

## **RELATÓRIO TÉCNICO PRODUTO IV**

**Termo de Referência PCT BRA/IICA/14/001  
Contrato N.º 115024**

**SISTEMA DE ALERTA PRECOCE CONTRA A DESERTIFICAÇÃO - SAP  
COMPONENTE ANÁLISE DE VARIÁVEIS E INDICADORES DE  
SUSCEPTIBILIDADE À DESERTIFICAÇÃO**

**novembro 2015**

**COORDENADORES:** Francisco Campello Carneiro Barreto Campello (MMA)

Jean Pierre Henry Balbaud Ometto (INPE)

Marcos Oliveira Santana (MMA)

**CONSULTOR:** Marcelo Francisco Sestini

## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	3
2 OBJETIVOS .....	8
2.1 Objetivo geral .....	8
2.2 Objetivos específicos .....	8
3 MATERIAIS, MÉTODOS E PRODUTOS OBTIDOS .....	8
3.1 Área de estudo .....	8
3.2 Métodos e Produto 4 – Shapes e mapas de análise espacial do IVPD .....	9
4 ANÁLISE DE RESULTADOS E RECOMENDAÇÕES .....	11
4 REFERÊNCIAS .....	20

## FIGURAS E TABELAS

<b>Figura 1 Área de Estudo</b>	<b>9</b>
<b>Figura 2 Mapa IVPD 5 quantis</b>	<b>12</b>
<b>Figura 3 Mapa IVPD 3 quantis</b>	<b>13</b>
<b>Figura 4 Mapa Espalhamento de Moran IVPD</b>	<b>14</b>
<b>Figura 5 Mapa Hot Spot IVPD</b>	<b>15</b>
<b>Figura 2 Matriz de correlação linear</b>	<b>19</b>

## 1 INTRODUÇÃO E FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O Projeto de Cooperação Técnica BRA/IICA/14/001, cuja execução nacional está a cargo da Secretaria de Extrativismo e Desenvolvimento Rural Sustentável do Ministério do Meio Ambiente – SEDR/MMA por meio do Departamento de Combate à Desertificação – DCD/SEDR/MMA, tem por objetivo definir estratégias para o planejamento e implementação de ações de prevenção, controle e combate à desertificação, conforme a Estratégia Decenal da Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação (UNCCD, consultado em 2015)”.

O presente relatório descreve a etapa de análises espaciais do índice sintético relacionado à vulnerabilidade para a região do NEB. Os produtos a serem entregues serão os shapes com índice associado, classes de agrupamentos e valor desses.

A adoção de índices sintéticos de vulnerabilidade de uma população a impactos ambientais é de grande importância para uma abordagem quantitativa e permite a orientação de planejadores e tomadores de decisão com relação a diretrizes e metas voltadas a mitigar tais impactos. Há diversas métricas e adaptação das mesmas, conforme indicadores utilizados, uma vez que a disponibilidade de recursos para se obter os mesmos varia conforme equipe e tempo e disponíveis, bem como o interesse em adotar metodologia que possa ser replicada pelo maior número de pessoas e em condições diferenciadas de conhecimento e recursos. Assim, métricas simples podem ser adotadas pelo maior número de pessoas, embora as mesmas tenham seus erros inerentes. No caso deste estudo, adaptou-se metodologia com base na literatura e adotando-se dados de uso mais corrente (Confalonieri, 2001; Gbetibouo & Ringler, 2009; Hahn et al, 2009; Workshop vulnerabilidade à mudança do clima, 2015). Tal adaptação pode ser expressa nas dimensões relacionadas às categorias exposição, sensibilidade e adaptação, conforme abaixo:

- exposição: ***componente físico*** → susceptibilidade física (uso/cobertura, solo, relevo, geologia);
- sensibilidade: ***componente estrutura demográfica para sexo*** → estrutura demográfica em relação a sexo (razão de sexo, proporção de mulher rural e de mulher chefe de família), ***componente estrutura demográfica para idoso*** → estrutura demográfica em relação à idade (índice de envelhecimento, proporção de pensionista), ***componente***

*estrutura demográfica* → estrutura demográfica em relação à distribuição e tamanho da população (densidade demográfica, TCGM, proporção de população rural);

- capacidade adaptativa: *componente IDH* → IDHM, *componente estrutura fundiária* → regime de posse/área de estabelecimento, *componente extrativismo/gado* → extrativismo/gado.

Esses componentes (sub índices) geraram o índice sintético final e os mesmos, bem como a métrica utilizada na obtenção dos mesmos, são explanadas no relatório anterior (Produto III). Neste estudo, o índice obtido pela composição dos sub índices acima será denominado de Índice de Vulnerabilidade da População à Degradação - IVPD, em substituição à expressão Índice de Vulnerabilidade à Sustentabilidade- IVS, utilizada no relatório anterior, pois essa denominação era imprecisa.

Neste trabalho o interesse é o de se espacializar os resultados obtidos pelos índices, a fim de se poder cartografar os resultados e realizar análises das mais diversas, permitindo, inclusive, melhor planejamento de diretrizes.

Em um conjunto de dados geográficos, é muito provável que ocorram diversos tipos de regimes de associação espacial, nos quais se tem máximos locais de autocorrelação espacial, ou seja, onde a dependência espacial é muito pronunciada. Assim, faz-se necessário analisar tais padrões em maior detalhe, o que pode ser realizado por meio de indicadores de associação espacial, os quais identificam e medem o grau de associação de uma variável distribuída espacialmente (Fisher & Getis – ed, 2009; Buzai et al – ed, 2015).

