

DETECÇÃO DE *CLUSTERS* NO MICROCRÉDITO EM GOIÂNIA

Felipe Resende Oliveira

Doutorando em Economia pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE-PIMES)

E-mail: felipexresende@gmail.com

Tatiane Almeida de Menezes

Professora da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)

E-mail: tatianedemenezes@gmail.com

RESUMO: O presente trabalho busca identificar aglomerados espaciais nos empréstimos realizados pelo Banco do Povo de Goiânia. Além disso, o trabalho visa captar a presença da aglomeração espacial dos indivíduos inadimplentes. A base de dados utilizada foi obtida pelo Banco do Povo de Goiânia e compreende o período de 2005 a 2010. O estudo se baseia nos modelos de difusão da informação. A metodologia utilizada para detecção de *clusters* espacial é o modelo *Scan Statistics*, no qual as distribuições de probabilidade associadas aos dados em aleatoriedade espacial são as distribuições de Poisson e Bernoulli. Os resultados indicam a existência de *cluster* para os empreendedores. Quando analisamos os clientes inadimplentes há 30 dias ou mais, o método indica que os clientes estão distribuídos aleatoriamente no município de Goiânia.

Palavras-Chave: Microcrédito; Difusão; Scan Statistics.

Classificação JEL: C38; E51; R12; H81.

ABSTRACT: This paper seeks to identify spatial cluster on loans made by the People's Bank of Goiania. In addition, the work aims to capture the spatial agglomeration presence of defaulter customer. The database used was obtained by the People's Bank of Goiania and cover the period from 2005 to 2010. The study is based on information diffusion models. The methodology used to detect spatial clusters is the Scan Statistics model in which the probability distributions associated with the data in spatial randomness are the Poisson and Bernoulli. The results suggest the existence of clusters for entrepreneurs. When analyzing clients overdue in a period of 30 days or more, the method indicates that customers are randomly distributed in Goiania.

Keywords: Microcredit; Diffusion; Scan Statistics.

JEL Code: C38; E51; R12; H81.

1. Introdução

Com a melhora do ambiente macroeconômico devido ao Plano Real, a economia brasileira saiu do longo período de alta da inflação, que perdurava desde o início da década de 1980. Para Soares (2011), a estabilidade econômica se consolidou com a implementação do tripé definido pelo regime flexível de taxa de câmbio em janeiro de 1999, seguida pela adoção do regime de metas de inflação em junho de 1999 e pela Lei de Responsabilidade Fiscal (LRF) em maio de 2000, que estabelece limites aos gastos públicos. Segundo Giambiagi e Villela (2005), a conduta da política monetária fez com que os índices de preços apresentassem trajetória declinante no período compreendido de 1994 a 1998.

Uma das consequências dessa estabilidade foi o aumento da participação de pequenos e microempreendedores na economia como um todo. Os microempreendedores, entretanto, apresentam problemas para conseguir crédito no sistema financeiro tradicional, segundo Freitas (2011), em 2010, 40% da população brasileira se encontrava excluída do sistema bancário. Esse cenário representa sérios problemas quanto à formação de capital físico e ao desenvolvimento econômico. Um dos fatores que atinge uma parcela da população excluída do sistema bancário está a dificuldade dessas pessoas em apresentarem garantias às instituições financeiras. Sendo assim, Grossi (2013) afirma que, na década de 90, surgiram organizações da sociedade civil especializadas em microcrédito e algumas iniciativas governamentais lançadas por líderes políticos, ressaltando as microfinanças como indutoras de mudanças sociais.

O crédito demandado pelo público excluído do sistema financeiro formal possui características próprias, passando a ser chamado de microcrédito. Segundo Yunus (2000), os empréstimos de microcrédito são dirigidos às populações pobres ou muito pobres, caracterizadas pela absoluta falta de acesso ao crédito. Nesse conceito, o microcrédito se caracteriza como uma política de combate à pobreza e não somente como uma política de financiamento.

Para Banerjee *et al.* (2013), a informação está constantemente sendo transmitida através das relações sociais. Amigos se informam com outros amigos, por exemplo, sobre a existência de um produto e sua funcionalidade. Embora existam vários estudos que documentam tal fenômeno¹, há poucos modelos que captam com precisão mecanismo de transmissão de informação. No entanto, a compreensão de como a troca de informações ocorre é crucial para entender a estrutura de uma política pública, como por exemplo, o microcrédito.

Conforme Grossi (2013), um quarto da população brasileira é de microempreendedores e 70% da renda gerada pelos pequenos empreendimentos circula dentro da comunidade em que eles se localizam. Além de contribuir com o próprio empreendedor, o microcrédito cria um ciclo virtuoso capaz de levar benefícios a todo o entorno do negócio. Um exemplo disso é o faturamento de uma pequena mercearia, que se transforma em renda pessoal do empreendedor. A maior parte do seu consumo se concentrará em estabelecimentos de comércio e serviços oferecidos por outros moradores na vizinhança gerando um ciclo de desenvolvimento local.

