

# Caracterização da homogeneidade socioeconômica dos Territórios de Identidade a partir de Mapas Auto-Organizáveis

MARCOS AURÉLIO SANTOS DA SILVA

Doutor em Computação, pela Université  
Toulouse 1 Capitole e mestre em  
Computação Aplicada, pelo Instituto  
Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).  
Pesquisador da Embrapa  
Tabuleiros Costeiros.  
marcos.santos-silva@embrapa.br

**AS POLÍTICAS PÚBLICAS** de promoção do desenvolvimento regional a partir do conceito de território ganharam força nas últimas décadas no Brasil. De fato, o processo de territorialização se associou à regionalização para criar instâncias de unidades espaciais que otimizassem a intervenção pública, mas que, sobretudo, possibilitassem a agregação de valor à região a partir da promoção de diferenciais locais (SABOURIN, 2015; SAQUET, 2010).

Enquanto a regionalização privilegia a identificação de regiões homogêneas a partir de questões e métricas puramente objetivas, como a proximidade física, características da paisagem geográfica ou atividades econômicas, a territorialização se atém a questões de identidade, cultura e pertencimento (VELLOSO, 2013). No Brasil destacam-se políticas territoriais nos âmbitos federal, como os Territórios Rurais e Territórios da Cidadania, e estadual, como os Territórios de Planejamento de Sergipe e Pará e Territórios de Identidade da Bahia.

**30 municípios [registraram o desejo] de migrar de TI, o que denota a heterogeneidade intraterritorial e a necessidade de revisão constante dos processos que determinaram a composição dos TIs**

Os Territórios de Identidade (TI) foram criados em 2010 pelo Decreto Estadual nº 12.354, que define TI em seu Art. 1º §1º como:

[...] o agrupamento identitário municipal formado de acordo com critérios sociais, culturais, econômicos e geográficos e reconhecido pela sua população como o espaço historicamente construído ao qual pertence, com identidade que amplia as possibilidades de coesão social e territorial (BAHIA, 2010).

Os 27 TIs instituídos são formados por municípios contíguos e considerados homogêneos segundo critérios multidimensionais (SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA, 2015, 2016, 2018; BLATT; GONDIM, 2013). Como afirma Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2015, p. 122) para o TI Chapada Diamantina: “No território observa-se um comportamento homogêneo entre os municípios em referência ao desempenho econômico e à estrutura social”. No entanto, como observaram Santos, Silva e Pereira (2011), a partir de um estudo sobre a tipologia dos municípios baianos segundo a distribuição do valor agregado ao PIB por categoria, nenhum TI é perfeitamente homogêneo. De fato, Silva e Souza (2018) calcularam a homogeneidade dos TIs da Bahia a partir de 45 variáveis e constataram que há diferenças entre eles, sendo o TI Chapada Diamantina considerado o mais heterogêneo dentre todos.

Borges e Serpa (2012) registraram o desejo de 30 municípios de migrar de TI, o que denota a heterogeneidade intraterritorial e a necessidade de revisão constante dos processos que determinaram a composição dos TIs baseados em fatores socioculturais, de identidade e de pertencimento. Por exemplo, Figueiredo e outros (2018) destacam as desigualdades internas no TI Sudoeste Baiano, onde o crescimento econômico concentra-se quase que unicamente no município Vitória da Conquista.

Portanto, a identificação dos fatores que contribuem para a homogeneidade ou heterogeneidade dos Territórios de Identidade é muito importante para o gerenciamento desta política pública. Ao definir o TI a partir de critérios multivariados, incluindo principalmente fatores socioculturais, como destacam Velloso (2013) e Blatt e Gondim (2013), a política pública considera os aspectos e processos sociais complexos de cada região. Assim, capturar essa complexidade se apresenta como um desafio para os gestores públicos responsáveis por esta política.

Uma forma de descrever essa complexidade é através da análise de dados multivariados e oriundos de diversas fontes, incluindo dados massivos. Os dados massivos (Big Data) são definidos por seu volume, sua disponibilidade e pela dificuldade de tratamento, seja pelo volume dos dados a serem processados ou pela dificuldade de análise de dados

multivariados de diversos formatos e fontes. Neste último caso podemos incluir os dados administrativos agregados por município, oriundos de censos, pesquisas anuais etc. No caso dos TIs, é relevante calcular sua homogeneidade a partir deste tipo de dado agregado por município.

O objetivo deste estudo é caracterizar a homogeneidade dos TIs da Bahia a partir dos dados usados por Silva e Souza (2018) utilizando o método de visualização de dados Plano de Componentes, baseado na Rede Neural Artificial (RNA) do tipo Mapa Auto-Organizável (SOM – *Self-Organizing Map*) (KOHONEN, 2013, 2001). Esta técnica vem sendo aplicada em problemas semelhantes como a tipologia dos Territórios de Planejamento de Sergipe (SILVA *et al.*, 2011) e cálculo do Índice de Homogeneidade Territorial (IHT), aplicado aos Territórios de Identidade (SILVA; SOUZA, 2018). Na seção 2, são descritos os dados e o método de análise; na seção 3, são apresentados os resultados e discussões e na seção 4, as conclusões.

## **MATERIAL E MÉTODOS**

Para caracterização da homogeneidade dos TIs da Bahia será analisado um conjunto de variáveis agrupadas em quatro aspectos utilizados por Silva e Souza (2018), a saber: socioeconômico, condição do produtor rural, uso da terra e efetivo de animais. De fato, procurou-se incluir na análise variáveis que representassem os elementos do ambiente rural que respondem por parte relevante das atividades econômicas dos municípios da Bahia.

A partir desses dados, Silva e Souza (2018) classificaram os TIs segundo o Índice de Homogeneidade Territorial (IHT) proposto pelos autores. Esta classificação será usada como ponto de referência na caracterização da homogeneidade dos TIs. Para a caracterização será utilizada a Rede Neural Artificial do tipo Mapa Auto-Organizável de Kohonen (2001, 2013), com aprendizagem de máquina não supervisionada em conjunto com a técnica de visualização de dados Planos de Componentes.

### **Área de estudo e dados**

Para caracterizar a homogeneidade dos TIs foram utilizadas 45 variáveis organizadas em quatro aspectos, sendo 22 variáveis para o aspecto socioeconômico, incluindo dados do Programa Bolsa Família (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2007) e do atlas do desenvolvimento humano (PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA DESENVOLVIMENTO, 2010), cinco para o aspecto condição do produtor rural, 15 para o aspecto uso da terra e três para o aspecto efetivo de animais, todas estas oriundas do Censo Agropecuário (2006).

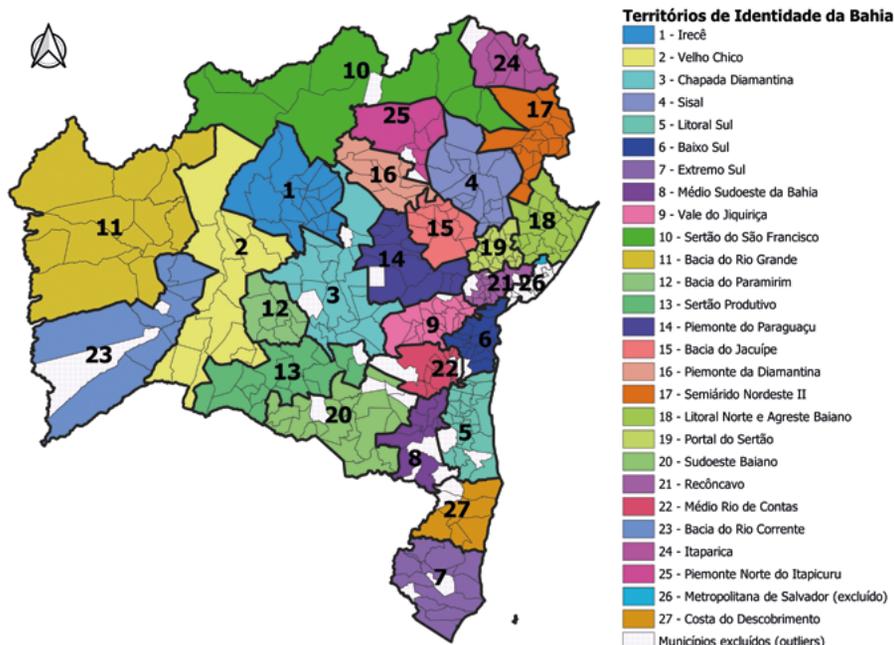
As variáveis abrangem indicadores de renda, pobreza, desigualdade social, educação, qualidade dos domicílios, distribuição demográfica entre os espaços rurais e urbanos, condição do produtor rural (proprietário, arrendatário, parceiro, ocupante ou produtor sem área), uso da terra (e.g., lavouras permanentes/temporárias, pastagens, matas e/ou florestas), efetivos de animais (bovinos, caprinos e ovinos) e produção de leite de vaca (ver Tabela A1 no Anexo A). Todas as variáveis foram padronizadas em função da média e do desvio padrão.

Importante destacar que Silva e Souza (2018) excluíram da análise alguns municípios que apresentaram valores acima de cinco desvios-padrão para alguma variável. Em função do número de municípios eliminados pelo critério anterior, o TI Metropolitana de Salvador também foi retirada da análise. Os dados usados neste estudo estão disponíveis em Silva (2019).

O mapa da Bahia e seus TIs da Figura 1 mostra os municípios eliminados do cálculo do IHT e da caracterização da homogeneidade dos TIs realizada neste trabalho.