Para se analisar e detectar o padrão espacial de determinado fenômeno, existem técnicas que permitem verificar e visualizar a existência ou não do agrupamento do fenômeno estudado (ou seja, a evidência de uma estrutura espacial) bem como compreender a distribuição espacial do mesmo (Anselin, 1995; Ord & Getis, 1995; Nelson & Boots, 2008; Fisher & Getis – ed, 2009; Zhang et al, 2009; Soares et al, 2010; Marconato et al, 2012; Buzai et al – ed, 2015; Novaes & Almeida, 2015). A dependência especial de um dado pode ser definida como a tendência na qual o valor de uma variável associada a uma localização assemelha-se ao valor de seus vizinhos (em relação ao conjunto amostral), sendo a vizinhança baseada na propriedade de proximidade, o que permite, assim, a identificação de padrões espaciais de valores de tal variável. Entre tais técnicas tem-se muito em uso, conforme a literatura, a estatística  $G_i^*$ , a qual identifica os pontos de hot spot (clusters de valores altos e baixos) de uma variável e o Índice de Moran, o qual avalia a

existência de clusters na distribuição espacial de uma variável e pode ser aplicado tanto como uma medida geral no conjunto de dados (Índice Global) como de forma localizada para cada unidade espacial dentro do conjunto de dados (Índice Local), fornecendo uma medida de vizinhança para os clusters. A estatística  $G_i^*$  indica grupos de valores muito divergentes da média de sua vizinhança, o Índice de Moran mostra grau de vizinhança e também o tipo de regime espacial, ou seja, não apenas os agrupamentos, mas também as áreas de transição entre esses. Tais medidas baseiam-se na significância estatística de agrupamentos de valores de uma variável, partindo do pressuposto que os valores não possuem qualquer organização espacial, ou seja, que os mesmos se distribuem aleatoriamente.

A estatística  $G_i^*$  mostra os desvios padrões em relação aos valores pertinentes a uma variável e é dada por

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \left\{ \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}} \right\}}$$

Onde  $x_j$  é o valor atribuído a uma variável  $j$  para o ponto ou área estudada (no caso, o valor de IVPD de um município),  $w_{i,j}$  é o valor ponderado espacialmente (ou sejam de acordo com a relação topológica) entre os municípios  $i$  e  $j$ ,  $n$  é o total de municípios,  $\bar{X}$  é a média para  $x_j$ ,  $S$  é o desvio padrão de  $x_j$  em relação ao total de municípios.

O Índice Global de Moran mede a autocorrelação espacial, fornecendo o grau de associação espacial do conjunto de dados de uma determinada região como um todo. Tal índice é validado a partir da mensuração da correlação dos valores obtidos, partindo-se do pressuposto que a distribuição é aleatória, ou seja, a partir do teste de hipótese que considera a não correlação espacial. Verifica-se a significância estatística da correlação espacial dos mesmos, o que se faz associando-se o índice obtido a uma distribuição, no caso, considera-se a distribuição normal.

O índice Global de Moran fornece a medida geral da associação espacial existente no conjunto dos dados, mostrando quando o valor do atributo correspondente a uma determinada localização no espaço tende a ser semelhante ao dos seus vizinhos, descrevendo o grau de concentração ou dispersão espacial para a variável medida, ou seja, ele expressa sinteticamente um coeficiente de grau de associação de uma variável de interesse em determinada área

geográfica com relação à média ponderada de valores vizinhos. O peso desses valores é obtido a partir da normalização desses valores, tendo como base a distância de um valor e seus vizinhos.

O Índice Global de Moran indica a existência ou não de áreas agrupadas (clusters), cujos atributos se apresentam de maneira semelhante no espaço considerando apenas o primeiro vizinho. Tal índice varia de -1 a 1, sendo que valores próximos de zero indicam a inexistência de autocorrelação espacial. O índice de Moran é verificado a partir de um teste cuja hipótese nula é de independência espacial. Nesse caso, seu valor seria zero, indicando que os valores da variável analisada variam aleatoriamente no espaço, sem nenhuma estruturação espacial.

O Índice Global de Moran, como dito, é uma medida geral de associação para um conjunto de dados (no caso deste estudo, o valor do IVPD na região do NEB), o qual testa o grau de correlação entre áreas conectadas (o conjunto de municípios do NEB e respectivos valores de IVPD) dessa região, porém, o mesmo pode ser decomposto em análises locais, permitindo, assim, a obtenção do grau de associação desses de forma mais localizada (por vizinhança) e conforme a significância de tal associação.

A estatística espacial local fornece o grau de associação espacial em grupos dentro do conjunto amostral, ou seja, baseia-se na proporcionalidade existente entre o valor de autocorrelação global e valores locais da mesma, fornecendo um valor específico para cada área, permitindo assim a identificação de clusters (valores semelhantes em determinada localização, no nosso caso grupos de valores semelhantes de IVPD) bem como outliers, ou seja, grau de dessemelhança significativa entre um valor e sua vizinhança. Simplificando, tais medidas fornecem valores para a associação espacial em um conjunto de dados. Na análise local, obtém-se a dependência de cada localidade em relação à situação média de uma vizinhança definida a partir de uma determinada distância entre os componentes da mesma.

Em resumo, no caso deste estudo, o Índice Global de Moran mede o nível de interdependência espacial, com respeito ao IVPD, entre todos os polígonos referentes a municípios da região NEB, já o Índice Local de Moran avalia a covariância entre um determinado polígono referente a um município e uma determinada vizinhança definida em função de uma distância  $d$ , resultando em que valores significativamente altos e positivos mostram a presença de um “cluster”, ou seja, de medidas de IVPD próximas (tanto de valores altos como baixos do mesmo) e os valores significativamente baixos indicam áreas de transição entre um determinado tipo de padrão espacial e outro. A dependência espacial analisada pode ser

visualizada por meio de um mapa que represente o espalhamento (dispersão) resultante da comparação do valor de uma variável para uma determinada localização em relação à média dos valores de seus vizinhos (sendo que tais valores são normalizados), ou seja, o Índice de Moran fornece um coeficiente de regressão linear para os valores de um determinado local e sua vizinhança.

O Índice Global de Moran é dado por:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} (Z_i - \bar{Z}) (Z_j - \bar{Z})}{S_0 \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2}$$

Onde  $Z_i$  e  $Z_j$  são valores de atributos para os municípios  $i$  e  $j$ ,  $w_{i,j}$  é o valor ponderado espacialmente entre os municípios  $i$  e  $j$  a partir de uma distância,  $n$  é o total de municípios e  $S_0$  é o agregado de todos os valores ponderados espacialmente, sendo este último dado por:

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}$$

O Índice Local de Moran é dado por:

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

Onde  $x_i$  é o valor de atributo para o município  $i$ ,  $\bar{X}$  é a média do valor de atributo no conjunto de municípios,  $w_{i,j}$  é o valor ponderado espacialmente entre municípios  $i$  e  $j$ ,  $n$  é o total de municípios.