Com intuito de entender melhor esse fenômeno, o artigo busca identificar aglomerados espaciais nos empréstimos realizados pelo Banco do Povo de Goiânia. Para Hall (2004), entender esse processo é a chave para compreensão de como atividades inovadoras refletem nas melhorias de bem-estar econômico e social. Segundo Murray, Caulier-Grice e Mulgan (2010), inovação social consiste em novas ideias (serviços, produtos e modelos) que simultaneamente satisfazem as necessidades sociais e que criam novas relações ou colaborações sociais. Além de serem consideradas boas para a sociedade, elas elevam a capacidade da sociedade de agir. Nota-se que entender o processo de troca de informação é crucial para o funcionamento de uma política.

Banerjee *et al.* (2013) examinam como o processo de difusão ocorre em um programa de microcrédito em 43 vilas no Sul da Índia. Uma das análises centrais que os autores buscam

¹ Um dos primeiros estudos sobre o processo de difusão identificado é de Ryan e Gross (1943), que analisam a adoção do milho híbrido. Lazarsfeld, Berelson e Gaudet (1948) fazem uma análise de como o boca a boca influencia no comportamento do processo de votação. Recentemente, Foster e Rosenweig (1995) e Conley e Udry (2010) pesquisam como a difusão ocorre no processo de aprendizagem e desenvolvimento tecnológico da agricultura.

compreender é o papel que os pontos iniciais possuem na difusão do programa (se apenas 10 entre milhares de pessoas são informadas sobre como a participação do programa vai fluir segundo a escolha dessas pessoas). O trabalho foi possível porque o procedimento do programa é sempre o mesmo, ou seja, os fornecedores de microcrédito identificam pessoas específicas dentro de uma vila (professores, comerciantes) e chamam de líderes² e pedem para que eles informem os outros membros sobre o programa. Os autores notaram que a propagação do programa foi mais efetiva em locais onde os grupos de pessoas que foram informadas inicialmente foram mais influentes no meio social. Outra contribuição feita pelos autores foi identificar a transmissão do programa de microcrédito feito pelas pessoas que não participaram do programa, fugindo do padrão dos modelos de difusão, em que a propagação apenas ocorre com os indivíduos contagiados. Notaram também que os participantes efetivos do programa são quatro vezes mais propensos a transmitir informação do programa para seus amigos do que os não participantes, porém, vale ressaltar que a maioria das pessoas não participa do programa, logo, a quantidade de informação que elas transmitem também é significativa, chegando a representar um terço de toda a informação sobre o programa de microcrédito.

Os trabalhos citados sustentam a ideia de que os tomadores de microcrédito de certa maneira podem estar próximos um do outro. Compreender como os empréstimos estão distribuídos dentro de uma cidade torna possível obter informações cruciais para o desempenho do programa, uma vez que a presença de aglomerações pode indicar uma possível forma de difundir o programa ainda mais. Portanto, busca-se identificar, no município de Goiânia, formações de *cluster* de microcrédito. Queremos saber se em determinada área o número de observações é significativamente diferente dos demais, de forma que não se pode associar a sua ocorrência ao acaso. A contribuição deste artigo se refere ao método utilizado, *scan statistics*, bastante utilizado em pesquisas relacionadas à saúde pública. Acreditamos que é possível aplicá-lo em diferentes áreas do conhecimento, em que se têm informações referentes ao espaço e ao tempo.

Kulldorff *et al.* (1998) utilizam *scan statistics* com intuito de encontrar áreas de *cluster* de câncer de cérebro em uma cidade do Novo México, Estados Unidos. Identificando essas áreas, os oficiais da saúde não perdem tempo escolhendo áreas de forma aleatória para analisar, uma vez que é razoável estudar essas regiões que apresentaram maiores quantidades de casos significativos. O resultado encontrado pelos autores não foi estatisticamente expressivo, porém esse método estatístico é uma ferramenta útil para avaliações de *clusters*, e importante para o sistema de saúde pública.

Dito isto, o presente artigo possui dois objetivos: o primeiro consiste em identificar se existem *clusters* de tomadores de empréstimos de microcrédito na cidade de Goiânia. Além disso, o estudo investiga a presença de correlação espacial entre inadimplentes.

Além desta introdução, o trabalho foi organizado em mais cinco seções. A próxima seção faz uma breve apresentação do Banco do Povo. A terceira discute a estratégia empírica empregada para definição de *clusters* e cálculo da correlação espacial. Na quarta, são apresentados os dados e os procedimentos amostrais utilizados. Os resultados obtidos são apresentados e discutidos na quinta seção. As conclusões são apresentadas na seção final.