Na Figura 2 tem-se o IHT médio calculado por Silva e Souza (2018) para os 26 TIs considerados, em ordem crescente do indicador. Ou seja, do mais heterogêneo (Chapada Diamantina) ao mais homogêneo (Médio

**Figura 1**  
A área de estudo compreende 26 Territórios de Identidade da Bahia e 375 municípios, excluindo aqueles que apresentaram valores atípicos para as variáveis selecionadas. Também foi excluído o TI Metropolitana de Salvador

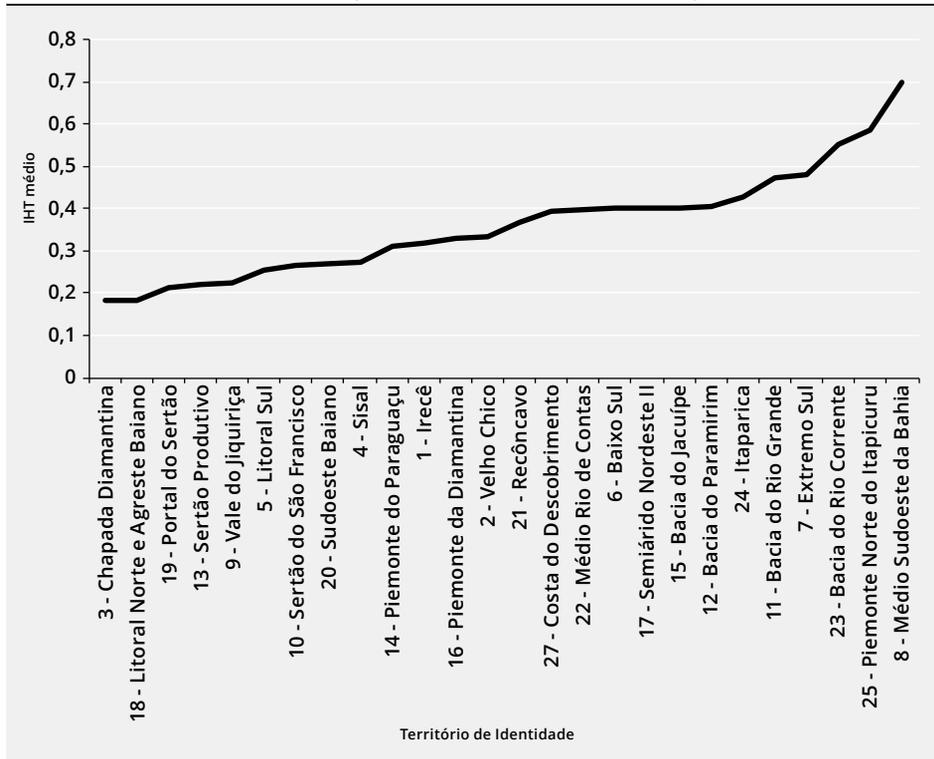


Sudoeste da Bahia). Importante destacar que o IHT leva em consideração a área de cada município no TI. Assim, municípios com grande área em relação ao TI terão maior impacto no IHT, o que não será o caso da caracterização a partir da RNA SOM e dos Planos de Componentes.

**Mais importante que o valor IHT para cada TI, é a posição relativa de cada um no gráfico**

**Figura 2**

Gráfico da curva da média dos IHT para cada Território de Identidade do estado da Bahia, considerando todos os experimentos realizados com o algoritmo TerraSOM



Fonte: Silva e Souza (2018).

Mais importante que o valor IHT para cada TI, é a posição relativa de cada um no gráfico. Entre os valores 0,0 e 0,4 temos TIs com menor homogeneidade que aqueles entre 0,4 e 0,7, sendo que há um conjunto de seis municípios com IHT muito próximos de 0,4. A aceleração da curva a partir do TI Bacia do Paramirim sugere que os sete TIs mais homogêneos se destacam dos demais.

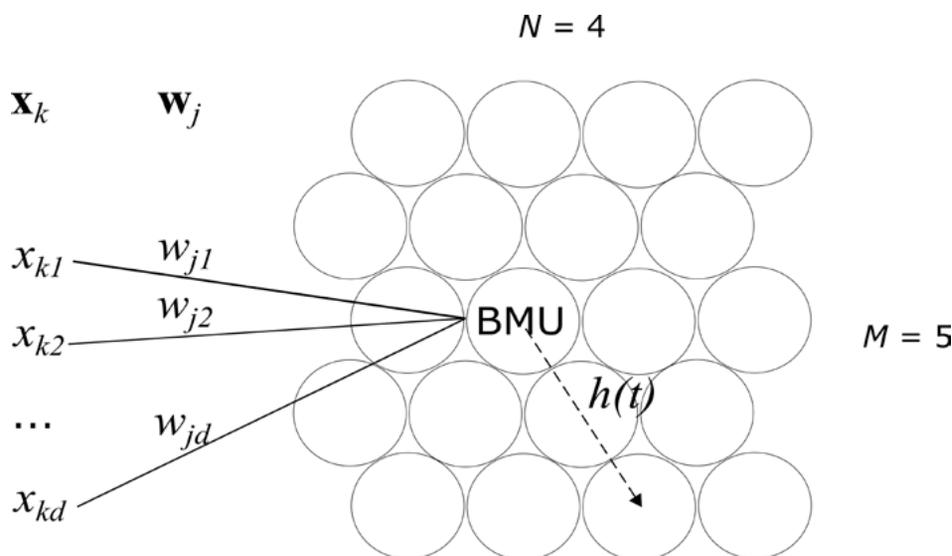
### Visualização de dados com Mapas Auto-Organizáveis

A Rede Neural Artificial (RNA) do tipo Mapa Auto-Organizável de Kohonen (SOM - *Self-Organizing Map*) é um algoritmo de aprendizagem de máquina não-supervisionado que projeta os vetores de entrada  $x_k$  (conjunto de dados dos municípios) numa grade (em geral bidimensional com M linhas e N colunas) de neurônios artificiais, representados por vetores de referências  $w_j$ . A aprendizagem de máquina consiste num

Neste trabalho optou-se pela aprendizagem padrão, onde os vetores de entrada são apresentados aleatoriamente à RNA SOM e os vetores de referência são atualizados assim que é definido o BMU.

processo iterativo (número pré-definido de ciclos de apresentação dos dados de entrada à RNA SOM) onde cada vetor de entrada é apresentado à RNA SOM, que busca o vetor de referência mais próximo em função de uma medida de similaridade (neste trabalho, a distância euclidiana), após achar o neurônio artificial mais próximo (BMU - *Best Match Unit*) do vetor de entrada, o vetor de referência do BMU e de seus vizinhos na grade neural são atualizados de forma a se aproximarem do vetor de entrada. Uma função de vizinhança  $h(t)$  gaussiana centrada no BMU define quais neurônios artificiais serão atualizados, e uma função de aprendizagem  $\alpha(t)$  determina a intensidade dessa aproximação (KOHONEN, 2001, 2013; SILVA *et al.*, 2011; SILVA *et al.*, 2015).

**Figura 3**  
Exemplo de um Mapa Auto-Organizável bidimensional NxM, com entrada  $x_k$  e vetores de referência  $w_j$



Fonte: Elaborado pelo autor.

Há diferentes estratégias de aprendizagem de máquina para a RNA SOM. Neste trabalho optou-se pela aprendizagem padrão, onde os vetores de entrada são apresentados aleatoriamente à RNA SOM e os vetores de referência são atualizados assim que é definido o BMU. Assim, seja  $\Xi$  o conjunto dos vetores de entrada composto por  $x_k, k = 1, \dots, n$ , sendo  $n$  o número total de observações, tem-se o algoritmo de aprendizagem padrão ou sequencial, como segue:

- a. Os vetores de referência,  $w_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jd}]^T$ , são iniciados linearmente a partir dos dois autovetores com maiores autovalores calculados a partir de  $\Xi$ .

b. Para cada tempo discreto  $t$

1. Para todo  $x_k \in \Xi$ ,  $k = 1, \dots, n$ , encontre o neurônio vencedor  $c$  segundo a distância euclidiana:

$$c = \operatorname{argmin}_j \{ \|x_k - w_j\| \}, j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

onde  $m$  corresponde ao número de neurônios na rede. A ordem de apresentação dos vetores de entrada deve ser aleatória.

2. Os vetores de código  $w_j$  do neurônio vencedor e dos seus vizinhos são, então, atualizados segundo a equação:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \alpha(t)h(t)[x_{ik}(t) - w_{ji}(t)] \quad (2)$$

onde  $\alpha(t)$  é uma função que determina a taxa de aprendizagem na iteração  $t$  e  $h(t)$  é a função que determina a vizinhança entre o neurônio vencedor  $c$  e seus vizinhos.

Ao final do processo de aprendizagem cada vetor de entrada estará associado a um neurônio artificial, sendo que vetores de entrada similares estarão próximos na grade neural. De fato, o processo de aprendizagem de máquina ordena topologicamente os dados de entrada na grade neural. Como cada neurônio artificial pode estar associado a mais de um vetor de entrada, a RNA SOM também pode ser usada (caso tenhamos mais dados de entrada que de vetores de referência) como compressor dos dados, mantendo as propriedades estatísticas dos dados de entrada. No entanto, é importante destacar que todos os vetores de entrada similares estarão próximos na grade neural, mas que nem todos os vetores de entrada associados a neurônios artificiais próximos serão similares entre si. Por isso, é necessário o uso de métodos de visualização de dados e análise de agrupamentos, em conjunto com o algoritmo de aprendizagem de máquina da SOM, para poder analisar os dados.

