



Análise espacial de índices climáticos no estado Bahia, Brasil *Spatial analysis of climatic indexes in the state of Bahia, Brazil*

Neilon Duarte da Silva¹, Aureo Silva de Oliveira¹, Juliana Santos Souza¹

¹ Universidade Federal do Recôncavo da Bahia, Bahia, Brasil

Contato: neylon_duart@hotmail.com

Palavras-Chave

índices climáticos
SIG
clima

RESUMO

O objetivo desse trabalho foi verificar a tendência espacial dos índices climáticos no estado da Bahia. Foram utilizados dados de 450 estações, sendo 30 estações pertencentes ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e 420 estações da Agência Nacional de Águas (ANA). Os índices climáticos usados foram: Índice de Continentalidade de Johansson (ICJ), Índice de Oceaneidade de Kerner (IOK) e o Índice Combinativo de Pinna (ICP). Com base nas técnicas de geoestatísticas e com o software ArcGIS 10.3 foram produzidos os mapas dos índices. Verificou-se uma correlação linear entre os valores de ICJ e IOK. As condições semiáridas baianas aliadas às baixas precipitações em grande parte do estado refletem no avanço da continentalidade em todo o território. À medida que há um distanciamento da costa em direção a parte central do Brasil, ocorre o aumento da continentalidade, isso se deve principalmente pelo efeito da latitude e precipitação local. Observou-se que mais de 70% do território do estado apresenta características de climas continentais, e apenas 15% representa o clima oceânico. A amplitude térmica atuou como principal fator meteorológico na determinação do ICJ e IOK. O IOK em regiões do hemisfério sul, assume características diferentes quando comparadas aos resultados obtidos em regiões do hemisfério norte.

Key-word

climatic indexes
GIS
climate

ABSTRACT

The objective of this work was to verify the spatial trend of climatic indexes in the state of Bahia. Data from 450 stations were used, 30 stations belonging to the National Meteorological Institute (INMET) and 420 stations from the National Water Agency (ANA). The scalable indices used were Johansson Continentiality Index (ICJ), Kerner Oceanicity Index (IOK) and Pinna Combined Index (ICP). Based on geostatistical techniques and ArcGIS 10.3 software, index maps were used. There was a linear correlation between the ICJ and IOK values. Bahian semi-arid conditions combined with low rainfall in much of the state are reflected in the advance of continentality throughout the territory. As there is a distance from the coast towards the central part of Brazil, there is an increase in continentality, this must be mainly because of latitude and caused locally. Note that more than 70% of the territory has continental climate states, and only 15% represent the oceanic climate. A thermal amplitude acted as the main meteorological factor in determining ICJ and IOK. The IOK in regions of the southern hemisphere, assume different characteristics when compared to the results obtained in the regions of the northern hemisphere.

Informações do artigo

Recebido: 22 de janeiro, 2019
Aceito: 15 de julho, 2020
Publicado: 29 de agosto, 2020

Introdução

Estudos que envolvem propostas de classificação climática tem por objetivo avaliar o uso de metodologias menos complexas e que não demandam muitas variáveis meteorológicas, o que nos permite avaliar o comportamento espacial e local do clima ao longo dos anos.

Os índices climáticos podem ser derivados a partir de dados de temperatura do ar e precipitação, além de que as características climáticas de uma região podem ser definidas através da distribuição espacial de índices climáticos (DALEZIOS e ZARPAS, 1996; DALEZIOS et al., 2000; DENIZ et al., 2011).

De acordo com Adger et al. (2007) e Dantas et al., (2007) as evidências observadas nos continentes e nos oceanos, indicam que os sistemas naturais estão sendo afetados por mudanças climáticas regionais, particularmente devido as variações temporais da temperatura do ar.

Dada a importância principalmente da mudança paulatina dos processos de troca de energia entre a atmosfera e a superfície terrestre, as alterações climáticas podem modificar a maneira como a superfície interage com a atmosfera, o que pode implicar na definição de novas zonas climáticas. Uma maneira de se entender e mensurar tais efeitos é expressar ao longo de séries temporais a magnitude dos valores das variáveis climatológicas. Estudos recentes sobre mudanças climáticas se concentram principalmente sobre a variabilidade a longo prazo da temperatura do ar e precipitação (CHEN et al., 2006).

A temperatura do ar associada com a precipitação pode definir a tipologia climática local, podendo também definir o potencial agrícola de uma região. Por exemplo, em estudos de zoneamento agrícola se fazem necessários o conhecimento e a análise dos elementos meteorológicos, uma vez que atividades agrícolas estão suscetíveis a riscos e insucessos, devido às variações dos elementos climáticos.

As alterações na superfície têm causado anomalias na distribuição da precipitação em vários locais no mundo, além de acréscimos na temperatura média do ar, conforme abordam Chen et al.(2006). Ainda segundo os autores, existem várias teorias sobre a mudança climática no globo, em que a maioria delas estão associadas à fatores externos, tais como, mudanças em parâmetros orbitais da terra, intensidade da radiação solar e velocidade de rotação da terra.