Como o Índice de Moran equivale a um coeficiente de regressão linear, o resultado desse mostra a associação espacial entre o valor do atributo de um município e a média dos valores dos atributos de seus vizinhos, expressando a dispersão desse resultado. O resultado pode ser visualizado de forma cartográfica, no qual se destacam os valores de agrupamento que são considerados significantes, estando os municípios dispostos em áreas que representem clusters, áreas de transição entre um cluster e um valor destoante (outlier) e áreas sem significância estatística, ou seja, nas quais não se detectou nenhum tipo de arranjo espacial determinado, ou seja, áreas com arranjo aleatório. O mapa temático resultante representa os agrupamentos

espaciais em Alto-Alto (clusters de valores altos do atributo), Baixo-Baixo (clusters de valores baixos do atributo), Alto-Baixo e Baixo-Alto (áreas de transição entre valores significativamente altos ou baixos, respectivamente, em relação ao seu entorno).

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo geral

Análise espacial do índice composto de vulnerabilidade da população à degradação (IVPD).

### 2.2 Objetivos específicos

- Obtenção do mapa de IVPD, a partir do fatiamento do mesmo, de forma a proporcionar a visualização e compreensão/análise espacial dos níveis de intervalos do mesmo para o NEB;
- Obtenção de mapas de clusters de IVPD e análise espacial dos mesmos.

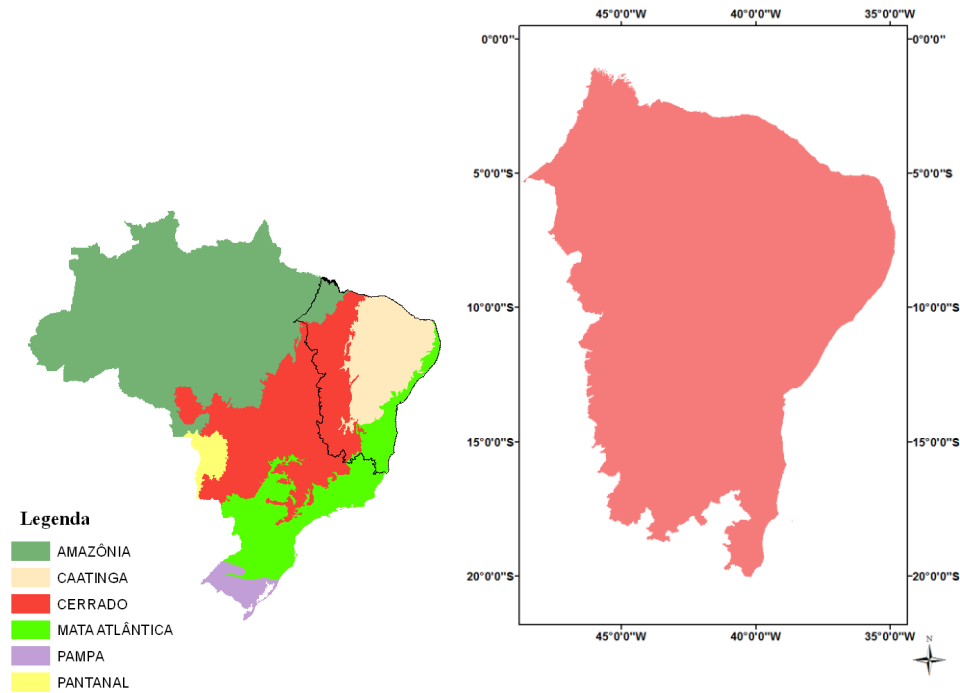
## 3 MATERIAIS, MÉTODOS E PRODUTOS OBTIDOS

### 3.1 Área de estudo

A região está localizada no semiárido brasileiro, e inclui os estados do Maranhão, Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Bahia, Sergipe, Piauí e o norte do Espírito Santo e de Minas Gerais.

O limite da área de estudo foi estabelecido pela SUDENE e está inserida nas zonas semiáridas, sub-úmida seca, sub-úmida-úmida e úmida. A cobertura vegetal da região compreende 4 biomas sendo estes os seguintes: Floresta Amazônica, Cerrado, Caatinga e Mata Atlântica (Figura 1).





**Figura 1 Delimitação da área de estudo e seus biomas**

Os materiais utilizados foram:

Dados referentes aos produtos obtidos na Etapa III, dados de áreas irrigadas por município;

Malha municipal IBGE;

Softwares ArcGis 10

### 3.2 Métodos e Produto 4 – Shapes e mapas de análise espacial do IVPD

Após obtido o IVPD, os valores se apresentaram escalonados entre  $\approx 0,16$  e  $\approx 0,56$ , resultado da média final do índice, obtida pelos sub índices. Tais dados foram classificados, por quantis, em três e cinco intervalos, sendo que o primeiro range correspondente a uma expressão de baixo, médio e alto IVPD, enquanto o segundo possui maior sub divisão das faixas de vulnerabilidade, ou seja, uma transição de muito baixo a muito alto. Tal procedimento permite analisar a localização das áreas mais críticas, verificar o contexto de tais áreas, etc (Hahn et al, 2009; Tibúrcio e Corrêa, 2012). Também verificou-se a distribuição espacial do IVPD, a fim de se analisar tanto a homogeneidade espacial e detectar a existência e localização de padrão de

cluster (agrupamento), como os outliers, por meio de indicadores locais. Essa técnica indica, no caso deste estudo, a distribuição espacial e agrupamento de municípios com valor de IVPD igualmente elevados ou baixos e aqueles situados em áreas de transição de uma situação a outra. Os indicadores de agrupamento espacial foram obtidos pelas ferramentas Spatial Autocorrelation (Morans I) e Cluster and Outlier Analysis (Anselin Local Morans I) do ArcGis. Os municípios com valores considerados significantes ( $p > 0,05$ ) são destacados, sendo classificados em quatro grupos relacionados à relação de vizinhança entre esses, ou seja, HH, LL, HL e LH (respectivamente, áreas de vizinhança Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto).

