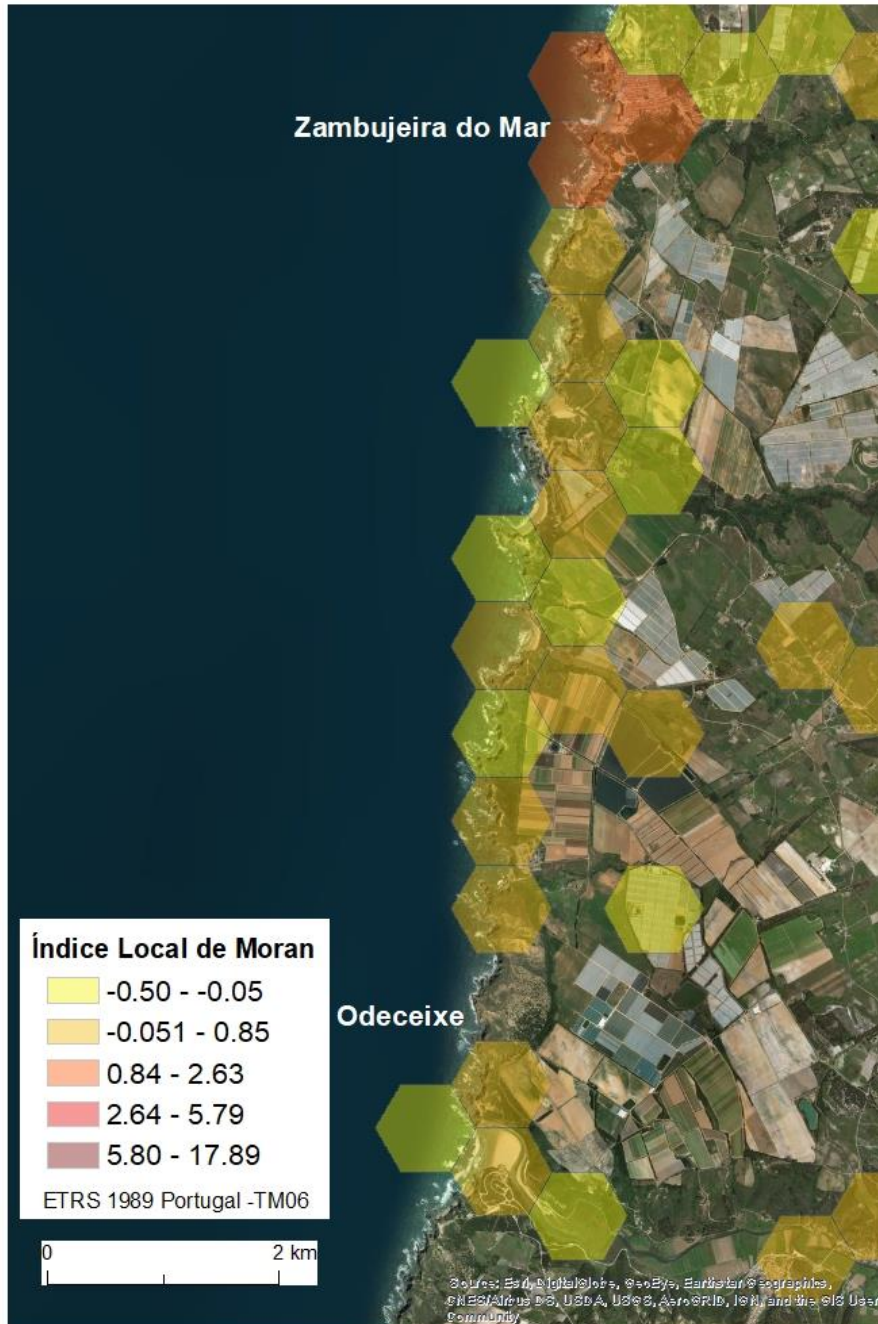
Anexo 69 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno do Cabo Sardão para a amostra de dados do Panorâmio.