O uso de ferramentas SIG aplicadas à regionalização de dados meteorológicos tem sido frequente (BELTRAME et al., 1994 e CHUNG et al., 1997; BARBOSA et al., 2005). A metodologia empregada possibilita a obtenção de valores estimados individualizados, resultando em mapas com uso potencial para tomada de decisões no âmbito dos recursos hídricos.

Os estudos de espacialização de índices climáticos além de variáveis agroclimatológicas, embora pontuais, podem ser estendidos para regiões mais amplas e, dessa forma, serem disponibilizados parâmetros e dados aos profissionais da área, que têm carência de informações regionais (FREITAS et al., 2006).

O objetivo deste estudo foi explorar a variabilidade climática e quantificar essa distribuição analisando variáveis meteorológicas importantes no estado da Bahia, Brasil.

Material e Métodos

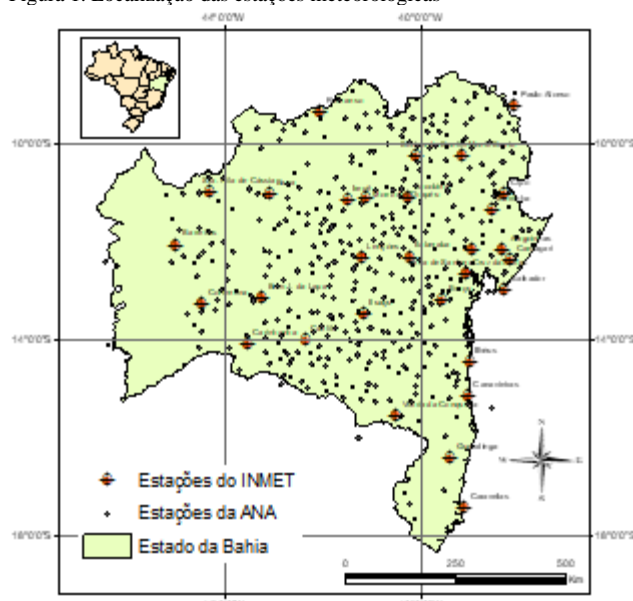
Caracterização da região de estudo

O Estado da Bahia tem uma superfície de 566.237 km², correspondente a 6,6% do território nacional e a 36,3% da Região Nordeste (IBGE 2010). Em função da grande variabilidade e complexidade do território baiano em termos de recursos naturais, há entre outras as seguintes divisões: quatro grandes regiões naturais (Cerrados, Semiárido, Serras e Chapadas e Mata Atlântica); treze bacias hidrográficas (São Francisco, Vaza-Barris, Real, Itapicuru, Inhambupe, Recôncavo Norte, Paraguaçu, Recôncavo Sul, Contas, Leste, Pardo, Jequitinhonha e Extremo Sul); e cinco domínios hidrogeológicos (Coberturas Detríticas, Bacias Sedimentares, Calcários, Metassedimentos e Cristalino Fissural) (SEI, 2012).

Dados meteorológicos

Dados meteorológicos mensais de normais meteorológicas foram utilizados, contendo 450 estações meteorológicas, sendo 30 delas pertencentes ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) (Tabela 1) e as outras 420 estações pertencentes a Agência Nacional de Aguas (ANA) compreendendo o período de janeiro de 1961 a dezembro de 2017. Bem distribuídas por todo o estado da Bahia, as normais contêm dados temperatura máxima e mínima e precipitação (Figura 1). A quantidade e a distribuição das estações pela extensão territorial do estado da representa bem das condições climáticas do estado do seu entorno (AMIRATAEE et al., 2015).

Figura 1. Localização das estações meteorológicas



Fonte: INMET (2000)

Tabela 1. Estações automáticas do INMET

COD	Lat (Graus)	Lon (Graus)	Alt (m)	Nome da Estação
83249	-12,28	-38,55	131,0	Alagoinhas
83179	-11,08	-43,17	402,0	Barra
83236	-12,15	-45,00	439,0	Barreiras
83288	-13,27	-43,42	437,0	B. J. da Lapa
83339	-13,27	-42,48	883,0	Caetité
83226	-12,40	-38,19	43,1	Camaçari
83398	-15,67	-38,95	4,0	Canavieiras
83498	-17,75	-39,25	3,0	Caravelas
83408	-14,28	-43,76	450,0	Carinhanha
83192	-11,08	-38,52	145,0	Cipó
83286	-13,33	-44,62	550,0	Correntina
83222	-12,67	-39,08	220,0	C. das Almas
83221	-12,18	38,97	231,0	F.de Santana
83446	-16,73	-39,55	195,0	Guaratinga
83348	-14,48	-39,04	59,9	Ilhéus
83182	-11,30	-41,87	747,0	Irecê
83244	-12,52	-40,28	250,0	Itaberaba
83292	-13,82	-41,30	531,0	Ituaçu
83186	-11,18	-40,47	485,0	Jacobina
83295	-13,35	-40,12	756,0	Jaguaquara
83242	-12,57	-41,38	439	Lençóis
83090	-10,43	-39,30	465,0	Monte Santo
83184	-11,22	-41,22	1003,0	M. do Chapéu
82986	-9,37	-38,22	253,0	Paulo Afonso
82979	-9,36	-42,10	401,0	Remanso
83229	-13,01	-38,50	51,0	Salvador
83088	-10,47	-40,18	558,0	S. do Bonfim
83190	-11,36	-38,97	360,0	Serrinha
83076	-11,02	-44,52	450,0	S. R. de Cássia
83344	-14,88	-40,80	875,0	V.da Conquista