Um método bastante usado para análise da contribuição de cada variável do vetor de entrada na formação da configuração final da distribuição das observações na grade neural são os Planos de Componentes construídos a partir dos vetores de referência dos neurônios artificiais da grade neural. Assim, para cada variável será gerado um Plano de Componente, que é uma representação gráfica da distribuição dos valores de referências para aquela variável na grade neural. Ou seja, para cada neurônio observa-se o valor do vetor de referência relativo à variável em questão e se atribui uma cor para este neurônio. Como os dados de entrada estão padronizados usaremos um padrão de cor divergente, onde valores negativos (abaixo da média) estarão associados a tonalidades crescentes da cor vermelha e valor positivos (acima da média) a

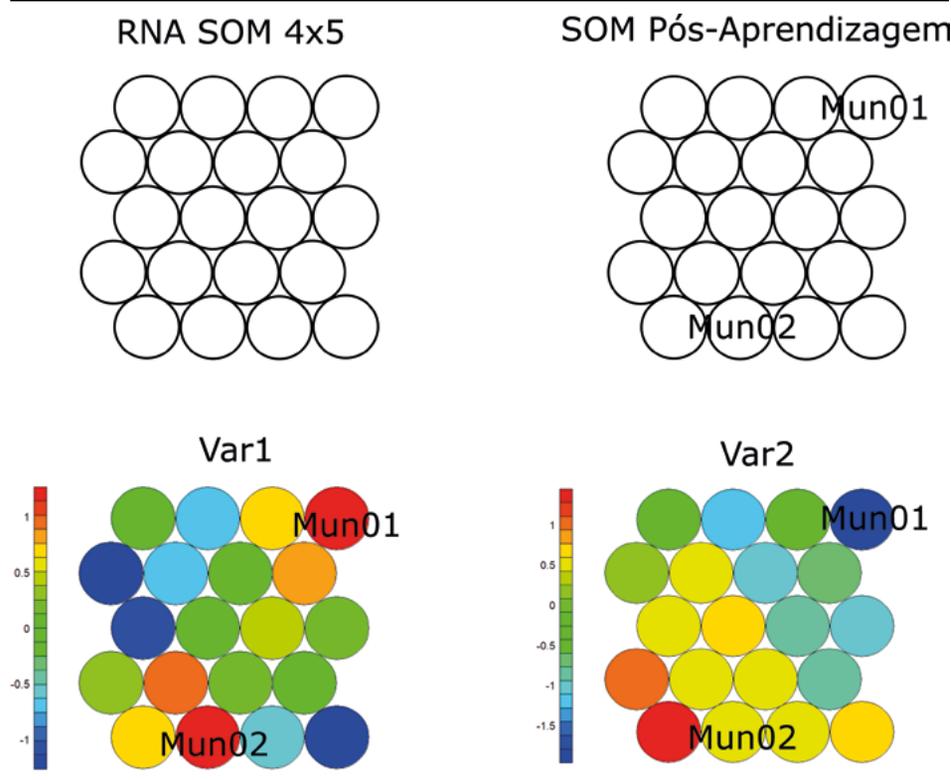
Ao final do processo de aprendizagem cada vetor de entrada estará associado a um neurônio artificial, sendo que vetores de entrada similares estarão próximos na grade neural

tonalidades crescentes da cor azul. Na Figura 4 tem-se um exemplo de uma RNA SOM 4x5 que após o processo de aprendizagem de máquina associou cada observação a um neurônio. Neste caso tem-se duas variáveis e, respectivamente, dois Planos de Componente (Var1 e Var2).

Interpreta-se os Planos de Componente da seguinte forma: localiza-se a observação na grade neural, e.g. a observação “Mun01” no canto superior direito da grade neural; e analisa-se esta observação nos Planos de Componente em função do padrão de cor divergente. No exemplo tem-se que a observação “Mun01” apresenta valor muito acima da média para a variável “Var1” e muito abaixo para a variável “Var2”.

**Figura 4**

Processo de construção dos Planos de Componente a partir de RNA SOM 4x5. Após o processo de treinamento a RNA é rotulada, associando um neurônio para cada vetor de entrada (e.g., Mun01 e Mun02). Para cada variável (e.g., Var1 e Var2) é associado um padrão de cor, de acordo com o valor da variável no vetor de referência da RNA



Fonte: Elaborado pelo autor.

A caracterização da homogeneidade dos TIs seguirá as seguintes etapas: 1) define-se uma RNA de tamanho NxM e aplica-se o algoritmo de aprendizagem padrão; 2) para cada TI serão projetados na grade neural os seus municípios componentes observando se os mesmos estão agrupados ou não numa mesma região da grade neural. Quanto mais próximos os municípios estiverem na grade neural, mais homogêneo o

TI será; 3) serão selecionados os TIs com maior agregação dos seus municípios na grade neural de forma que seja possível a caracterização da sua homogeneidade; 4) serão gerados os Planos de Componentes para todas as 45 variáveis do vetor de referência da grade neural; 5) serão selecionados os Planos de Componentes que melhor caracterizam os TIs selecionados na etapa (3); 6) os TIs considerados homogêneos serão caracterizados em função dos Planos de Componentes selecionados.

Os estudos da Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2015, 2016, 2018) e os valores médios dos Índices de Homogeneidade Territorial (SILVA; SOUZA, 2018) foram utilizados como suporte em todas as etapas de caracterização dos TIs. Foi utilizado o pacote R *Kohonen* (WEHRENS; KRUISSELBRINK, 2018; WEHRENS; BUYDENS, 2007) para geração da grade neural após o processo de aprendizagem de máquina e geração dos Planos de Componentes.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados foram gerados por uma RNA SOM com 22 linhas e 17 colunas, totalizando 374 neurônios. Neste caso optou-se por um número total de neurônios ( $22 \times 17 = 374$ ) próximo do número total de observações (375). Esta RNA foi definida com a vizinhança entre os neurônios com formato hexagonal (6-vizinhos), o que aumenta o número de vizinhos para cada neurônio e conseqüentemente melhora o processo de quantização vetorial. Definiu-se a função alpha, valor com máximo igual a 0,05 e mínimo igual a 0,01, de acordo com Kohonen (2001) e a função de vizinhança gaussiana, que determina a intensidade com que cada vetor de referência vizinho será aproximado ao vetor de referência do BMU. Neste trabalho utilizou-se a aprendizagem de máquina padrão descrita na seção 2.2 com 500 ciclos de aprendizagem de máquina.

Conforme descrito na seção material e métodos foram elaboradas as projeções dos municípios na grade neural para todos os 26 TIs estudados (ver anexo B). No entanto, foram selecionados os seis onde houve agregação dos municípios componentes do TI numa determinada região da grade neural e três TIs onde houve dispersão dos municípios componentes. Neste último caso foram selecionados os três TIs que também apresentam os menores IHT conforme Silva e Souza (2018).

A caracterização da homogeneidade foi realizada para os seis TIs com maior agregação dos seus municípios componentes na grade neural, são eles: Baixo Sul, Extremo Sul, Médio Sudoeste da Bahia, Bacia do Jacuípe, Bacia do Rio Corrente e Piemonte Norte do Itapicuru. Para facilitar a interpretação dos Planos de Componentes para cada TI, foi definido o contorno do maior agrupamento de municípios do TI na grade neural.

Todas as variáveis contribuem para a formação do agregado dos municípios na grade neural, mas algumas mostram as diferenças entre os TIs mais explicitamente que outras

Foram gerados os Planos de Componentes para todas as variáveis (ver anexo C). No entanto, foram selecionadas nove variáveis que melhor evidenciam as diferenças entre os seis TIs selecionados. Destaca-se que todas as variáveis contribuem para a formação do agregado dos municípios na grade neural, mas algumas mostram as diferenças entre os TIs mais explicitamente que outras.

Na seção 3.1 discute-se a distribuição dos municípios na grade neural por TI estabelecendo um comparativo com o Coeficiente de Variação de indicadores socioeconômicos utilizados pela SEI para análise da homogeneidade dos TIs, na seção 3.2, a segmentação da RNA SOM separando os TIs na grade neural, e na seção 3.3 é realizada a caracterização dos seis TIs considerados homogêneos pela agregação dos seus municípios na grade neural.