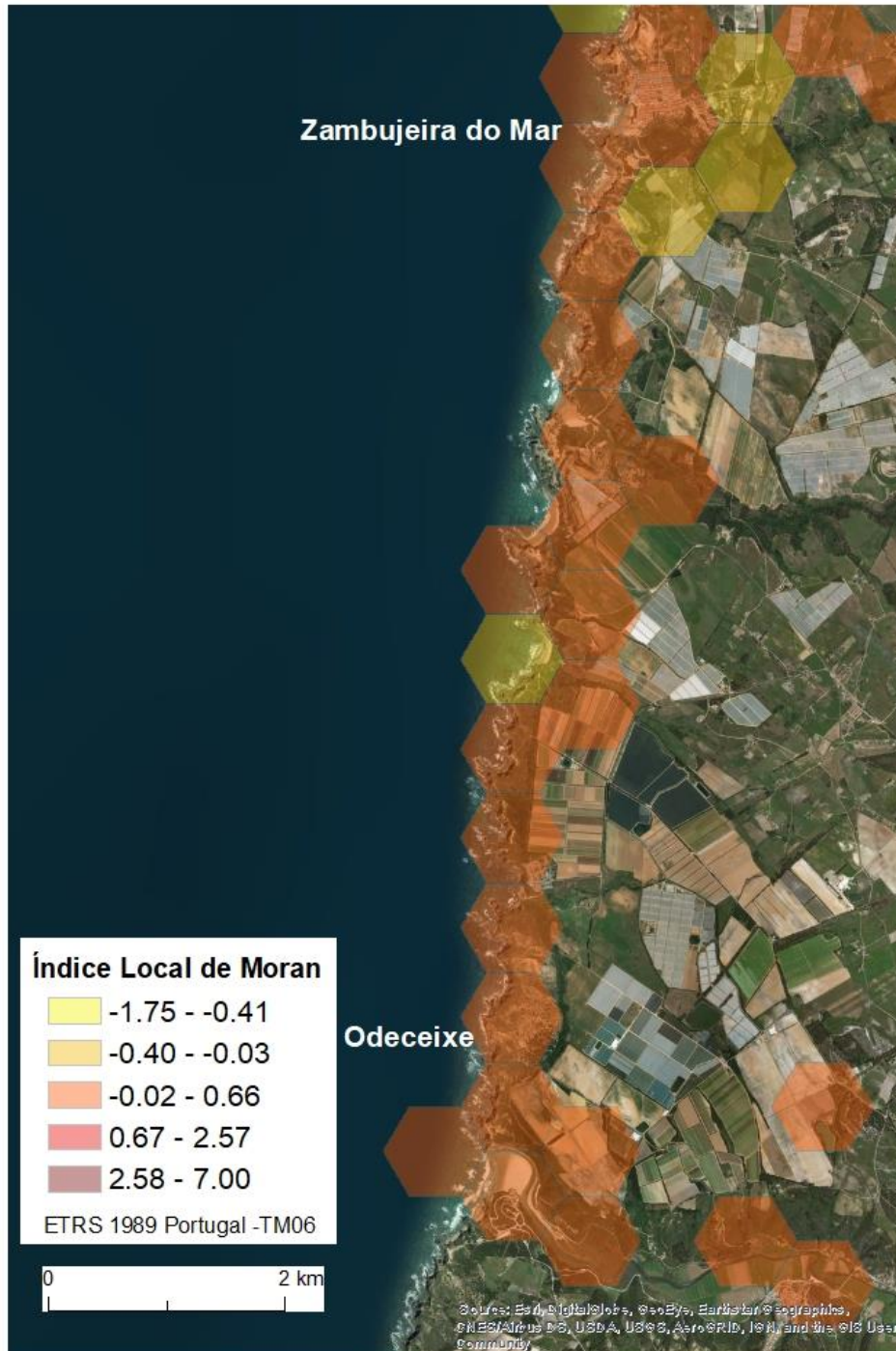
Anexo 70 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas em torno do Cabo Sardão para a amostra de dados do Flickr.



Anexo 71 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas entre a Zambujeira do Mar e Odeceixe para a amostra de dados do Panoramio.