Os parâmetros de relação espacial e distância adotados foram o de intervalo fixo de distância. Esse método envolve uma distância mínima a partir dos dados utilizados, ou seja, a menor distância detectada entre dois municípios no conjunto total de municípios do NEB. Tal distância é calculada a partir do centroide do polígono, garantindo que cada polígono tenha um vizinho e correspondente peso atribuído a essa distância. Esse método funciona bem para casos onde há uma grande variação no tamanho dos polígonos e onde não há uma definição prioritária para basear a vizinhança, que é o caso deste estudo, uma vez que o valor de IVPD é subordinado a diversas variáveis (sub índices que o compõem), as quais possuem caráter diferenciado entre si, não possuindo, intrinsecamente, um único fator que determine a distribuição espacial do valor do mesmo. Também na região há diversidade grande de tamanho dos municípios. Como as relações espaciais entre vizinhança no caso deste estudo são simples, não envolvendo atributos como, por exemplo, custos relacionados à distância entre dois municípios ou outra variável determinante, adotou-se o método de cálculo por distância euclidiana (Ord & Getis, 1995).

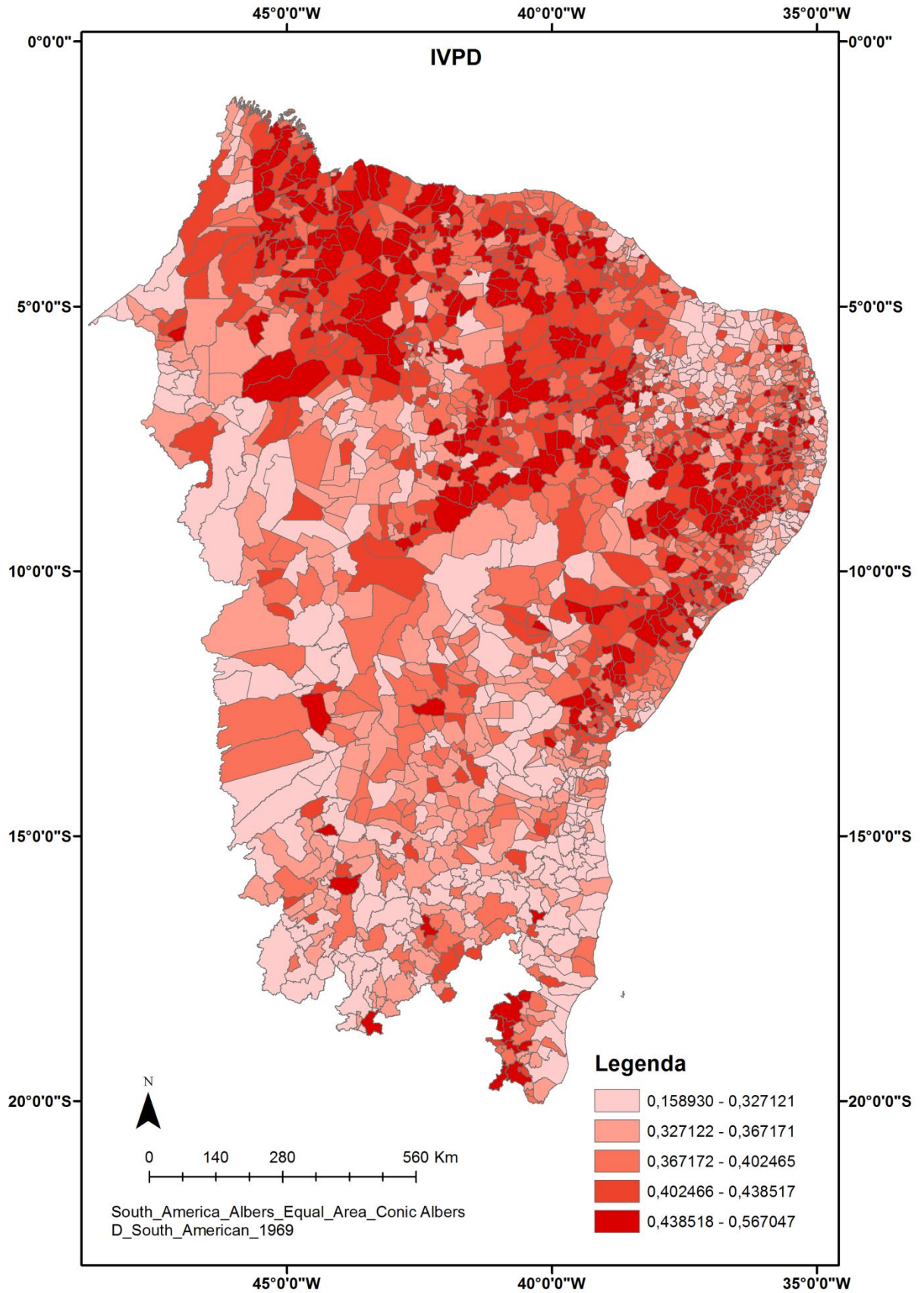
Os dados foram reprojatados de sistema de Coordenadas Geográficas WGS 84 para o sistema de projeção cartográfica Albers –SAD 69, uma vez que as ferramentas de cálculo de distância operam com a acurácia necessária em sistemas que preservem as propriedades adequadas a esse cálculo.

## 4 ANÁLISE DE RESULTADOS E RECOMENDAÇÕES

Os mapas obtidos para o IVPD e por meio de análises espaciais desses podem ser vistos nas Figuras 2 a 5.

Os valores de *p value* e de Índice Global Moran foram de 0 e 0.296 respectivamente, indicando que ocorre elevada autocorrelação espacial para o IVPD na região estudada. Com relação aos mapas de espalhamento Moran e Hot Spot, verificou-se que os clusters da classe HH e de desvio padrão nos valores mais altos acompanham os valores de IVPD acima de 0,40, como pode se observar nos mapas por quantis desse índice.

No geral, os valores de IVPD e de distribuição e regime espacial desses, mostrou-se coerente com as áreas, conforme o esperado, porém, a análise de alguns municípios, tanto diretamente pelo IVPD como pela análise espacial desse, indicou alguns casos discrepantes.