### **Distribuição dos municípios na grade neural**

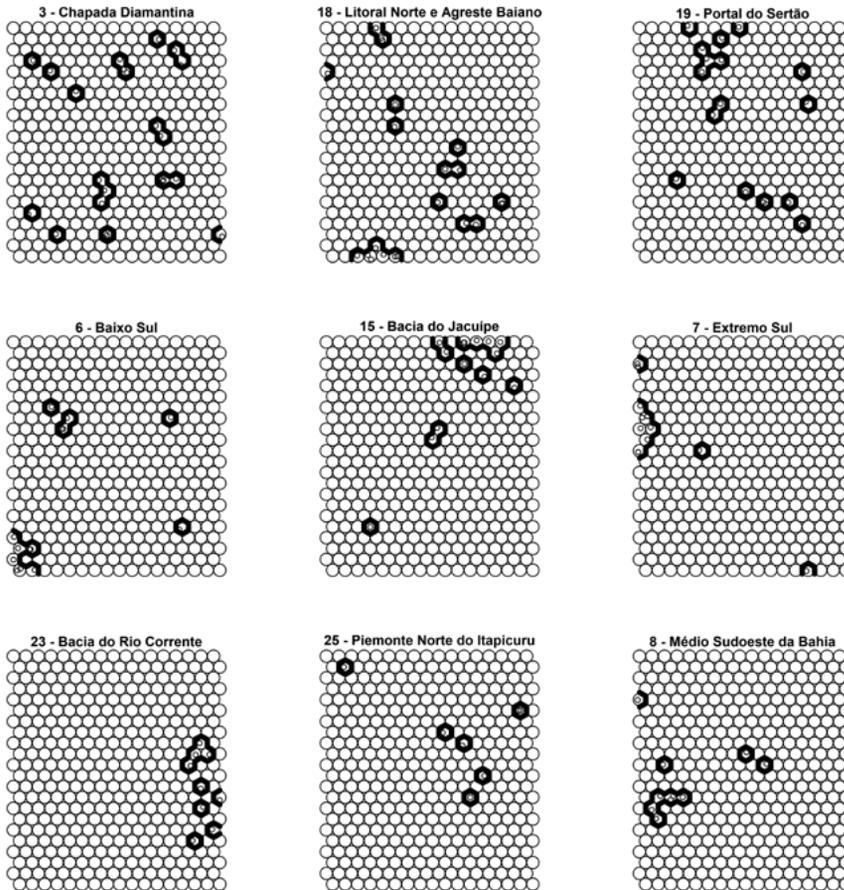
Na Figura 5 tem-se a projeção dos municípios na grade neural para nove dos 26 TIs analisados (todas as projeções encontram-se no anexo B). Estas projeções correspondem a dois grupos, as três primeiras correspondem aos municípios com menor IHT (Chapada Diamantina, Litoral Norte e Agreste Baiano e Portal do Sertão) e os demais a municípios com elevado IHT e que apresentaram algum grau de agregação dos municípios na grade neural (Baixo Sul, Bacia do Jacuípe, Extremo Sul, Bacia do Rio Corrente, Piemonte Norte do Itapicuru e Médio Sudoeste da Bahia).

Observa-se claramente que os três TIs com menor IHT apresentam seus municípios componentes dispersos na grade neural. Isto denota que, considerando as 45 variáveis selecionadas, há alta heterogeneidade destes TIs. Mesmo tendo sido excluídos os dois municípios (Bonito e Piatã) com valores atípicos para as variáveis escolhidas, o TI Chapada Diamantina apresenta alto grau de dispersão dos seus municípios na grade neural. A dispersão dos municípios Litoral Norte e Agreste Baiano confirma o efeito dos diferentes perfis geofísicos e climáticos destacado em em Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2016). Para o TI Portal do Sertão, tem-se forte dispersão, apesar da exclusão do município Feira de Santana, que concentra as principais atividades econômicas e 68% da população, conforme o Censo Demográfico (2012).

Na Tabela 1 tem-se o Coeficiente de Variação (CV) para cinco indicadores socioeconômicos utilizados pela SEI para caracterizar os nove TIs aqui tratados (SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA, 2015, 2016, 2018). Observa-se, em negrito, que os maiores CVs são observados justamente para os TIs com dispersão na grade neural e com baixo IHTs médios. Destaca-se o CV de 2.917% da taxa de crescimento populacional entre 2000 e 2010 do TI Chapada Diamantina.

**Figura 5**

Projeção de seis TIs representantes daqueles com maior homogeneidade (Baixo Sul, Bacia do Jacuípe, Extremo Sul, Bacia do Rio Corrente, Piemonte Norte do Itapicuru e Médio Sudoeste da Bahia) e três TIs com os menores valores de homogeneidade territorial segundo o índice IHT (Chapada Diamantina, Litoral Norte e Agreste Baiano e Portal do Sertão)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Apesar de haver diferenças nos valores dos CVs para o indicador variação do IDH entre 1991 e 2010 observa-se a menor diferença entre o TI com maior CV (TI Portal do Sertão) e o menor (TI Médio Sudoeste da Bahia).

Os outros seis TIs mostram algum grau de especialização da grade neural num conjunto específico de municípios, sendo o TI Bacia do Rio Corrente aquele onde todos os nove municípios (foram excluídos da análise Jaborandi e Canápolis) estão agrupados numa mesma área da grade neural. No entanto, há aquelas com alguns municípios dispersos como o Baixo Sul com apenas 57% dos seus 14 municípios (foi excluído Ibirapitanga) agregados na parte inferior esquerda da grade neural. De fato, muito dificilmente todos os municípios do TI estarão agrupados numa região específica da grade neural, mesmo considerando que os municípios muito

**Tabela 1**  
Coeficientes de variação para oito variáveis socioeconômicas utilizadas no estudo de elaboração dos perfis dos TIs

Coeficientes de Variação (CV)	3 - Chapada Diamantina	18 - Litoral Norte e Agreste Baiano	19 - Portal do Sertão	6 - Baixo Sul	15 - Bacia do Jacuípe	7 - Extremo Sul	23 - Bacia do Rio Corrente	25 - Piemonte Norte do Itapicuru	8 - Médio Sudoeste da Bahia
CV do Valor Adicionado Bruto ao PIB da Agropecuária em 2012 (%)	187,8	176,0	71,3	54,2	92,3	64,5	161,8	73,8	48,1
CV de receita própria em 2012 (%)	49,5	89,8	102,7	83,6	35,9	55,0	40,2	45,5	58,6
CV da taxa de crescimento populacional entre 2000 e 2010 (%)	2917,4	66,7	212,2	152,3	1088,4	220,3	1124,8	301,3	-1024,6
CV do percentual de pessoas sem ocupação em relação à população total do município em 2010 (%)	58,1	148,4	258,6	126,9	85,9	126,8	44,2	91,3	84,6
CV da variação do IDH entre os anos de 1991 e 2010 (%)	29,4	22,6	31,7	28,7	19,2	30,3	22,0	25,2	18,0

Fonte: Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2015, 2016, 2018).

distintos dos demais já foram excluídos da análise. Importante destacar que o TI Bacia do Rio Corrente é o mais agregado, mas não com maior IHT.

O TI com maior IHT, o Médio Sudoeste da Bahia, não apresenta os 10 municípios (foram excluídos Potiraguá, Maiquinique e Itapetinga) perfeitamente agregados na grade neural e isto pode representar variações internas no TI. De fato, apesar de apresentar os menores CVs para os indicadores VAB agropecuário e variação do IDH, mostrou forte CV para o crescimento populacional. De acordo com a Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2015) este TI apresenta algumas características comuns a todos os seus municípios componentes, que o torna homogêneo, como o número reduzido de habitantes, alto nível de urbanização e homogeneidade da participação dos diferentes setores no VAB.

Os TIs Piemonte Norte do Itapicuru (foram excluídos Pindobaçu e Caldeirão Grande) e Extremo Sul (foram excluídos Teixeira de Freitas e Lajedão) apresentaram altos valores para o IHT médio e apresentaram pouca dispersão dos seus municípios na grade neural. De fato, verifica-se que os CV de todos os indicadores da Tabela 1 dos dois TIs encontram-se em patamares intermediários. Segundo a Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2015), o TI Extremo Sul se destaca pelo alto nível de urbanização, forte presença da indústria de papel e celulose e produção agrícola de cana-de-açúcar e café. O TI

Piemonte Norte do Itapicuru se destaca pelo baixo nível de urbanização e presença da indústria extrativista mineral (SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA, 2018).

Apesar da boa agregação dos municípios do TI Bacia do Jacuípe (foi excluído Capim Grosso) na grade neural, possui o oitavo IHT médio mais elevado. Segundo a Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2016) este TI se destaca pelo alto nível de analfabetismo e pobreza, baixo nível de urbanização e predomínio do setor terciário nas economias municipais.

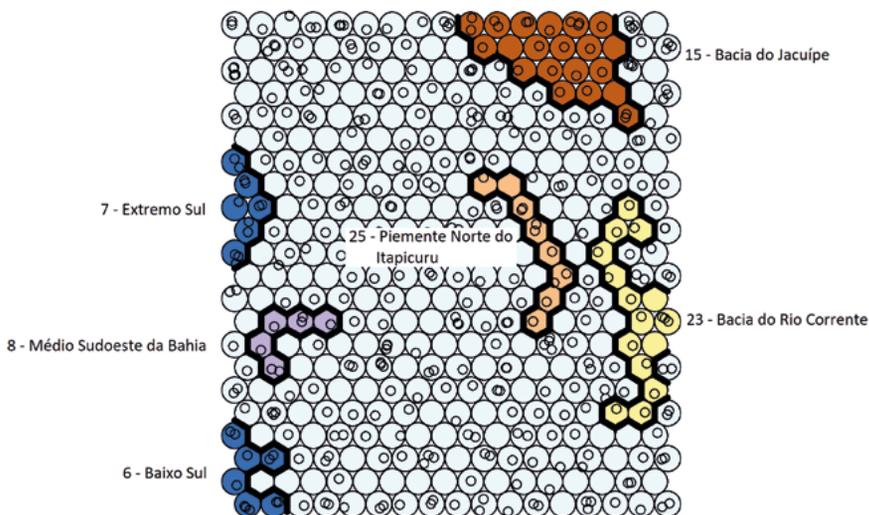
### Segmentação da RNA SOM

A dispersão dos municípios dos TIs Chapada Diamantina, Litoral Norte e Agreste Baiano e Portal do Sertão dificulta a interpretação dos Planos de Componentes, cuja função é identificar justamente as correspondências entre diferentes regiões da grade neural e os Planos de Componentes. Assim, analisar os Planos de Componentes de TIs com municípios dispersos na grade neural pode ser uma tarefa difícil. Para resolver este problema decidiu-se considerar homogêneos os TIs com pelo menos 50% dos seus municípios agrupados numa região específica da grade neural.