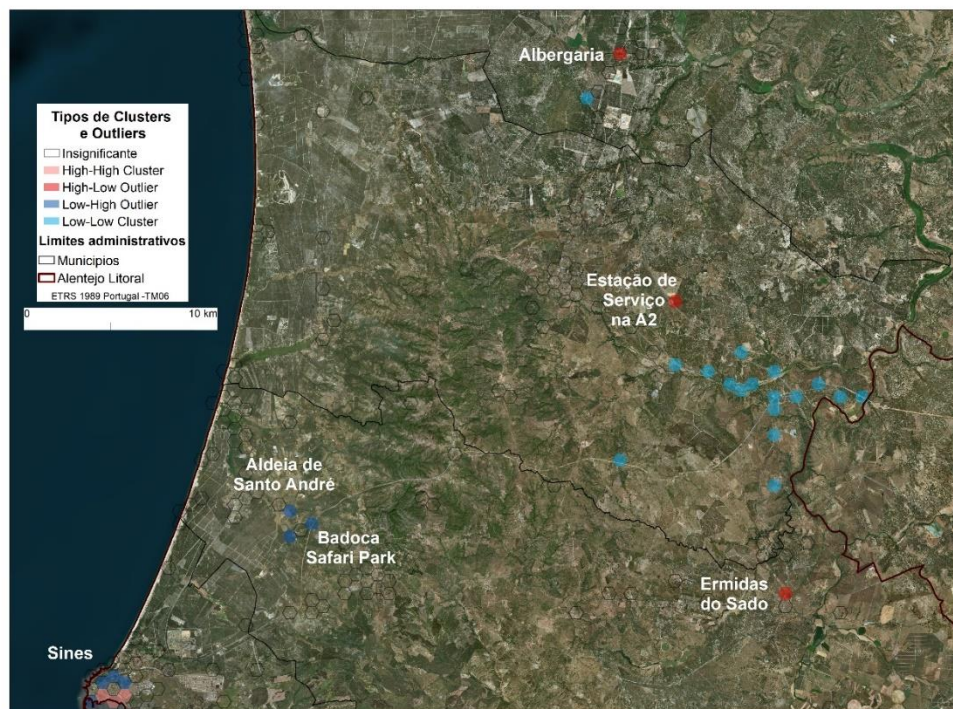
Anexo 72 - Índice Local de Moran das aglomerações localizadas entre a Zambujeira do Mar e Odeceixe para a amostra de dados do Flickr.



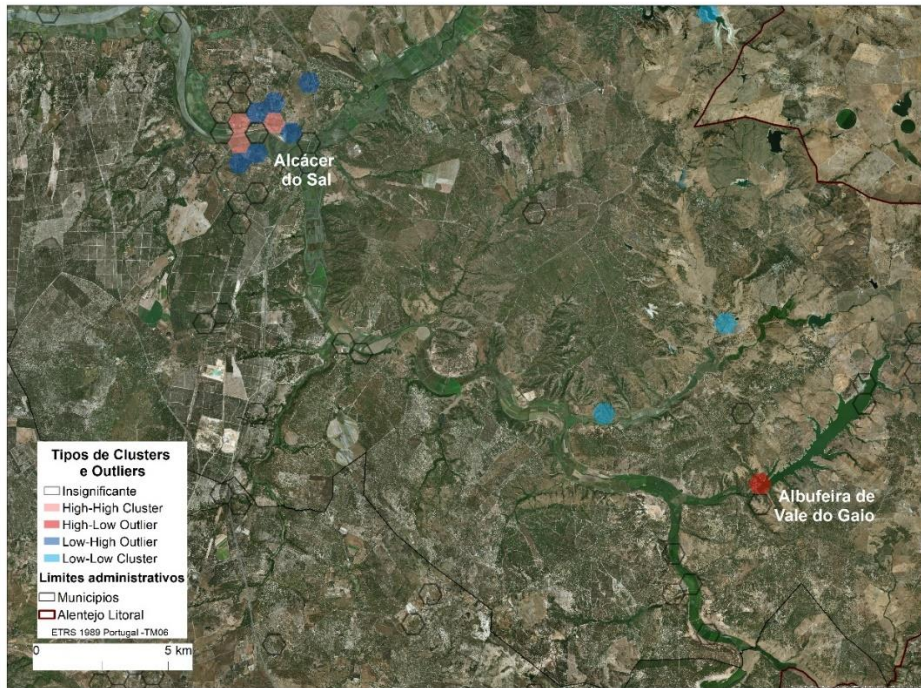
Anexo 73 - Clusters e Outliers registados no centro da sub-região para a amostra do Panoramio.