Fonte: INMET (2000)

Análise de qualidade de dados e preenchimento de falhas

A análise da qualidade de dados é primordial para a obtenção de resultados consistentes. Por isso, foi feita uma triagem em toda a série histórica para cada estação, verificando possíveis valores discrepantes em cada variável meteorológica. A ausência de dados na série foi preenchida através de médias oriundas de valores do dia anterior e posterior. A ausência de dados por três ou mais dias consecutivos, implicou na eliminação destes da série histórica.

Índices climáticos

Índice de Continentalidade de Johansson (ICJ)

Johansson propôs que um índice baseado na média anual da amplitude térmica e da precipitação média anual, de acordo com a Equação 1 (FLOCAS,1994; BALTAS,2007, DENIZ, 2011).

$$ICJ = \frac{1,7 * E}{\sin(f)} - 20,4 \tag{Eq.1}$$

Onde:

E - amplitude térmica mensal (°C);
f - latitude da localidade (radianos)

O clima caracteriza-se como o marinho quando ICJ varia entre 0 e 33, como continental ao ICJ varia entre 34 e 66 e como exclusivamente continental quando ICJ varia entre 67 e 100, conforme apresentado por Baltas (2007), como apresentado na Tabela 2.

Tabela 2. Classificação climática segundo o Índice de Continentalidade de Johansson (ICJ)

Classificação Climática	Valores de ICJ
Marinho	0 ≤ ICJ ≤ 33
Continental	34 ≤ ICJ ≤ 66
Excepcionalmente Continental	67 ≤ ICJ ≤ 100

Fonte: Baltas (2007)

Índice de Oceaneidade de Kerner (1905) (IOK)

O IOK é calculado pela Equação 2 (GAVILAN, 2005; BALTAS 2007; DENIZ; TOROS; INCECIK 2011).

$$IOK = \frac{100 * (T_o - T_a)}{E} \tag{Eq.2}$$

Onde:

T_o - temperatura média mensal do mês de outubro (°C);
T_a - temperatura média mensal do mês de abril (°C);
E - amplitude térmica anual (°C).

Índice de Aridez de De Martonne (IDM)

Uma medida da aridez de uma região, aplicável apenas localmente, é proposta por De Martonne (1925), dado pela Equação 3.

$$IAM = \frac{P}{T + 10} \tag{Eq.3}$$

Onde:

P - precipitação média anual (mm)
T - temperatura média anual (°C)

A escala mensal, o IAM pode ser calculada de acordo com a Equação 4. O índice de classificação do clima De Martonne é feito com base nos valores do IAM e P são mostrados na Tabela 3.

$$IAM = \frac{P'}{T'+10} \tag{Eq.4}$$

Onde:

P' - precipitação média mensal (mm)
T' - temperatura (°C) no mês

Tabela 3. Classificação climática segundo o Índice de Aridez de De Martonne (IDM)

Classificação Climática	Valores de IAM	Valores de Precipitação (mm)
Arida	IAM < 10	P < 200
Semiárida	10 ≤ IAM ≤ 20	200 ≤ P < 400
Mediterrânea	20 ≤ IAM ≤ 24	400 ≤ P < 500
Semi-úmida	24 ≤ IAM ≤ 28	500 ≤ P < 600
Úmida	28 ≤ IAM ≤ 35	600 ≤ P < 700
Muito úmida	35 ≤ IAM ≤ 55	700 ≤ P < 800
Extremamente úmida	IAM ≥ 55	P > 800

Fonte: Baltas (2007)

Índice Combinativo de Pinna (ICP)

Este índice descreve melhor as regiões e épocas, onde a irrigação é necessária, levando em consideração a temperatura e a precipitação do ar do mês mais seco (BALTAS, 2007). O índice combinativo de Pinna é calculado com base na Equação 5 (ZAMBAKAS, 1992).

$$ICP = \frac{1}{2} \left(\frac{P'}{T'+10} + \frac{P}{T+10} \right) \quad (Eq.5)$$

Onde:

P - precipitação média mensal (mm)
 T - temperatura (°C) no mês em análise,
 T' e P' - valores médios de precipitação (mm) e temperatura (°C) do mês mais seco.

Quando o valor do ICP é inferior a 10 ($ICP < 10$) o clima é caracterizado como seco e quando o valor do ICP varia entre 10 e 20 ($10 \leq ICP < 20$), o clima é considerado semi-árido mediterrâneo (BALTAS, 2007).

Análise espacial dos dados

Os mapas referentes aos índices climáticos de Oceaneidade e Continentalidade foram gerados a partir de técnicas geoestatísticas pelo software ArcGIS 10.3. A técnica de interpolação usada a partir dos pontos do grid foi a krigagem ordinária. Esse método é calculado pela (Equação 6).

$$Z'_v = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{vi} \quad (Eq. 6)$$

Onde:

Z'_v – estimador de krigagem ordinária para o ponto v ;
 λ_i – i -ésimo peso;
 Z_{vi} – valor da i -ésima observação da variável regionalizada, coletada nos pontos x_i ;
 n – número de pesos.