Para melhor caracterizar os TIs a partir dos Planos de Componentes foi definido um contorno para cada TI na grade neural que destaca a região que agrupa pelo menos 50% dos municípios considerados na análise do TI. Na Figura 6 tem-se a representação dos contornos que representarão cada TI considerado homogêneo, sendo que o contorno

Analisar os Planos de Componentes de TIs com municípios dispersos na grade neural pode ser uma tarefa difícil. Para resolver este problema decidiu-se considerar homogêneos os TIs com pelo menos 50% dos seus municípios agrupados numa região específica da grade neural

**Figura 6**  
Contornos dos grupos de neurônios artificiais que estão associados a seis TIs representantes daqueles com maior IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.

Foram selecionadas somente nove variáveis para caracterizar os TIs considerados homogêneos tanto pelo IHT quanto pela análise da dispersão dos municípios de cada TI na grade neural

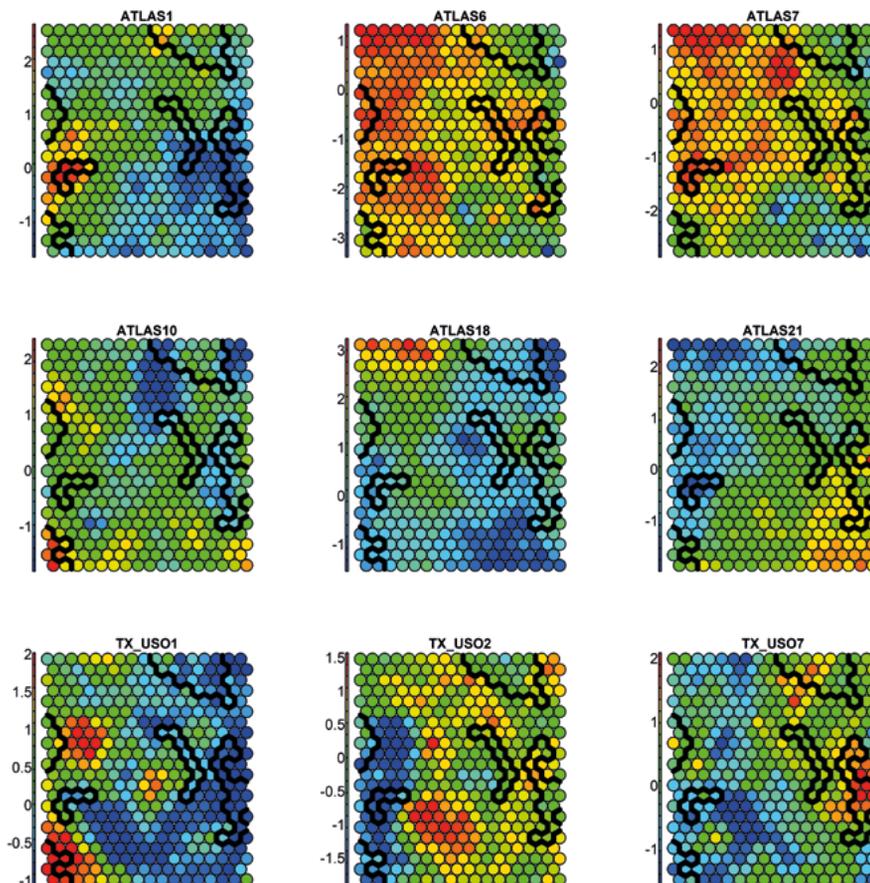
do Baixo Sul agrupa 57% de todos os municípios analisados do TI, o do TI Médio Sudoeste da Bahia 60%, o contorno do TI Extremo Sul 70%, o contorno do TI Baía do Jacuípe 79%, o contorno do TI Piemonte Norte do Itapicuru 86% e o contorno do TI Baía do Rio Corrente 100%.

### Interpretação dos Planos de Componentes

Os Planos de Componentes para todas as variáveis encontram-se no Anexo B. No entanto, foram selecionadas somente nove variáveis para caracterizar os TIs considerados homogêneos tanto pelo IHT quanto pela análise da dispersão dos municípios de cada TI na grade neural (Figura 7). Procurou-se selecionar variáveis não correlacionadas e que ajudam a destacar as diferenças entre os seis TIs.

Observa-se pelo padrão coroplético distinto entre todos os Planos de Componentes que as variáveis escolhidas não estão correlacionadas.

**Figura 7**  
Planos de Componentes para as variáveis ATLAS1, ATLAS6, ATLAS7, ATLAS10, ATLAS18, ATLAS21, TX\_USO1, TX\_USO2, TX\_USO7 com os contornos dos grupos de neurônios artificiais que estão associados aos seis TIs considerados homogêneos



Para as variáveis percentual da renda apropriada pelos 20% mais pobres (ATLAS1), percentual da população em domicílios com densidade maior que 2 (ATLAS10), IDHM Educação (ATLAS18), percentual de pobres (ATLAS21), a taxa de lavouras permanentes (TX\_USO1) e a taxa de pastagens plantadas em boas condições (TX\_USO7) observa-se que foi dedicada uma pequena área da grade neural especializada nos municípios com valores acima da média. O inverso ocorre para as variáveis percentual da população em domicílios com água encanada (ATLAS6) e percentual da população em domicílios com banheiro e água encanada (ATLAS7). Apenas a variável taxa de lavouras temporárias (TX\_USO2) apresentou equilíbrio entre valores acima e abaixo da média.

Os seis contornos dos TIs não se cruzam e estão bem distribuídos na grade neural, o que, aliado aos diferentes padrões dos Planos de Componentes para as nove variáveis, facilita a caracterização de cada TI a partir de cada um dos Planos de Componentes. A Tabela 2 resume a interpretação dos Planos de Componentes para cada TI e variável considerados nesta caracterização.

**Tabela 2**

Indicação de valores observados nos Planos de Componentes acima da média (↑, tonalidades de azul no Plano de Componente), abaixo da média (↓, tonalidades de vermelho no Plano de Componente) ou intermediários (↔, tonalidades de verde no Plano de Componente) para as nove variáveis analisadas e para cada um dos seis TIs considerados homogêneos

Variável (média para o estado da Bahia)	Território de Identidade (média para o TI)					
	Baixo Sul	Extremo Sul	Médio Sudoeste da Bahia	Bacia do Jacuípe	Bacia do Rio Corrente	Piemonte Norte do Itapicuru
ATLAS1 (2,6)	↔ (2,8)	↔ (2,8)	↑ (4,0)	↔ (3,1)	↓ (1,9)	↔ (2,1)
ATLAS6 (75,6)	↔ (76,5)	↑ (86,6)	↑ (81,2)	↔ (69,6)	↔ (75,4)	↑ (77,7)
ATLAS7 (67,4)	↔ (62,2)	↑ (74,1)	↑ (83,4)	↔ (61,1)	↔ (70,6)	↔ (64,6)
ATLAS10 (27,4)	↑ (37,3)	↔ (28,5)	↔ (28,4)	↔ (22,4)	↓ (20,3)	↔ (22,9)
ATLAS18 (0,318)	↓ (0,311)	↔ (0,337)	↓ (0,288)	↓ (0,280)	↔ (0,322)	↓ (0,343)
ATLAS21 (20,4)	↔ (18,2)	↓ (13,5)	↓ (11,2)	↔ (18,0)	↔ (25,2)	↔ (21,3)
TX_USO1 (0,4)	↑ (0,9)	↔ (0,4)	↔ (0,4)	↓ (0,1)	↓ (0,1)	↓ (0,2)
TX_USO2 (0,5)	↓ (0,3)	↓ (0,4)	↓ (0,2)	↔ (0,5)	↔ (0,6)	↔ (0,5)
TX_USO7 (0,4)	↓ (0,2)	↔ (0,4)	↓ (0,3)	↔ (0,5)	↑ (0,7)	↔ (0,5)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Por exemplo, o contorno que delimita o TI Baixo Sul está localizado numa área da grade neural com valores bem acima da média para, por exemplo, a variável taxa de lavoura permanente (TX\_USO1). De fato, é o único TI desses avaliados com forte presença da agricultura permanente, principalmente o cacau em Igrapiúna e a banana em Wenceslau Guimarães.

Os seis contornos dos TIs não se cruzam e estão bem distribuídos na grade neural, o que, aliado aos diferentes padrões dos Planos de Componentes para as nove variáveis, facilita a caracterização de cada TI a partir de cada um dos Planos de Componentes

Não se questiona a pertinência da formação dos TIs, apenas se deseja apontar diferentes perspectivas sobre a homogeneidade dos TIs a partir de dados multivariados, complementando os demais estudos

A Tabela 2 também mostra que os TIs Extremo Sul e Médio Sudoeste da Bahia estão próximos na grade neural e compartilham a mesma leitura dos Planos de Componentes para quatro das variáveis. Ou seja, compartilham variáveis com valores acima da média para o percentual de população em domicílios com água encanada e banheiro (ATLAS6 e ATLAS7), que reflete o alto grau de urbanização destes TIs, e variáveis com valores abaixo da média para percentual de extremamente pobres (ATLAS21), reflexo do bom desempenho industrial (papel e celulose no Extremo Sul e calçadista no Médio Sudoeste da Bahia) e de lavouras temporárias (TX\_USO2). O TI Médio Sudoeste da Bahia se destaca dos demais quanto aos altos valores para a variável percentual da renda apropriada pelos 20% mais pobres (ATLAS1), o que denota menor desigualdade social, enquanto o TI Bacia do Rio Corrente se destaca pelo inverso.