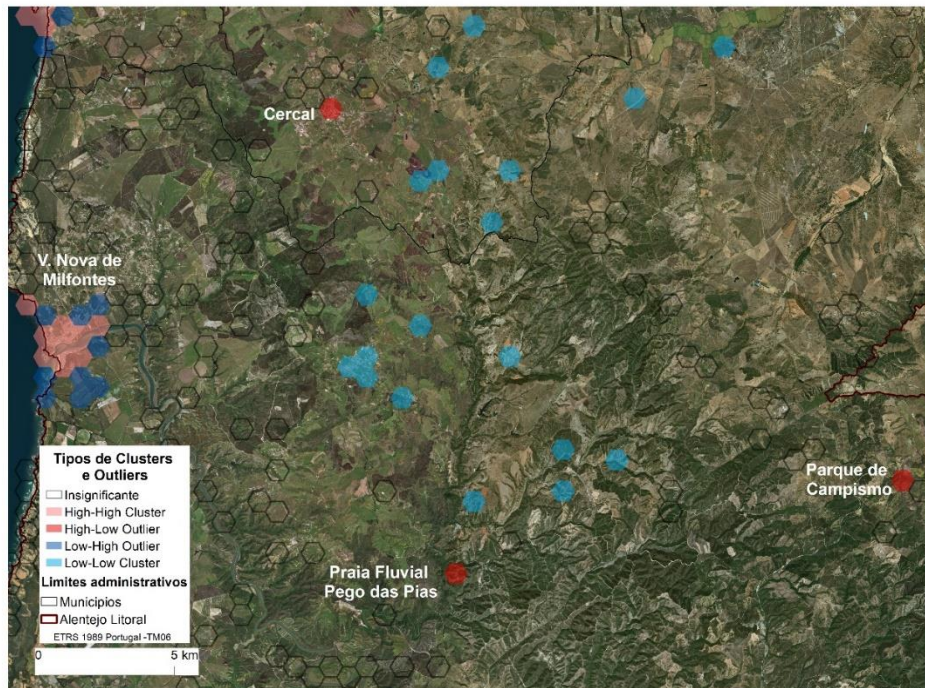
Anexo 74 - Clusters e Outliers registados entre Sines e Albergaria para a amostra do Flickr.