Uma ferramenta importante na determinação dos pesos é a modelagem da continuidade espacial, que é obtida via semivariograma, este representa de forma quantitativa variação do fenômeno espacial regionalizado ao mesmo tempo com sua estrutura (LANDIM, 2003). O semivariograma é uma curva que descreve a auto correlação espacial de uma variável aleatória Z observada num conjunto de dados, havendo uma covariância entre dois pontos distintos separados por uma distância h . Assim, permite determinar e analisar a dependência dos pontos espacializados (JOURNAL e HUIJBREGTS, 1978).

O semivariograma nas regressões krigagem, serve para descrever a correlação espacial e é dado pela Equação 7.

$$y(h) = \frac{1}{2N(h)} \cdot \sum_{i=1}^n [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (Eq.7)$$

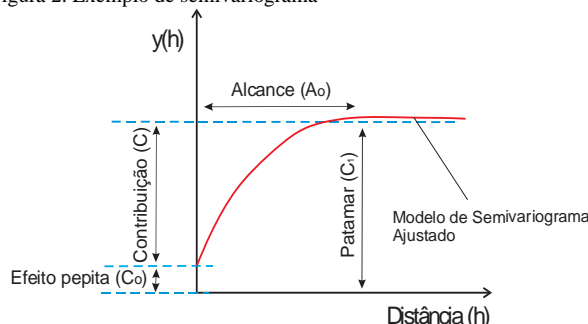
Onde:

$y(h)$ – variável estimada
 $Z(x)$ – posição dos elementos
 $N(h)$ – pares de observações
 h – distância

Foram feitos ajustes nos modelos teóricos dos semivariogramas experimentais, e determinados os coeficientes: efeito pepita (C_0), patamar ($C_0 + C_1$) e alcance (A_0).

À medida que h aumenta a variância, o valor de $\gamma(h)$ tende assintoticamente para o patamar (variância) chegando seu ponto máximo e estabiliza, determinando assim a distância ' A_0 '. Esse valor chama-se de patamar, esse alcance máximo determina a distância de limite de dependência espacial (ISAAKS e SRIVASTAVA 1989).

Figura 2. Exemplo de semivariograma



Fonte: ISAAKS e SRIVASTAVA (1989)

Ajustes nos modelos teóricos dos semivariogramas experimentais foram feitos, e determinados os coeficientes efeito pepita (C_0), patamar ($C_0 + C_1$) e alcance (A). Essa estrutura espacial também é chamada de Índice de dependência espacial (IDE) por CAMBARDELLA et al. (1994). É calculado pela Equação 4 e classificado da seguinte forma: $IDE \leq 25\%$ Fraco; de 25 à 75% Moderado e $\geq 75\%$ Forte, ALVARES et al. (2014); ALVARES et al. (2011); ZIMBACK, (2001).

Uso do IDE (Equação 8) permite inferir que semivariogramas com estrutura espacial forte ou moderada permitem gerar mapas de krigagem mais precisos VIEIRA et al. (2009); ALVARES et al. (2011).

$$IDE = \left(\frac{C}{C_0 + C} \right) \cdot 100 \quad (Eq.8)$$

Onde:

IDE – Índice de Dependência Espacial;
 C_0 – Efeito Pepita;
 $(C_0 + C)$ – Patamar.

Resultados e Discussões

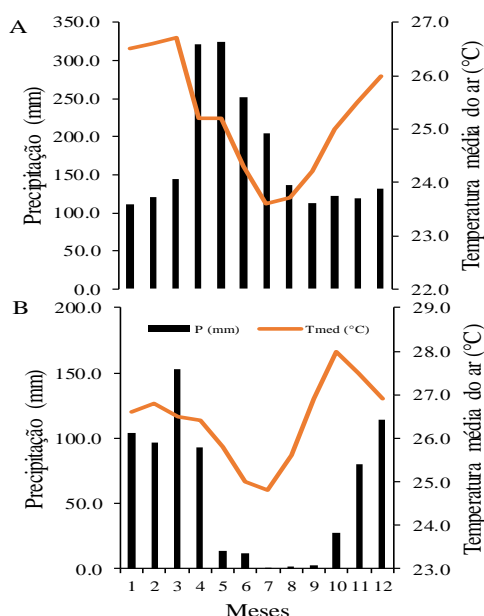
A Figura 3 apresenta a distribuição temporal de duas estações com condições de distribuição de temperatura e chuvas bem distintas. A primeira, Salvador, inserida em uma região bastante úmida, com precipitações elevadas e bem distribuídas, conforme observado na

Figura 3A. A segunda (Figura 3B), Remanso, inserida em zona mais seca, e distribuição heterogênea das chuvas.

A partir da Figura 3A verificou-se que Salvador possui uma amplitude térmica bem inferior, quando comparada a cidade de Remanso. As chuvas na cidade de Remanso são concentradas no período de outubro a abril. Para Salvador, as chuvas totais médias são praticamente uniformes durante todo o ano.