2. O Banco do Povo de Goiânia

Através de recursos financeiros do Tesouro Estadual, o Banco do Povo – Programa de Geração de emprego e Renda do Estado de Goiás – iniciou suas atividades em 30 de março de 1999. É destinado aos empreendedores de baixa renda que exercem atividades formais ou informais, rurais e urbanas, na produção de bens e serviços e/ou que atuam sob a forma de associações de trabalho ou cooperativas. Seu objetivo é promover a independência financeira do cidadão, criar microempreendimentos e aumentar a renda familiar dos trabalhadores, ou seja, oferecer crédito para estimular a criação de emprego, renda e desenvolvimento social.

² Katz e Lazarsfeld (1955) analisam a opinião dos líderes na escolha de determinados produtos. A escolha dessas pessoas (pontos iniciais) pode resultar em diferentes decisões de região para região. Valente e Davis (1999) afirmam que a identificação do indivíduo chave (líder) é crucial para o processo de propagação de uma inovação.

O crédito é destinado ao financiamento de máquinas, equipamentos e/ou matéria-prima, sendo que o valor financiável por atividade é de, no mínimo, R\$ 300,00 e de, no máximo, R\$ 4.000,00, com encargos/juros de 0,6% (zero vírgula seis por cento) ao mês e com prazo de pagamento de acordo com a avaliação do comitê de crédito e com a finalidade do crédito. Respeita, contudo, o prazo máximo de 18 (dezoito) meses, incluindo a carência de até 02 (dois) meses; e matéria-prima até 10 (dez) meses sem carência. O programa exige alguns requisitos: residir no município há 03 anos, possuir habilidade na atividade pretendida e manter seus filhos matriculados na escola.

O financiamento consiste em máquinas, equipamentos, móveis e utensílios, sejam eles novos ou usados, tanto para a produção como para matéria-prima, como é o caso das mercadorias para revenda. Já os itens não financiáveis são: aluguel de ponto comercial, construção de imóveis, veículos, ciclomotores, dívidas, empreendimentos voltados para jogos, bebidas alcoólicas e empreendimentos situados na zona rural ou com características rurais.

3. Estratégia empírica

O modelo *Scan statistics*³ é usado para detectar e avaliar grupos de casos espaciais, temporais e espaciais-temporais. Nos casos espaciais, procura identificar regiões com maior incidência do que outras; nos *clusters* temporais, a ocorrência dos eventos é associada a um determinado intervalo de tempo em relação aos demais; já os conglomerados espaciais-temporais envolvem os dois conceitos. Para Kulldorff (1997), o método é definido por uma janela geográfica cilíndrica, localizada em diferentes coordenadas, cujo raio pode variar de tamanho, a partir de zero, e com limite a ser especificado pelo pesquisador, ou seja, a janela é flexível, tanto no tamanho como na localização. A janela possui uma altura que reflete o intervalo de tempo que se deseja analisar. Para cada cilindro, o número de eventos ocorridos, dentro e fora dele, é anotado, juntamente com o número de casos esperado, refletindo a população e as covariadas relevantes. O método cria um número infinito de círculos geográficos distintos, com diferentes conjuntos de vizinhos locais de dados dentro deles. Cada círculo é um possível candidato a *cluster*. O *SaTScan* detecta esses *clusters* calculando uma taxa de probabilidade para cada círculo e testando sua significância, cuja notação matemática é:

$$\left(\frac{c}{E[c]}\right)^c \left(\frac{C-c}{C-E[c]}\right)^{C-c} I() \quad (1)$$

em que c é o número de casos observados no *cluster*; C é número total de casos no conjunto de dados; e representa o número esperado de casos ajustado dentro do *cluster*; e, por fim, $I()$ é o indicador da função. Quando *SaTScan* é programado para identificar *cluster* de taxa alta, $I()$ é igual a 1, quando o círculo tem mais casos do que o esperado sob a hipótese nula (não *cluster*), e 0 caso contrário. O mesmo vale na busca para identificar *cluster* de taxa baixa. Caso queira encontrar *cluster* de alta e baixa taxas, então $I()$ é igual a 1 para todos os círculos.

Para Kulldorff *et al.* (1998) e Kulldorff e Nagarwalla (1995), o modelo *scan statistics* é fundamentado no método da máxima verossimilhança, isto é, para cada região analisada, atribui-se uma probabilidade levando em consideração os dados reais e o número de casos esperados, dentro e fora da janela. Além disso, nenhuma suposição é feita em relação à distribuição da população dentro das janelas. A janela com probabilidade máxima e com número observado maior que o esperado é o conjunto mais provável para *cluster*, ou seja, menos provável que seja devido ao acaso. Um p-valor é atribuído a este *cluster*. O método de simulação de Monte Carlo é usado para avaliação da significância estatística do *cluster*, em que a hipótese nula de não *cluster* é rejeitada a um nível de 5% de significância, ou seja, pode-se rejeitar a hipótese nula a 5%, caso o p-valor seja menor que 5%.