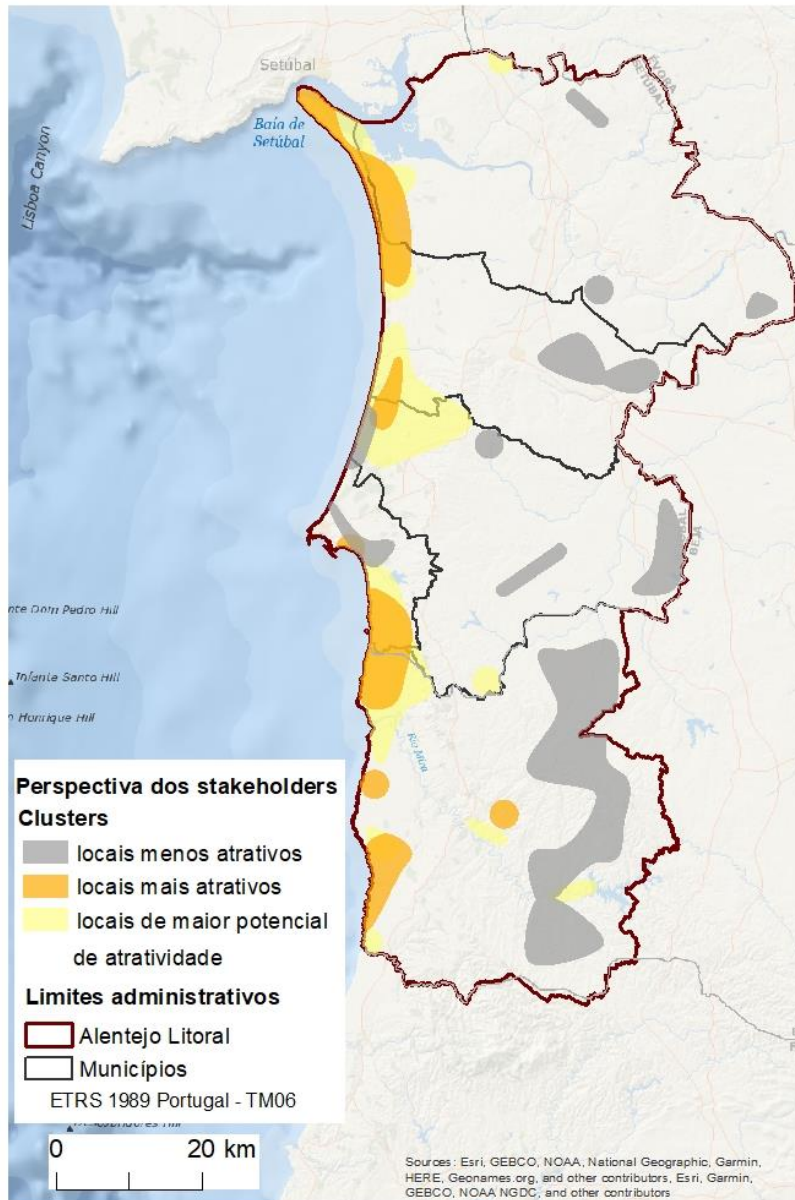
Anexo 75 - Clusters e Outliers registados a nordeste para a amostra do Panorâmio.



Anexo 76 - Clusters e Outliers registados no município de Odemira para a amostra do Flickr.



Anexo 77 – Clusters das perspectivas dos decisores quanto aos locais considerado atrativos, com potencial de atratividade e menos atrativos na sub-região do Alentejo Litoral










Anexo 78- Cruzamento entre as perspectivas dos turistas nas diferentes análises e das percepções dos decisores




Município	Principais pontos de interesse*	Turistas: locais atrativos			Decisores		
		ACO 1	ACO 2	APQE 2	A	P	M
Alcácer do Sal	Alcácer do Sal						
	Carrasqueira						
	Albergaria						
	Albuf. De Vale do Gaio						
	Palma		A2/IC1				
Grândola	Comporta						
	Torre						
	Troia						
	Grândola						
	Melides						
	Cadoços		A2/IC1				
Santiago do Cacém	Santiago do Cacém						
	Badoca Safari Park						
	Aldeia de Santo André						
	Roncão						
	Ermidas do Sado						
	Alvalade						
	Cercal						
	Aldeia do Cano						
	São Francisco da Serra						
	V. Nova de Santo André						
	Costa de Santo André						
	São Domingos / Vale de Água						
Sines	Sines (centro)						
	Sines (área industrial / sul)						
	Porto covo						
Odemira	Odemira						
	Vila Nova de Milfontes						
	Almograve						
	Cabo Sardão						
	Zamujeira do Mar						
	Azenha do Mar						
	Odeceixe						
	P. Fluvial do Pego das Pias						
	São Luís						
	Amoreiras-Gare (PC)						
	Casa Nova da Cruz						
	Santa Clara-a-Velha						
Vale de Ferro / Cabaços							
Nave Redonda							

*Os locais identificados apenas como menos atrativos pelos decisores e sem nenhum resultado estatisticamente significativo nas análises das percepções dos turistas não se encontram representados

Legenda:

ACO	
Clusters e Outliers:	
High-High Cluster	
High-Low Outlier	
Low-High Outlier	
Low-Low Cluster	

APQE	
Pontos quentes:	
Consecutivos	
Em acréscimo	
Esporádicos	

Perspetiva dos decisores:	
Locais considerados atrativos	 A
Locais considerados com potencial de atratividade	 P
Locais considerados menos atrativos	 M

Fonte:

- 1- Panoramio
- 2- Flickr