**Figura 2 Mapa IVPD – intervalos 5 quantis**

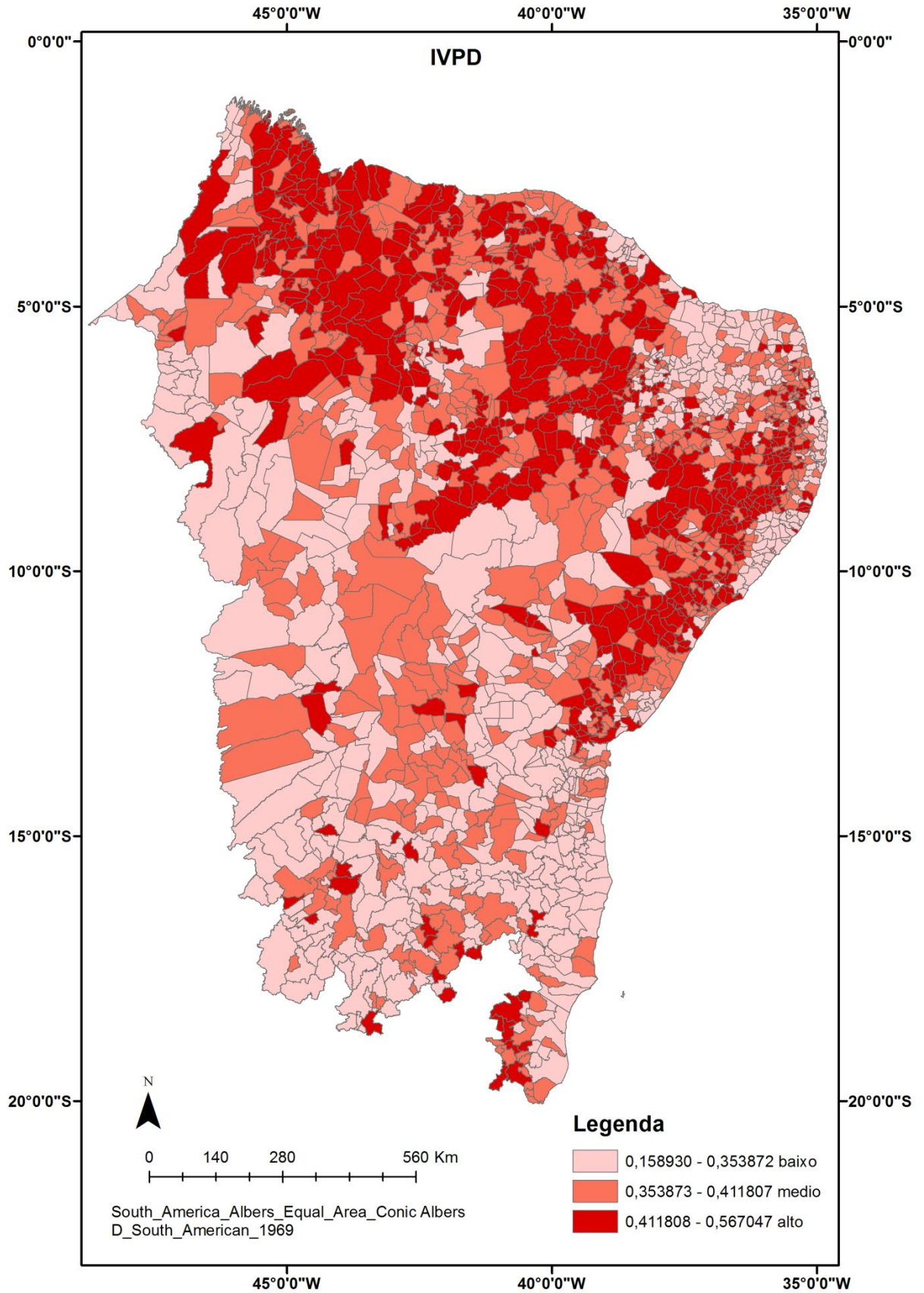
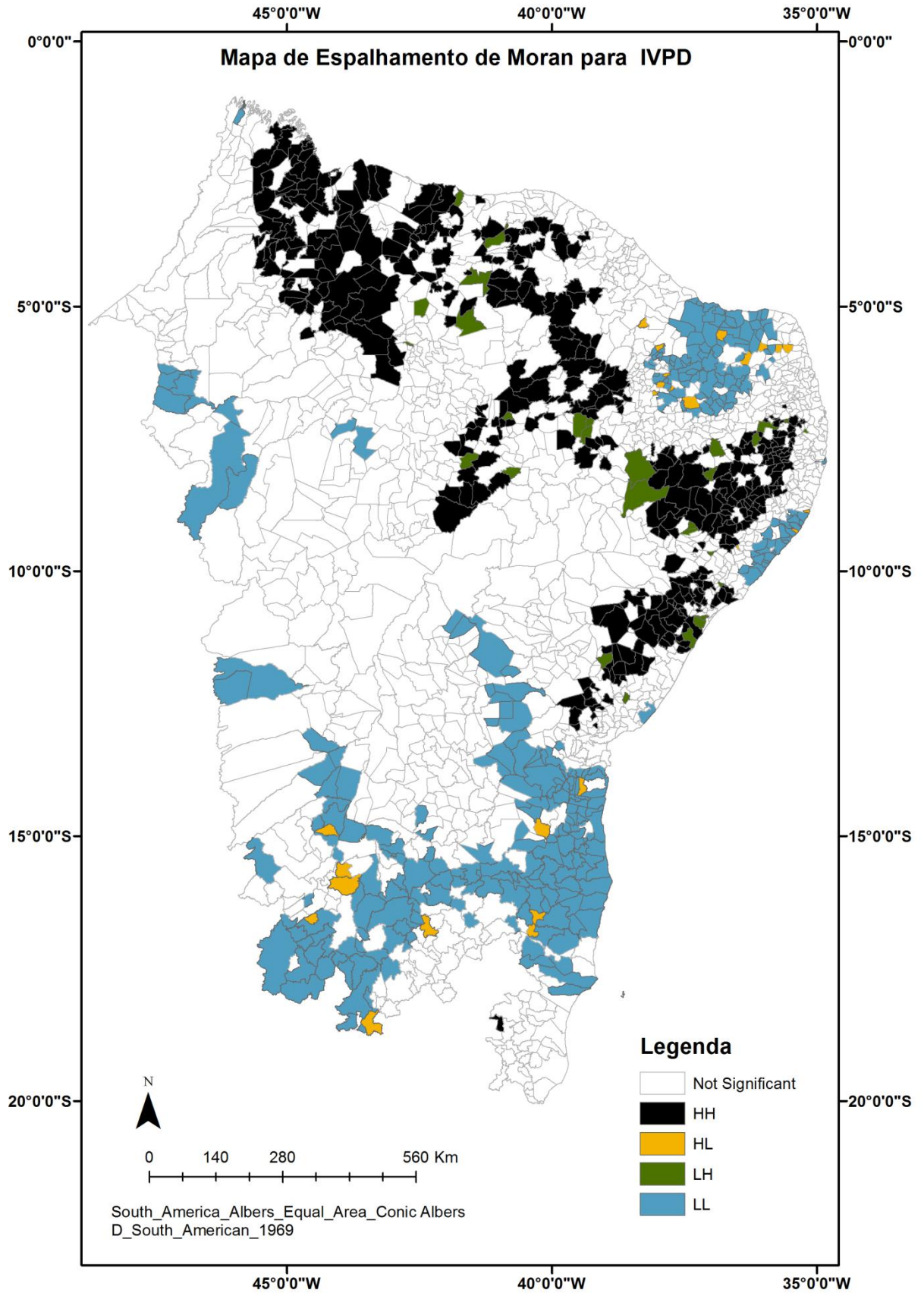