Os índices climáticos são apresentados na Figura 4 (pág. 40), mostrando que as condições semiáridas aliadas as baixas precipitações (Figura 4A), em grande parte do Estado, refletem no avanço da continentalidade em todo o território. As regiões litorâneas são influenciadas principalmente pela alta pluviosidade. A medida que há um distanciamento da costa em direção a parte central do Brasil, ocorre o aumento da continentalidade, isso se deve principalmente pelo da latitude e precipitação local.

Figura 3. Distribuição mensal da precipitação e temperatura do ar. (A) Salvador; (B) Remanso



Fonte: O autor (2019)

A distribuição espacial do Índice de Continentalidade de Johansson (ICJ) é representado na Figura 4C. Seus valores podem variar entre 38° e 46° de longitude para toda a área de estudo. Em 20 das 30 estações o valor do índice foi alto, denotando clima continental, estando boa parte dessas estações localizadas no interior, longe do mar. A Figura 4D ilustra a índice de oceaneidade de Kernel (IOK) a distribuição espacial de Kerner o índice é semelhante ao de Johansson. Os valores mais baixos, o que implica um clima continental, são distribuídos para as estações localizadas no interior do país. Mais especificamente, em 18 das 30 estações o clima foi definido como continental. A classificação em 15 das 30 estações automáticas foram bem correlacionadas, denotando um acordo entre os resultados dos dois métodos (ICJ e IOK).

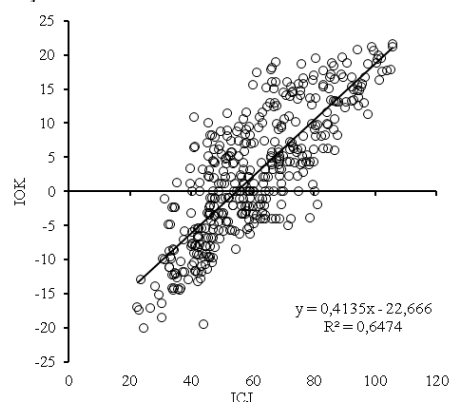
A amplitude térmica (Figura 4B) é um bom indicativo de influência nos valores de IOK, assim, à medida que a amplitude térmica aumenta diminuem os valores de IOK. Há ainda a influência do mar, devido aos

altos valores de precipitação além de localidades que têm baixos valores de amplitude térmica, o IOK também é baixo.

Foi verificado uma correlação entre o índice de continentalidade e o índice de oceaneidade, a Figura 5 mostra que a tendência aumento dos valores de ICJ, quando os valores de IOK aumentam, há um acréscimo dos valores de IOK, corroborando com os trabalhos de Baltas (2007); Deniz; Toros; Incekik (2011), que encontraram valores compatíveis com a classificação proposta.

A ausência de trabalhos que usam esses índices no hemisfério sul, principalmente o IOK, remete uma análise dos dados diferente dos trabalhos até então citados, pois mais de 90% do território brasileiro encontra-se no hemisfério sul, nesse contexto as condições locais brasileiras proporcionaram valores negativos de IOK para regiões litorâneas.

Figura 5. Relação entre os índices climáticos IOK e ICJ



Fonte: O autor (2019)

A Tabela 4 apresenta a classificação climática segundo o ICJ, onde mais de 70% do território do estado apresenta características de climas continentais, e apenas 15% representa o clima oceânico.

Tabela 4. Classificação climática segundo o Índice de Continentalidade de Johansson (ICJ) no estado da Bahia

Classificação Climática	Percentual do Território do Estado
Marinho	15,43 %
Continental	21,45 %
Excepcionalmente Continental	63,12 %

Fonte: O autor (2019)

A Tabela 5 apresenta a distribuição de frequência da classificação do índice de aridez cuja distribuição espacial é verificada na Figura 4E. Nesse contexto, 40% do estado se caracteriza como região de clima semiárido.

Tabela 5. Classificação climática segundo o Índice de Aridez de De Martonne (IAM) no Estado da Bahia

Valores de IAM	Frequência%	Classificação climática
$IAM < 10$	0,67 %	Árida
$10 \leq IAM \leq 20$	40,44 %	Semiárida
$20 \leq IAM \leq 24$	18,22 %	Mediterrânea
$24 \leq IAM \leq 28$	14,67 %	Semi-úmida
$28 \leq IAM \leq 35$	13,56 %	Úmida
$35 \leq IAM \leq 55$	10,44 %	Muito úmida
$IAM \geq 55$	2,00 %	Extremamente úmida

Fonte: O autor (2019)

O Índice combinativo de Pinna é representado na Figura 4F. Em 12 das 30 estações, os valores do índice variaram de 10 a 35, o que implica em uma caracterização do clima mediterrânico com vegetação típica da zona de transição entre caatinga e restinga.