O TI Bacia do Rio Corrente se destaca dos demais pelo baixo percentual da renda apropriada pelos 20% mais pobres (ATLAS1), baixo percentual da população em domicílios com densidade maior que dois (ATLAS10) o que reflete a baixa urbanização do TI, e baixa presença de lavouras permanentes (TX\_USO1) pois predomina as culturas temporárias de soja, milho e cana-de-açúcar. Este mesmo TI se destaca pela forte presença de pastagens plantadas em boas condições (TX\_USO7).

Os Planos de Componentes mostraram que o TI Bacia do Jacuípe apresenta valores próximos a média da Bahia para quase todas as variáveis, exceto para os valores abaixo da média para o IDHM-Educação (ATLAS18), que reflete as altas taxas de analfabetismo e pobreza, e lavouras permanentes (TX\_USO1).

O TI Piemonte Norte do Itapicuru se destaca no percentual elevado da população em domicílios com água encanada (ATLAS6), apesar da baixa urbanização, baixo índice de educação IDHM-Educação (ATLAS18) e pouca presença de lavouras permanentes (TX\_USO1), pois na região semiárida destaca-se a produção de caprinos e ovinos (SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA, 2018).

Esta análise não exaustiva das características dos TIs considerados homogêneos, ou pelo menos mais homogêneos que os demais, mostrou que há coerência entre os valores calculados para o Índice de Homogeneidade Territorial e a interpretação da projeção dos municípios de cada TI na grade neural e posterior interpretação rápida pelos Planos de Componentes. Importante destacar que não se questiona a pertinência da formação dos TIs, apenas se deseja apontar diferentes perspectivas sobre a homogeneidade dos TIs a partir de dados multivariados, complementando os demais estudos (SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA, 2015, 2016, 2018; FIGUEIRA; FIGUEIRA, 2017; SANTOS; SILVA; PEREIRA, 2011; MONTEIRO; SERPA, 2011).

## CONCLUSÕES

A propriedade de ordenação topológica da RNA SOM permitiu uma rápida caracterização dos Territórios de Identidade a partir dos Planos de Componentes, identificando variáveis correlacionadas, a intensidade da variação e a dispersão das observações. A aplicação desta técnica pode preceder uma análise de componentes principais (para dados quantitativos) ou uma análise de correspondência múltipla (para dados categóricos), auxiliando no processo de elaboração de hipóteses sobre os dados. Assim como, se aproveitar destes métodos estatísticos para seleção das variáveis que serão avaliadas pela RNA. Adicionalmente, é possível aplicar esta técnica de visualização para análise de tendências para séries temporais.

A análise visual dos dados dos TIs complementou a avaliação da homogeneidade a partir do Índice de Homogeneidade Territorial, confirmando a heterogeneidade dos TIs com baixo IHT como Chapada Diamantina, Litoral Norte e Agreste Baiano e Portal do Sertão, e mostrando que há dissimilaridades mesmo em TIs com altos valores para o IHT, como é o caso dos TIs Baixo Sul, Bacia do Jacuípe, Extremo Sul, Bacia do Rio Corrente, Piemonte Norte do Itapicuru e Médio Sudoeste da Bahia.

A avaliação da homogeneidade/heterogeneidade territorial é de fundamental importância para a elaboração, monitoramento e avaliação de políticas públicas territoriais. E esta avaliação deve estar amparada em estudos interdisciplinares que articulem diferentes métodos de análise e que levem em consideração os diferentes pontos de vista possíveis sobre a questão da identidade territorial.

## REFERÊNCIAS

BAHIA. Decreto nº 12.354 de 25 de agosto de 2010. Institui o Programa Territórios de Identidade e dá outras providências. *Diário Oficial [do] Estado da Bahia*, Salvador, 26 ago. 2010.

BLATT, N.; GONDIM, P. S. C. Territórios de identidade no estado da Bahia: uma análise da regionalização implantada pela estrutura governamental na perspectiva do desenvolvimento local e regional. *Colóquio Baiano espaços, Tempo, Espaços e Representações: Abordagens Históricas e Geográficas*, Vitória da Conquista, v. 1, n. 1, 2013.

BORGES, S. S.; SERPA, A. O papel dos agentes públicos e da sociedade civil na implementação de políticas de desenvolvimento territorial no estado da Bahia: uma análise preliminar. *Revista Geografares*, Vitória, n. 11, p. 31-59, jun. 2012.

A avaliação da homogeneidade/heterogeneidade territorial é de fundamental importância para a elaboração, monitoramento e avaliação de políticas públicas territoriais

CENSO AGROPECUÁRIO 2006: segunda apuração. Rio de Janeiro: IBGE, 2006. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censo-agropecuario-2006/segunda-apuracao>. Acesso em: 25 ago. 2015.

CENSO DEMOGRÁFICO 2010: resultados do universo: características da população e dos domicílios. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-demografico/demografico-2010/universo-caracteristicas-da-populacao-e-dos-domicilios>. Acesso em: 25 ago. 2015.

FIGUEIRA, W. A.; FIGUEIRA, E. A. As implicações dos programas de transferência de renda no IDH-M do Território de Identidade do Sudoeste Baiano. *Reflexões Econômicas*, Ilhéus, v.1, n.3, p. 93-111, mar. 2017.

FIGUEIREDO, A. K. S. *et al.* Análise espacial do desenvolvimento e das desigualdades no Território Sudoeste Baiano. *Desenvolvimento Em Questão*, Ijuí, v. 16, n. 44, p. 69-104, jul./set. 2018.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. *Programa Bolsa Família* (PBF). Brasília: IPEA. 2007. Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br>. Acesso em: 14 ago. 2015.

KOHONEN, T. Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks, London*, v. 37, p. 52–65, 2013. Disponível em: <https://doi.org/doi:10.1016/j.neunet.2012.09.018>. Acesso em:

KOHONEN, T. *Self-organizing maps*. 3. ed. Berlin: Springer, 2001.

MONTEIRO, J.; SERPA, A. Políticas de desenvolvimento territorial e cultural no território de identidade de Vitória da Conquista: uma análise geográfica da lógica de localização de projetos e recursos. *Ateliê Geográfico*, Goiânia, v. 5, n. 3. p. 150-171, dez. 2011.

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO. *Atlas do desenvolvimento humano*. Brasília: PNAD, 2010. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/>. Acesso em: 10 out. 2015.

SANTOS, J. P. C.; SILVA, K. M. das G. C.; PEREIRA, S. B. M. Tipologia dos municípios baianos com base em análise multivariada. Salvador: SEI, 2011. (Textos para discussão, n. n. 2). Disponível em: [http://www.sei.ba.gov.br/images/publicacoes/download/textos\\_discussao/texto\\_discussao\\_02.pdf](http://www.sei.ba.gov.br/images/publicacoes/download/textos_discussao/texto_discussao_02.pdf). Acesso em: 3 jan. 2019.

SABOURIN, E. Evolução da política federal de desenvolvimento territorial no Brasil. *Novos Cadernos NAEA*, Belém, v. 18, n. 1. p. 123-143, jan./jun. 2015.

SAQUET, M. A. *Abordagens de concepções de território*. 2. ed. São Paulo: Expressão Popular, 2010.

SILVA, M. A. S. Dados multivariados utilizados para o cálculo do IHT dos Territórios de Identidade. *GeoInfo* [Data Set], 2019. Primeira versão. Disponível em: [http://inde.geoinfo.cnpm.embrapa.br/geonetwork\\_inde/srv/por/catalog.search#/metadata/6d8c345a-f974-11e9-befa-0200753f7c0c](http://inde.geoinfo.cnpm.embrapa.br/geonetwork_inde/srv/por/catalog.search#/metadata/6d8c345a-f974-11e9-befa-0200753f7c0c). Acesso em: 19 jul. 2020.

SILVA, M. A. S.; SOUZA, R. A. Avaliação da homogeneidade dos Territórios de Identidade a partir de técnicas geocomputacionais. *Revista Brasileira de Desenvolvimento Regional*, Blumenau, v. 6, n. 3, p. 111-146, 2018.

SILVA, M. A. S. *et al.*. Using self-organizing maps for rural territorial typology. In: PRADO, H. A. do; BARRETO LUIZ, Alfredo Jose; HOMERO FILHO, Chaib. (org.). *Computational methods for agricultural research: advances and applications*. Hershey: Information Science Reference, 2011. p. 107-126. Disponível em: <https://doi.org/10.4018/978-1-61692-871-1.ch007>. Acesso em: 19 jul. 2020.

SILVA, M. A. S. *et al.*. *TerraSOM: Sistema para Análise de Dados Geoespaciais Agregados por Área Baseado na Rede Neural do Tipo Mapa Auto-Organizável de Kohonen*. Aracaju: Embrapa Tabuleiros Costeiros, 2015. (Boletim de pesquisa e desenvolvimento, n. 65).

SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA. *Perfil dos Territórios de Identidade da Bahia*. Salvador: SEI, 2015. v. 1.

SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA. *Perfil dos Territórios de Identidade da Bahia*. Salvador: SEI, 2016. v. 2.

SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA. *Perfil dos Territórios de Identidade da Bahia*. Salvador: SEI, 2018. v. 3.