Figura 3 Mapa IVPD – intervalos 3 quantis



**Figura 4** Mapa de espalhamento Moran

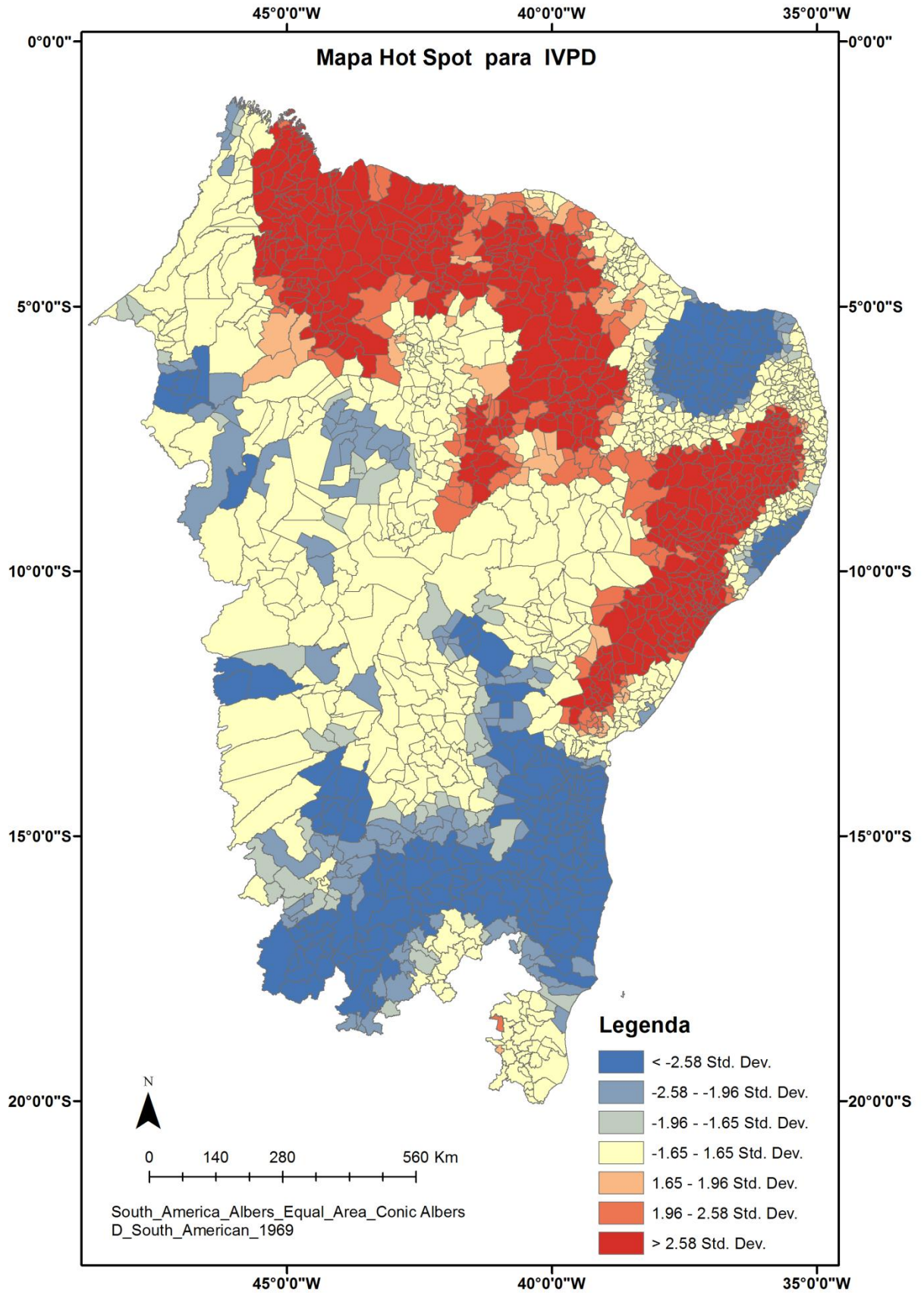


Figura 5 Mapa Hot Spot

Observa-se que a distribuição, tanto de municípios com maior vulnerabilidade em si como clusters desses, acompanha as áreas correspondentes ao polígono das secas e de alguns núcleos de desertificação. Mas outras áreas ficaram fora dessas classes. Tal constatação pode ser atribuída ao fato de que os índices sintéticos, por serem resultado de média de sub índices, podem apresentar algum tipo de enviesamento de alguns de seus componentes, já que algum fator pode pesar mais em relação a outro, afetando o índice final. Essa questão se reflete na análise espacial, podendo alguns municípios não apresentarem a correlação espacial. Além disso, Gama & Strauch (2009); Carreño et al (2012) e Nunes (2013) verificaram que é possível se detectar regionalmente uma aglomeração e verificar certa tendência utilizando-se o índice sintético, porém em alguns casos esse apresenta baixa correlação espacial, demonstrando que nem sempre a análise de todas as dimensões em um único índice expressa o regime espacial correto.

Ao analisar-se o Estado do Maranhão, observam-se valores elevados de IVPD para alguns municípios localizados na área inserida no Bioma Amazônia, portanto fora do regime climático relacionado à secas e desertificação. Ao se analisar o componente físico, verifica-se que tais municípios possuem valores elevados para esse sub índice. Deve-se ressaltar que tal sub índice é composto por outros indicadores, como o de qualidade de terreno, p ex, o que pode elevar o valor de susceptibilidade de tal componente, independente do peso relacionado às condições climáticas. Em alguns municípios observa-se que os sub índices relacionados às dimensões sócio econômicas (estrutura demográfica, IDHM, etc) podem “puxar” o IVPD para valores elevados, mas em geral, os valores observados para componentes físicos acompanham aqueles relacionados aos fatores sócio econômicos.