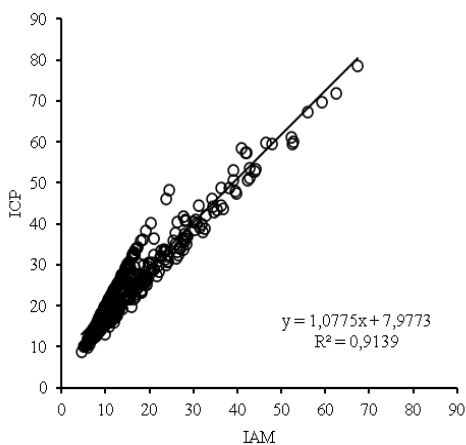
Para as demais estações os valores do índice foram superiores a 20. Essas estações estão localizadas no lado noroeste do estado, em que a precipitação média anual é menor que 500 mm. Por outro lado, a distribuição espacial do ICP é semelhante ao IAM.

Também foi realizada correlação (Figura 6) entre os valores dos índices De Martonne (IAM) e Pinna (ICP). Um alto coeficiente de correlação foi observado na ordem de 0,91, este sendo superior aquele encontrado por Baltas (2007).

Para tanto, esse ajuste indica que há uma menor variabilidade climática, devido principalmente aos climas presentes neste estudo e naquele apresentado por Baltas (2007) interfere no desempenho do índice de Pinna, principalmente em estudos de aridez. Essa correlação alta indica ainda que existe uma, distribuição espacial semelhante dos dois índices (Figura 4).

Mesmo apresentando alta correlação, entre IAM e ICP o Índice De Martonne ainda é mais apropriado para a área de estudo, pois define com mais precisão o clima de cada estação. Sua classificação consiste em seis categorias climáticas, variando de secas a muito úmidas, em vez de apenas duas categorias como propõe o índice de Pinna.

Figura 6. Relação entre os índices climáticos ICP e IAM



Fonte: O autor (2019)

A tentativa de facilitar a interpretação e reduzir o número de classes tal como propõe o índice de Pinna, tem suas limitações, face principalmente a falta de um nível de detalhamento maior.

Essa tende a ser uma característica em climatologia, a simplificação de fatores ou fenômenos de forma a torná-los mais palpáveis, do ponto de vista de resultados e interpretação.

Análise geoestatística

A Tabela 6 apresenta os indicadores geoestatísticos referentes a espacialização dos índices climáticos aqui estudados, incluindo precipitação e amplitude térmica.

Todos os modelos geoestatísticos obtiveram coeficientes de determinação alto, assim como fora encontrado por ALVARES et al. (2013).

Para os índices climáticos a partir dos semivariograma teóricos, modelo geoestatístico exponencial foi aquele que melhor se ajustou.

Para as variáveis de entrada dos índices climáticos (precipitação e amplitude térmica) o modelo de semivariograma ajustado foi o esférico, resultado semelhante foi encontrado por HOLDAWAY, (1996) trabalhando com uma análise espacial da temperatura do ar.

Os mapas dos índices climáticos apresentaram uma dependência espacial forte. Isso ocorre principalmente, a grande variabilidade espacial da amplitude térmica (valores mais próximos de 1).

Aplicando a mesma metodologia para dados de umidade relativa do ar em todo o Brasil, ALVARES et al. (2014) também encontraram correlação espacial forte (valores mais próximos de 1).

A alta densidade de estações utilizadas no presente estudo, garante uma melhor representatividade dos mapas, tal fato pode ser evidenciado aos baixos valores de efeito pepita.

O menor e maior valor para o efeito pepita observado foi na ordem de 0,18 e 0,22 graus, respectivamente, o que é equivale aproximadamente a 18 km e 22 km (Projeção Geográfica WGS 1984). Essas distâncias podem ser consideradas pequenas, face à distância média de aproximadamente 30 km entre uma estação qualquer e a sua vizinha mais próxima

Em uma análise de espacialização mensal da temperatura do ar na região de Montpellier na França e Sevilha na Espanha, HOFF, (2001) encontrou valores opostos, os indicadores geoestatísticos mostraram que a variabilidade dos dados de temperatura do ar para essas regiões foi menor que a distância espacial das estações utilizadas.