VELLOSO, T. R. *Uma nova institucionalidade do desenvolvimento rural: a trajetória dos territórios rurais no Estado da Bahia*. 2013. Tese (Geografia) - Universidade Federal de Sergipe, Aracaju, 2013.

WEHRENS, R.; BUYDENS, L.M.C. Self- and super-organizing maps in R: the kohonen Package. *Journal of Statistical Software*, Innsbruck, v. 21, n. 5, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.18637/jss.v021.i05>. Acesso em: 10 jan. 2014.

WEHRENS, R.; KRUISSELBRINK, J. Flexible self-organizing maps in kohonen 3.0. *Journal of Statistical Software*, Innsbruck, v. 87, n. 7, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.18637/jss.v087.i07>. Acesso em: 20 jan. 2019.

## ANEXO A

(Continua)

**Tabela A1**

Lista das 45 variáveis socioeconômicas descritivas dos aspectos socioeconômico, condição do produtor rural, uso da terra e efetivo de animais

Aspecto	Ord	Descrição da variável	Sigla
Socioeconômico	1	Percentual da renda apropriada pelos 20% mais pobres	ATLAS1
	2	Razão 10% mais ricos / 40% mais pobres	ATLAS2
	3	Índice de Theil – L	ATLAS3
	4	Índice de Gini	ATLAS4
	5	Percentual dos ocupados com fundamental completo – 18 anos ou mais	ATLAS5
	6	Percentual da população em domicílios com água encanada	ATLAS6
	7	Percentual da população em domicílios com banheiro e água encanada	ATLAS7
	8	Percentual da população em domicílios com coleta de lixo	ATLAS8
	9	Percentual da população em domicílios com energia elétrica	ATLAS9
	10	Percentual da população em domicílios com densidade > 2	ATLAS10
	11	População rural / População total	TX_POPRURA
	12	População urbana / População total	TX_POPURBA
	13	Mortalidade infantil	ATLAS14
	14	IDHM Renda	ATLAS15
	15	IDHM Longevidade	ATLAS16
	16	Subíndice de frequência escolar – IDHM Educação	ATLAS17
	17	Subíndice de escolaridade – IDHM Educação	ATLAS18
	18	Taxa de fecundidade total	ATLAS19
	19	Taxa de analfabetismo – 18 anos ou mais	ATLAS20
	20	Percentual de extremamente pobres	ATLAS21
	21	Percentual de pobres	ATLAS22
		22	Programa Bolsa Família (PBF) – valor total dos benefícios em dezembro (2007) / número de benefícios em dezembro (2007)
Condição do produtor rural	23	Proprietário / Total de número de estabelecimentos	TX_PROPRIE
	24	Arrendatário/ Total de número de estabelecimentos	TX_ARRENDA
	25	Parceiro / Total de número de estabelecimentos	TX_PARCEIR
	26	Ocupante / Total de número de estabelecimentos	TX_OCUPANT
	27	Produtor sem área / Total de número de estabelecimentos	TX_PRODUTO
Uso da terra	28	Quantidade produzida de leite de vaca no ano (Mil litros) / 60% das Vacas ordenhadas no ano (Cabeças)	TX_LEITEVA
	29	Lavouras – permanentes / Total de número de estabelecimentos	TX_USO1
	30	Lavouras – temporárias / Total de número de estabelecimentos	TX_USO2
	31	Lavouras – área plantada com forrageiras para corte / Total de número de estabelecimentos	TX_USO3
	32	Pastagens – naturais / Total de número de estabelecimentos	TX_USO5
	33	Pastagens – plantadas degradadas / Total de número de estabelecimentos	TX_USO6
	34	Pastagens – plantadas em boas condições / Total de número de estabelecimentos	TX_USO7
	35	Matas e/ou florestas – naturais destinadas à preservação permanente ou reserva legal / Total de número de estabelecimentos	TX_USO8
	36	Matas e/ou florestas – naturais (exclusive área de preservação permanente e as em sistemas agroflorestais) / Total de número de estabelecimentos	TX_USO9
	37	Matas e/ou florestas – florestas plantadas com essências florestais / Total de número de estabelecimentos	TX_USO10

(Conclusão)

**Tabela A1**

Lista das 45 variáveis socioeconômicas descritivas dos aspectos socioeconômico, condição do produtor rural, uso da terra e efetivo de animais

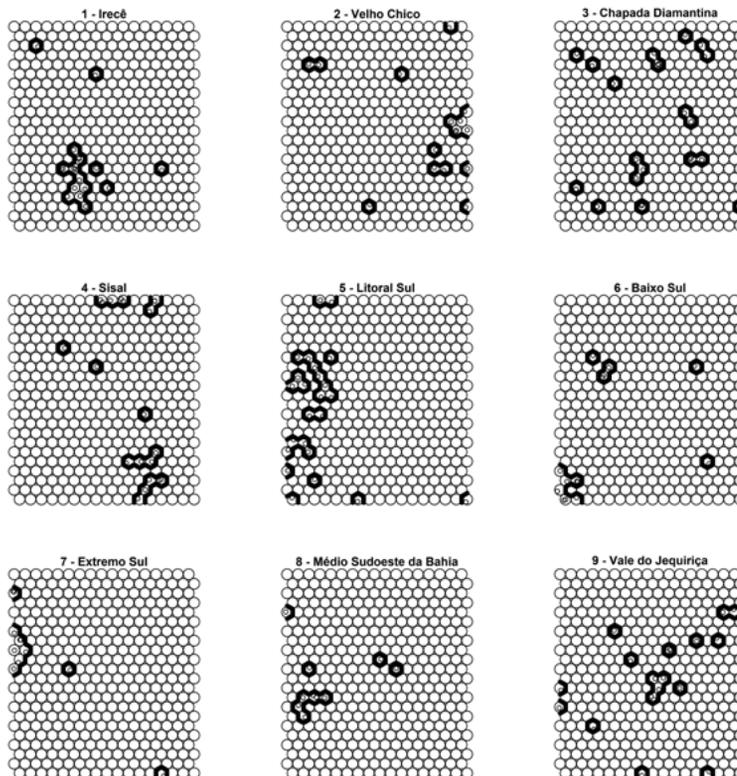
Aspecto	Ord	Descrição da variável	Sigla
	38	Sistemas agroflorestais – área cultivada com espécies florestais também usadas para lavouras e pastoreio por animais / Total de número de estabelecimentos	TX_USO11
	39	Tanques, lagos, açudes e/ou área de águas públicas para exploração da aquicultura / Total do número de estabelecimentos	TX_USO12
	40	Construções, benfeitorias ou caminhos / Total de número de estabelecimentos	TX_USO13
	41	Terras degradadas (erodidas, desertificadas, salinizadas etc.) / Total de número de estabelecimentos	TX_USO14
	42	Terras inaproveitáveis para agricultura ou pecuária (pântanos, areais, pedreiras etc.) / Total de número de estabelecimentos	TX_USO15
Efetivo de animais	43	Número de cabeças de bovinos (Cabeças) / Número de estabelecimentos agropecuários com efetivo de bovinos em 31/12 (Unidades)	TX_BOVINO
	44	Número de cabeças de caprinos (Cabeças) / Número de estabelecimentos agropecuários com caprinos (Unidades)	TX_CAPRINO
	45	Número de cabeças de ovinos (Cabeças) / Número de estabelecimentos agropecuários com ovinos (Unidades)	TX_OVINO

Fonte: Adaptada de Silva e Souza (2018).

## ANEXO B

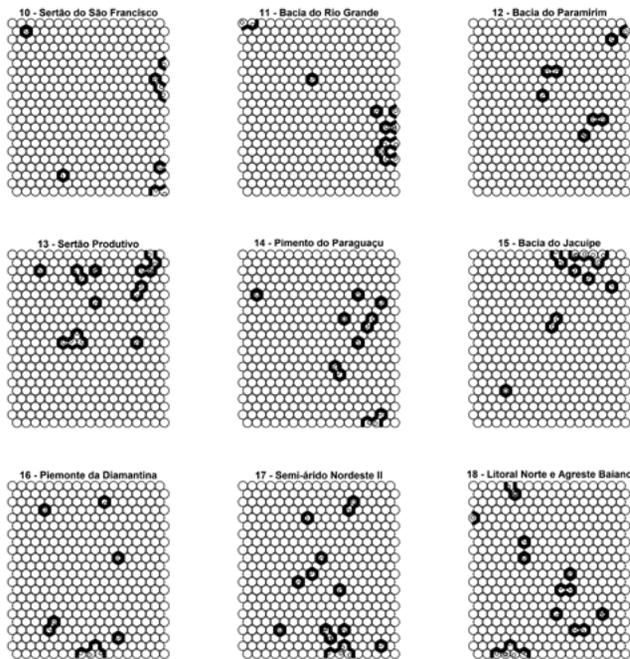
**Figura B1**

Distribuição dos TIs de 1 a 9 na grade neural artificial após o processo de aprendizagem de máquina