Alguns resultados refletem uma questão inerente ao método de médias; sugerindo-se, assim, complementar as análises futuras com a utilização de métodos discriminantes, que permitam avaliar quais variáveis são mais significativas à vulnerabilidade, conforme cada caso. Porém, observa-se que há relação entre a dimensão físico ambiental e a sócio econômica, o que é coerente, pois as condições ambientais físicas podem estar associadas às humanas, uma vez que tanto ações antrópicas impactam o meio ambiente, de forma a degradá-lo, quanto as condições desfavoráveis do ambiente físico atuam sobre fatores humanos, afetando a demografia, economia, etc, ou ainda, esse elementos interagem entre si em um sistema de feedback, no qual uma das condições retroalimenta a outra.

Foram observados baixos valores de IVPD e respectivas classes de clusters para tais valores no extremo oeste da região. Tal área engloba a fronteira agrícola conhecida como MATOPIBA, a qual ocupa áreas que incluem relevos planos (como topos de chapadas) sobre os



quais se assentam atividades agrícolas baseadas em tecnologias modernas que propiciam elevada produtividade e, a princípio, adotando medidas que propiciam a sustentabilidade (emboa essa questão mereça acompanhamento), o que pode explicar tal resultado (Embrapa, 2015).

Analisando-se o mapa de espalhamento Moran, verifica-se que o mesmo aponta outliers, o que permite analisar as condições a respeito da descontinuidade de certo municípios e seu entorno. Alguns casos de heterogeneidade espacial foram verificados com auxílio de outras fontes, como IBGE (2015) e sites oficiais de municípios e Wikipedia. Um desses casos, p ex, é o do município Pedro II (Estado do Piauí), o qual apresenta classe LH (baixo índice de vulnerabilidade contíguo a elevado índice de vulnerabilidade) em relação a alguns de seus vizinhos, como Lagoa de São Francisco (Estado do Piauí) e Ipueiras (Estado do Ceará). Tal município apresenta uma situação sócio econômica significativamente melhor em relação aos seus vizinhos, apresentando rica vida social e cultural bem como rendimento médio por domicílio (tanto rural quanto urbano) mais elevado que o entorno.

Com relação aos Estados do Piauí e Maranhão, esses possuem, respectivamente, segundo Vale & Silva (2011) os municípios que apresentam maior condição de isolamento e ruralidade.

Analisando-se o mapa Hot Spot, verifica-se a distribuição de grupos de valores elevados de IVPD se estendendo da porção mais a nordeste até norte-noroeste na área de estud. Tal faixa inclui áreas de proximidade com faixa costeira. É interessante notar como o Estado Rio Grande do Norte apresenta agrupamento de municípios com baixo IVPD. Ao se consultar o Cidades IBGE observa-se uma condição mais favorável (valores mais elevados de rendimento mensal médio por domicílios, menor índice de pobreza, etc) para certos municípios, como é o caso de Caicó. Já outros apresentam valores elevados de IVPD em relação ao entorno (caso do município de João Dias).

Observa-se que o mapa de agrupamento por meio de análise por Hot Spot incluiu municípios de valores destoantes dos vizinhos inseridos nos clusters formados por esse; já o mapa de espalhamento Moran nos aponta as transições entre esses municípios com valores destoantes e a sua vizinhança, oferecendo uma visualização da heterogeneidade espacial desses casos.

Observa-se nos mapas de agrupamento que os valores médios e sem significância de vizinhança se distribuem na parte central da área de estudo e em torno de agrupamentos de valores baixos, referentes à área ocupada pelos estados da Paraíba e Rio Grande do Norte. Para

os clusters de valores baixos de IVPD, nota-se que esses se concentram na faixa de sudeste-sul da Bahia e norte de Minas Gerais.

O Estado do Espírito Santo apresenta grupo de municípios com valores elevados de IVPD no fatiamento em intervalos por quantis, mas analisando o mapa de espalhamento de Moran e mapa Hot Spot, o município de Agua Doce do Norte é o único que apresenta, respectivamente, como classe HH e classe de desvio padrão significativo o que está relacionado à sua situação topológica e aos valores e pesos atribuídos a esse e sua vizinhança, uma vez que ele é fronteiro com o limite da região de estudo e contíguo a municípios com elevado IVPD.

No geral, os resultados obtidos auxiliam na compreensão, espacialização e visualização das condições de vulnerabilidade para a região. Algumas possíveis discrepâncias podem ser atribuídas ao fato dos IVPD's serem calculados pela média e por Estado; assim, um valor, após normalizado, elevado em Estado pode não corresponder a um valor elevado para outro; por outro lado, devido à diversidade da região NEB, analisar o conjunto de dados poderia "diluir" ou também enviesar alguma característica específica de um Estado, mas essa discussão precisa ser aprofundada.

Pode-se dizer que o método oferece uma abordagem simples e que pode ser replicada por grande número de pessoas com bons resultados, auxiliando tanto na compreensão da dinâmica das questões relacionadas à vulnerabilidade à degradação, como também na orientação e planejamento de medidas de mitigação.

Analisando-se os dados referentes a áreas irrigadas, procedeu-se à verificação de alguns municípios que apresentavam elevado IVPD e nenhuma área irrigada. Futuramente deve-se analisar melhor a questão da irrigação, mas verificou-se que alguns municípios subordinados aos problemas decorrentes da escassez hídrica e que apresentam elevado IVPD também não possuem irrigação, como é o caso de Dom Inocêncio, Estado do Piauí. Este último está incluído no Programa Mais Irrigação, que pretende implantar sistema de irrigação na área e transformá-la em centro fruticultor (BRASIL, 2015).

Procedeu-se também à análise de correlação linear entre os valores de vulnerabilidade de cada componente, ou seja, dos valores de cada sub índice; o resultado pode ser observado na Tabela 1.