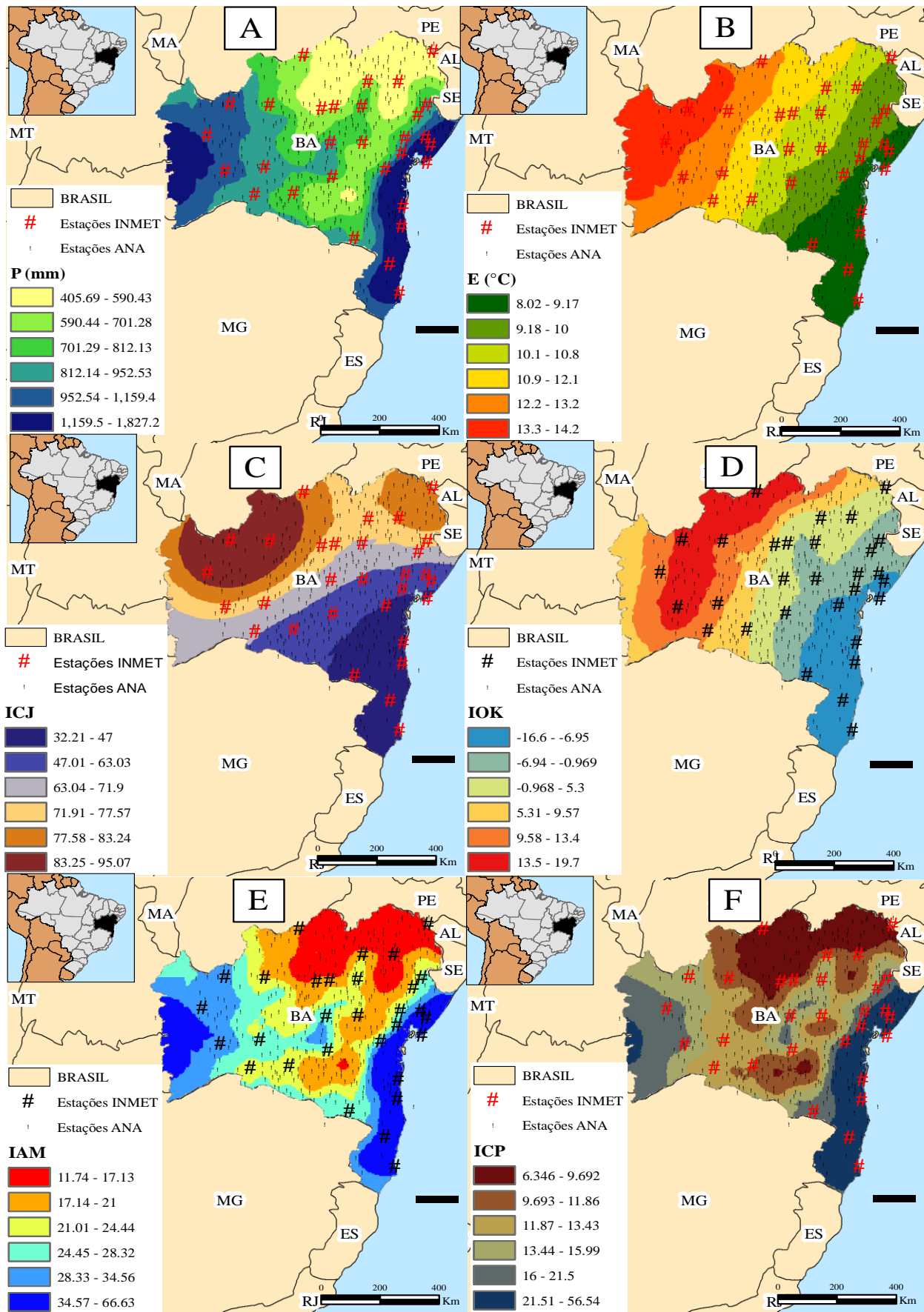
Tabela 6. Indicadores geoestatísticos

Índices	Indicadores geoestatísticos					
	Modelo	Co	Co+C	C/(Co+C)	A	R²
P	Esf	0,18	4,85	0,85	1,5	0,96
E	Esf	0,21	4,35	0,98	1,7	0,90
ICJ	Exp	0,22	5,14	0,94	2,4	0,94
IOK	Exp	0,19	5,41	0,93	2,5	0,98
IAM	Exp	0,18	5,56	0,95	2,7	0,94
ICP	Exp	0,20	5,22	0,97	2,4	0,93

Esf – Esférico, Exp – Exponencial, Co – efeito pepita, A – Alcance, C/(Co+C) – dependência espacial

Fonte: O autor (2019)

Figura 4. Índices climáticos para o estado da Bahia



Fonte: O autor (2019)

Conclusões

O índice de Oceaneidade em regiões do hemisfério sul, em termos de valores, assume características diferentes quando comparadas aos resultados obtidos em regiões do hemisfério norte.

A amplitude térmica atua como principal fator meteorológico na determinação dos índices climáticos de Continentalidade e Oceaneidade.

A precipitação influencia indiretamente na determinação desses índices climáticos principalmente no índice de aridez cujos valores representam mais de 40% das localidades estudadas classificadas como semiáridas

A espacialização dos índices climáticos se mostrou importante na compreensão dos fenômenos associados as variáveis meteorológicas com influência no clima local.

Os baixos valores do efeito pepita associado com alto grau de dependência espacial indicam boa representação dos índices climáticos.

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) e da Fundação de Amparo e Pesquisa da Bahia (FAPESB).