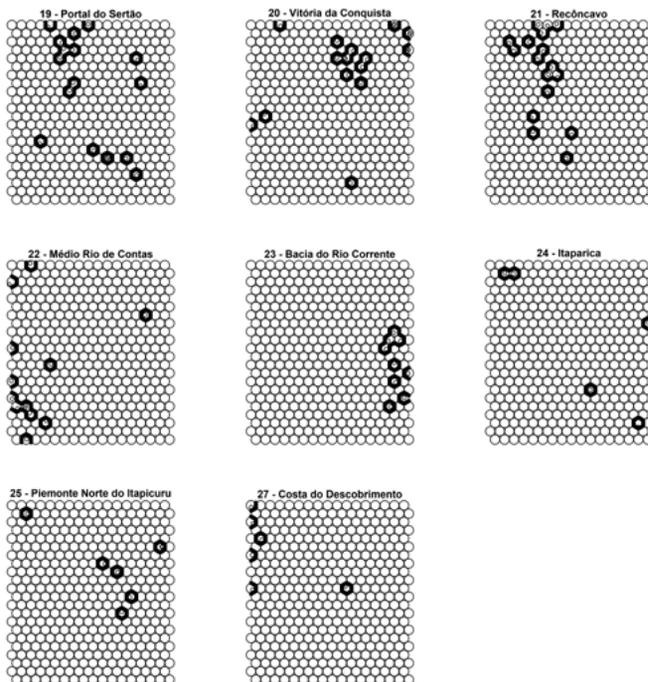
Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura B2**  
Distribuição dos TIs de 10 a 18 na grade neural artificial após o processo de aprendizagem de máquina



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura B3**  
Distribuição dos TIs de 19 a 27 na grade neural artificial após o processo de aprendizagem de máquina

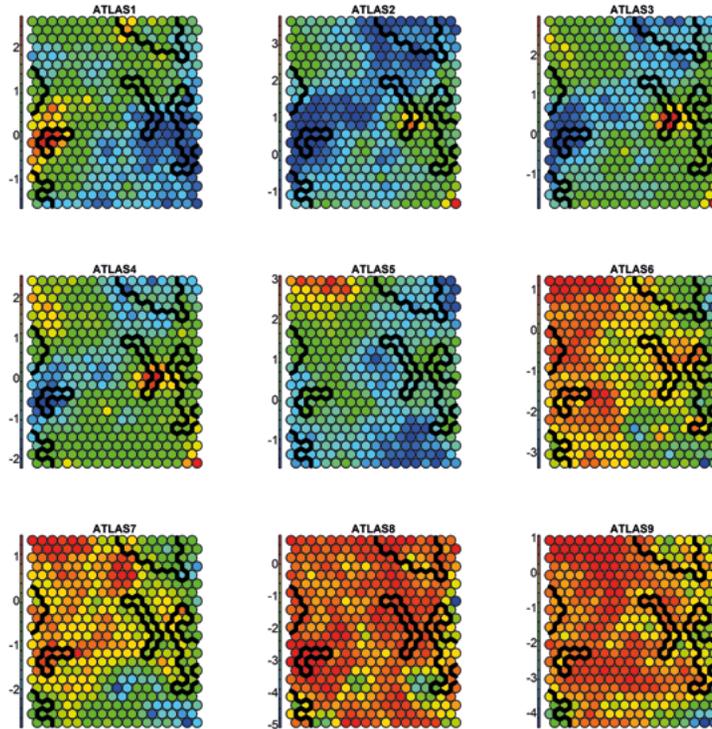


Fonte: Elaborado pelo autor.

## ANEXO C

**Figura C1**

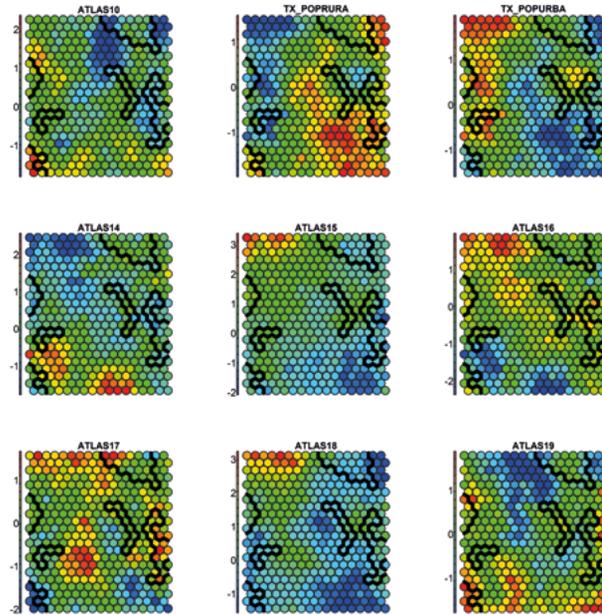
Planos de Componentes das variáveis de estudo (1 a 9) considerando os valores dos pesos de cada neurônio artificial representados por cores divergentes (azul representa valores abaixo da média, e vermelho acima da média). Também estão representados na grade neural artificial seis dos TIs com maior homogeneidade territorial segundo o índice IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura C2**

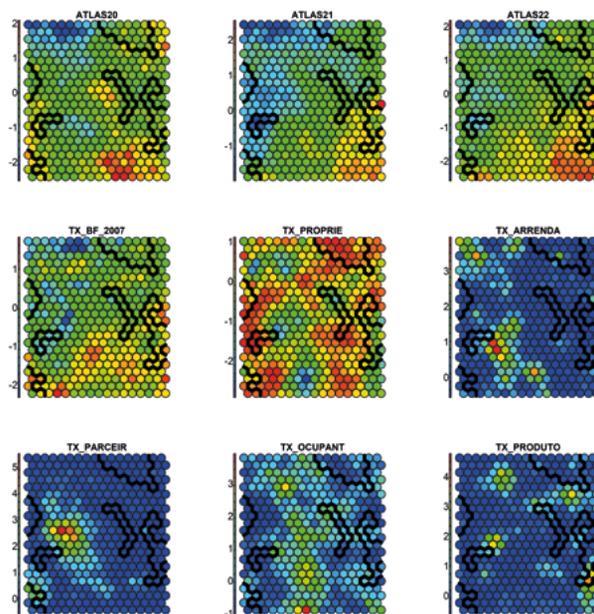
Planos de Componentes das variáveis de estudo (10 a 18) considerando os valores dos pesos de cada neurônio artificial representados por cores divergentes (azul representa valores abaixo da média, e vermelho acima da média). Também estão representados na grade neural artificial seis dos TIs com maior homogeneidade territorial segundo o índice IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura C3**

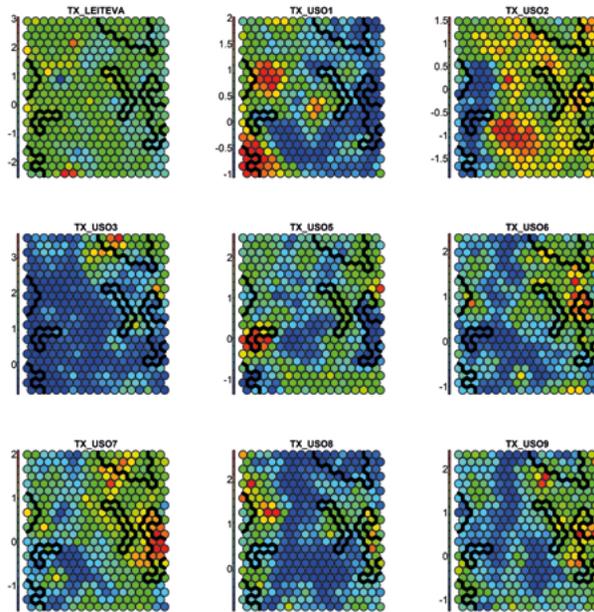
Planos de Componentes das variáveis de estudo (19 a 27) considerando os valores dos pesos de cada neurônio artificial representados por cores divergentes (azul representa valores abaixo da média, e vermelho acima da média). Também estão representados na grade neural artificial seis dos TIs com maior homogeneidade territorial segundo o índice IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura C4**

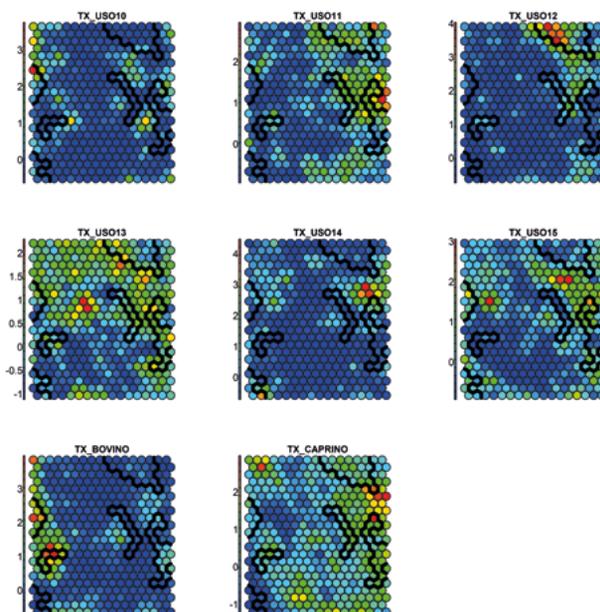
Planos de Componentes das variáveis de estudo (28 a 36) considerando os valores dos pesos de cada neurônio artificial representados por cores divergentes (azul representa valores abaixo da média, e vermelho acima da média). Também estão representados na grade neural artificial seis dos TIs com maior homogeneidade territorial segundo o índice IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura C5**

Planos de Componentes das variáveis de estudo (37 a 45) considerando os valores dos pesos de cada neurônio artificial representados por cores divergentes (azul representa valores abaixo da média, e vermelho acima da média). Também estão representados na grade neural artificial seis dos TIs com maior homogeneidade territorial segundo o índice IHT



Fonte: Elaborado pelo autor.