TABELA 1 MATRIZ DE CORRELAÇÃO DE SUB ÍNDICES

Sub índices (componentes) geradores do IVPD	comp demog	comp demog idoso	comp demog sexo	comp fisico	comp fundiario	comp ext gado	comp idh
comp demog	1						
comp demog idoso	-0,1130	1					
comp demog sexo	0,1325	0,0744	1				
comp fisico	0,4051	0,0317	0,3265	1			
comp fundiario	0,0754	-0,0181	0,2028	0,4491	1		
comp ext gado	-0,0599	0,1600	0,0598	0,0684	-0,0234	1	
comp idh	0,1785	-0,2371	0,1185	0,2273	0,0247	0,0200	1

A elevada correlação entre componente físico com os componentes de estrutura demográfica, estrutura demográfica para sexo e estrutura demográfica para idoso pode estar relacionado à combinação de alguns dos fatores considerados na obtenção desses sub índices. Um deles é a migração. Devido justamente às condições físico ambientais desfavoráveis, essas populações são impelidas a apresentarem movimentos emigratórios, principalmente da faixa masculina e economicamente produtiva, o que proporciona aumento de população vulnerável (idoso e mulheres), além de queda no crescimento populacional. Por outro lado, pode-se ter, em áreas mais urbanizadas, um aumento da densidade demográfica e maior impacto das atividades dessas sobre o ambiente físico.

Já a correlação entre susceptibilidade/vulnerabilidade do componente físico e componente estrutura fundiária pode ser atribuída à escassez e fragilidade dos recursos naturais (devido à degradação e/ou características climáticas) o que leva a determinado tipo de regime fundiário. Propriedades muito pequenas e fragmentadas e cujo regime de posse se caracteriza por serem ocupadas predominantemente por inquilinos e não por proprietários de terra, podem estar associadas a áreas ambientalmente desfavoráveis ou, ainda, agravarem as condições de suscetibilidade física de tais áreas, por não apresentarem uso em bases sustentáveis.

Sugere-se que futuramente se analisem outras variáveis e indicadores de forma a se verificar quais desses possuem maior correlação entre si, porém tomando-se o cuidado de analisar a questão da escala de análise.

Outra sugestão é a de se analisar o mapa de clusters com relação a mapas de cenários futuros, integrando tal dado nos modelos e verificando as tendências etc.

## 4 REFERÊNCIAS

Anselin, L. Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115). 1995.

BRASIL. <http://www.piaui.pi.gov.br/noticias/index/categoria/2/id/22534>;  
<http://www.brasil.gov.br/economia-e-emprego/2013/09/agricultores-familiares-do-piaui-serao-beneficiados-com-projeto-de-irrigacao>. Consultado em 2015.

Buzai, G. D., Cacace, C., Humacata, L., Lanzelotti, S. L. (ed). *Teoría y métodos de la Geografía cuantitativa - Libro 1: Por una Geografía de lo real*. 2015.

Carreño, P. M. L. P., de Souza, C. C. A., Strauch, J. C. M. Análise temporal do Índice de sustentabilidade na bacia hidrográfica do Paraíba do Sul no período de 2000 à 2010. XVIII Encontro Nacional de Estudos Populacionais. 2012.

Confalonieri, U. E. C. Global environmental change and health in Brazil: review of the present situation and proposal for indicators for monitoring these effects in: Hogan, H.J and M.T. Tolmasquim. *Human Dimensions of Global Environmental Change – Brazilian Perspectives*. Rio de Janeiro: Academia Brasileira de Ciências, 2001.

Novaes, M. R., Almeida, C. M. Análise espacial multivariada do transporte público do município de Natal por meio de indicadores socioeconômicos. *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. 2015.

Embrapa. <https://www.embrapa.br/gite/projetos/matopiba/index.html>), consultado em 2015.

Fischer, M. M., Getis, A. (ed). *Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications*. 2009.

Gama, R. G., Strauch, J. C. M. Análise espacial de indicadores de Desenvolvimento Sustentável: Aplicação do índice de Moran. *Proceedings os, 12 Congresso de Geógrafos de America Latina*. 2009.

Gbetibouo, G. A., Ringler, C. Mapping South African farming sector vulnerability to climate change and variability: A subnational assessment. International Food Policy Research Institute (IFPRI) and Center for Environmental Economics and Policy in Africa (CEEPA). 2009.

Hahn, M. B., Riederer, A. M., Foster, S. O. The Livelihood Vulnerability Index: A pragmatic approach to assessing risks from climate variability and change—A case study in Mozambique. *Global Environmental Change*, 19(1). 2009. 74-88.

IBGE. <http://www.cidades.ibge.gov.br/xtras/home.php>. Consultado em 2015.

Marconato, R., Larocca, A. P. C., Quintanilha, J. A. Análise do uso de tecnologias em estabelecimentos agropecuários por meio dos índices de Moran global e local. *Revista de Política Agrícola*, 21(1), 5-21. 2012.

Nelson, T. A., & Boots, B. Detecting spatial hot spots in landscape ecology. *Ecography*, 31(5), 556-566. 2008.

Nunes, F. G. Análise exploratória espacial de indicadores de desenvolvimento socioambiental das regiões de planejamento do norte e nordeste goiano. *Ateliê Geográfico*, 7(1), 237-259. 2013.

Ord, J. K., & Getis, A. Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application. *Geographical analysis*, 27(4), 286-306. 1995.

Soares, T. S. M., Latorre, M. R. D., Laporta, G. Z., Buzzar, M. R. Análise espacial e sazonal da leptospirose no município de São Paulo, SP, 1998 a 2006. *Revista de Saúde Pública*, 44(2), 283-291. 2010.

Tibúrcio, L. H.; Corrêa, M. D. P. (2012). Análise da vulnerabilidade da microrregião de Itajubá por meio do IVG com vistas à mitigação dos impactos causados pelas mudanças climáticas. *Ambiente & Sociedade*, 15(3), 123-139.

UNCCD. <http://www.unccd.int/en/about-the-convention/Pages/About-the-Convention.aspx>. Consultado em 2015.

Vale, F. F. R., Silva, J. L. M. Rurality in Brazilian Northeast: spatial distribution and cluster identification. In: *Proceedings of the 4th meeting of the Wye city group on statistics on rural development and agriculture household income*. 2011.

Workshop Vulnerabilidade à mudança do clima. Seminário de Indicadores Subnacionais da população à mudança do clima no Brasil. 2015.

Zhang, D., Mao, X., MENG, LA. Method Using ESDA to Analyze the Spatial Distribution Patterns of Cultural Resource. The International Archives of the Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 38. 2009.



---

Marcelo Francisco Sestini

CPF: 905.309.186-8