Referências

- ADGER, N. et al. **Climate change. Climate change impacts, adaptation and vulnerability: fourth assessment report**. Disponível em: www.ipcc.ch. 2007.
- ALVARES, C. A., GONÇALVES, J. L. M., VIEIRA, S. R., SILVA, C. R., FRANCISCATTE, W. Spatial variability of physical and chemical attributes of some forest soils in southeastern of Brazil. **Sci Agric**, 2011.
- ALVARES, C. A., STAPE, J. L., SENTELHAS, P. C., GONÇALVES, J. L. M. Modeling monthly mean air temperature for Brazil. **Theor Appl Climatol**, 2013.
- AMIRATAEE, B., MONTASERI, M., SANIKHANI, H. The analysis of trend variations of reference evapotranspiration via eliminating the significance effect of all autocorrelation coefficients. **Theory Applied Climatology**, 2015.
- BALTAS, E. Spatial distribution of climatic indices in northern Greece. **Meteorologica Applications**, v. 14, p. 69-78, 2007.
- BARBOSA, F. C.; TEIXEIRA, A. S.; GONDIM, R. S. Espacialização da evapotranspiração de referência e precipitação efetiva para estimativa das necessidades de irrigação na região do Baixo Jaguaribe-CE. **Revista Ciência Agronômica**, Fortaleza, v. 36, n. 1, p. 24-33, 2005.
- BELTRAME, L. F. S.; LOUZADA, J. A. S.; LANNA, A. E. L. **Evapotranspiração potencial do Rio Grande do Sul**. Porto Alegre: Instituto de Pesquisas Hidráulicas, 49 p. (Recursos hídricos, 31), 1994.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F. & KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. **Soil Sc. Soc. Am. J.**, 58:1501-1511, 1994.
- CHEN, S. B.; LIU, Y.F.; THOMAS, A. Climatic change on the Tibetan plateau: potential evapotranspiration trends from 1961–2000. **Climatic Change** 76:291–319, 2006.
- CHUNG, H. W.; CHOI, J. Y.; BAE, S. J. Calculation of spatial distribution of potential evapotranspiration using GIS. In: **ASAE ANNUAL INTERNATIONAL MEETING**, 1997, Minneapolis, Minnesota. Paper... Minneapolis: American Society of Agricultural Engineers, 9 p., 1997.
- DALEZIOS, N. R.; ZARPAS, C. D.; The role of NDVI and meteorological indices in the phenology of cotton, vineyards and apples in Greece. **International Symposium on Applied Agrometeorology and Agroclimatology**, 24–26 April 1996 (Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities), pp. 185–190. 1996.
- DALEZIOS, N.; DOMENIKIOTIS, X.; TZORTZIOS, S.; LOUKAS, A.; TZANETOPOULOU, I. The importance of the agrometeorological indicators on the development of the wheat crop in the area of Larisa. In **Practical of the 2nd National Congress of Agricultural Mechanics**, Volos. 2000.
- DANTAS, A. A. A.; CARVALHO, L. G., FERREIRA, E. Classificação e tendências climáticas em Lavras, MG. **Ciênc. agrotec.**, Lavras, v. 31, n. 6, p. 1862-1866, Dec. 2007.
- DENIZ, H.; TOROS, S.; INCECIK. Spatial variations of climate indices in turkey. **International Journal of Climatology**, v 31: 394–403, 2011.
- DE MARTONNE E. *Traité de Géographie Physique*: 3 tomes, Paris. Filatov N, Salo Y, Nazarova L. 2005. Effect of climate variability on natural water bodies in Northwest Russia. **15th International Northern Research Basins Symposium and Workshop**. Luleå to Kvikjkjokk: Sweden. 1925.
- FLOCAS, A. A. **Courses of Meteorology and Climatology. Ziti Publications**: Thessaloniki. 1994.
- FREITAS, W. S.; RAMOS, M. M.; OLIVEIRA, A. M. S. Demanda de irrigação da cultura da uva na Bacia do Rio São Francisco. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** v.10, n.3, p.563–569, 2006.
- GAVILAN, R. G., The use of climatic parameters and indices in vegetation distribution: A case study in the Spanish Sistema Central. **International Journal of Biometeorology**, v. 50, p. 111-120, 2005.
- HOFF, C. Spatial and temporal persistence of mean monthly temperature on two GCM grid cells. **International Journal of Climatology**. 21: 731–744, 2001.
- HOLDAWAY, M. R. Spatial modeling and interpolation of monthly temperature using kriging. **Climate Research**. Vol: 6 215-225, 1996.
- IBGE -Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Contagem de população 2007. Disponível no endereço da internet: <www.ibge.gov.br>. Acesso em 15/03/2020.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989.

KERNER F. Thermaisodromen, Versuch einer kartographischen Darstellung des jährlichen Ganges der Lufttemperatur (Wien). K. K. **Geographische Gesellschaft** 6(3). 1905.

JOURNEL A. G.; HUIJBREGTS, C. **Mining Geostatistics**. New York: Academic Press. 1978.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. 2. ed. Ver e ampl. São Paulo: Editora UNESP, 2003.

RETUERTO, R.; CARBALLEIRA A. Use of direct gradient analysis to study the climate-vegetation relationship in Galicia, Spain. **Vegetation** 101: 183–194, 1992.

SEI. **Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia**. Anuário Estatístico da Bahia, 2012.

VIEIRA, S. R.; GUEDES FILHO, O. G.; CHIBA, M. K.; CANTARELLA, H. Spatial variability of soil chemical properties after coffee tree removal. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 33:1507-1514, 2009.

ZAMBAKAS, J. General Climatology. Department of Geology, **National & Kapodistrian University of Athens**: Athens, Greece, 1992.

ZIMBACK, C.R.L. **Spatial analysis of soil chemical attributes for mapping of fertility**. UNESP/FCA, Botucatu, SP, Brazil, 2001.