Kulldorff *et al.* (1998) afirmam que, caso o tamanho da janela seja expandido de forma capaz de cobrir toda a área geográfica e todo o período de tempo, a probabilidade não passa a refletir um

³ Para descrição do método, ver Kulldorff (1997) e Kulldorff e Nagarwalla (1995).

cluster. Para eles, o tamanho geográfico da janela recomendado deve ser limitado pela metade do número de casos esperados e o tamanho do tempo deve ser limitado pela metade do período total. Além disso, os autores sugerem que os cilindros devem cobrir todo o período de tempo, sendo possível identificar aglomerados puramente espaciais. Sendo assim, o tamanho máximo da janela foi calibrado em 50% e 10% da população em risco.

A interpretação da análise espacial através do scan statistics deve ser feita cautelosamente. Para Elliot e Wakefield (2001), não se pode induzir relações de causalidade através de *cluster*. Para tal interpretação, é necessário levar em consideração outros métodos. Os resultados provenientes do *scan statistics* são realizados através do *software* SaTScan e suas análises são feitas a partir do ArcGIS.

O *cluster* mais provável se refere ao conglomerado mais provável, ou seja, o *cluster* menos provável que seja devido ao acaso. Quando as coordenadas cartesianas regulares são utilizadas, o círculo do raio é dado nas mesmas unidades do arquivo de coordenadas, que, nesse caso, são metros. A análise da população se baseia em relação à área geográfica do *cluster*. O risco relativo é o risco estimado no *cluster*, dividido pelo risco estimado fora do *cluster*. É calculado como os eventos observados divididos pelos eventos esperados dentro do *cluster* que estão divididos pelo observado dividido pelo esperado fora do *cluster*. A notação matemática é:

$$RR = \frac{c/E[c]}{(C-c)/(E[C]-E[c])} = \frac{c/E[c]}{(C-c)/(C-E[c])} \quad (2)$$

em que c é o número de casos observados no *cluster*; e C é número total de casos no conjunto de dados. A análise está condicionada ao número total de casos observados, $E[C] = C$. Logo, estamos interessados apenas nos *clusters* cujo risco relativo será maior que 1.

Observados/Esperados: refere-se ao número de eventos observados dentro do *cluster*, dividido pelo número esperado de casos no *cluster*, quando a hipótese nula é verdadeira, quando o risco é o mesmo dentro e fora do *cluster*. Isso significa que é o risco estimado no *cluster*, dividido pelo risco estimado para a região de trabalho como um todo. Sua notação matemática é $c/E[c]$. E, por fim, temos os p-valores referente à simulação, nos quais a hipótese nula refere-se à aleatoriedade espacial completa.

No presente trabalho, assumimos a distribuição de Poisson, para detecção do *cluster* de acesso ao crédito, e a distribuição de Bernoulli, para testar a existência de diferenças espaciais no que diz respeito a adimplentes e inadimplentes, no universo de tomadores de empréstimos em cada bairro Kulldorf (2011). Segundo Huang, Kulldorf e Gregorio (2007), *scan statistics* com modelos de Bernoulli e Poisson são comumente utilizados para a vigilância de doenças e detecção de *cluster*. Embora seja similar a distribuição de Poisson, ela possui uma diferença na função de probabilidade:

$$\left(\frac{c}{n}\right)^c \left(\frac{n-c}{n}\right)^{n-c} \left(\frac{C-c}{N-n}\right)^{C-c} \left(\frac{(N-n)-(C-c)}{N-n}\right)^{(N-n)-(C-c)} I() \quad (3)$$

em que C é o total de número de casos na base de dados; c é número de casos no *cluster*; n representa o número total de casos e controle no interior da janela do *cluster*; N é o número total de casos e controle no conjunto de dados; e $I()$ é o indicador da função.

O modelo de Bernoulli é um processo estocástico discreto. Um experimento cujo processo aleatório pode ser qualquer um dos dois resultados, “sucesso” e “fracasso”. Os valores são expressos em 0 (zero) ou 1 (um), ou seja, não casos ou casos. Utilizaremos esse modelo para uma análise puramente espacial dos indivíduos inadimplentes, uma vez que possuímos as coordenadas referentes aos números de casos e controle. Nesse caso, a quantidade de casos consiste nos empréstimos considerados inadimplentes e o controle consiste nos empréstimos adimplentes. O total desses dois denota a população, afirma Kulldorff (2010).

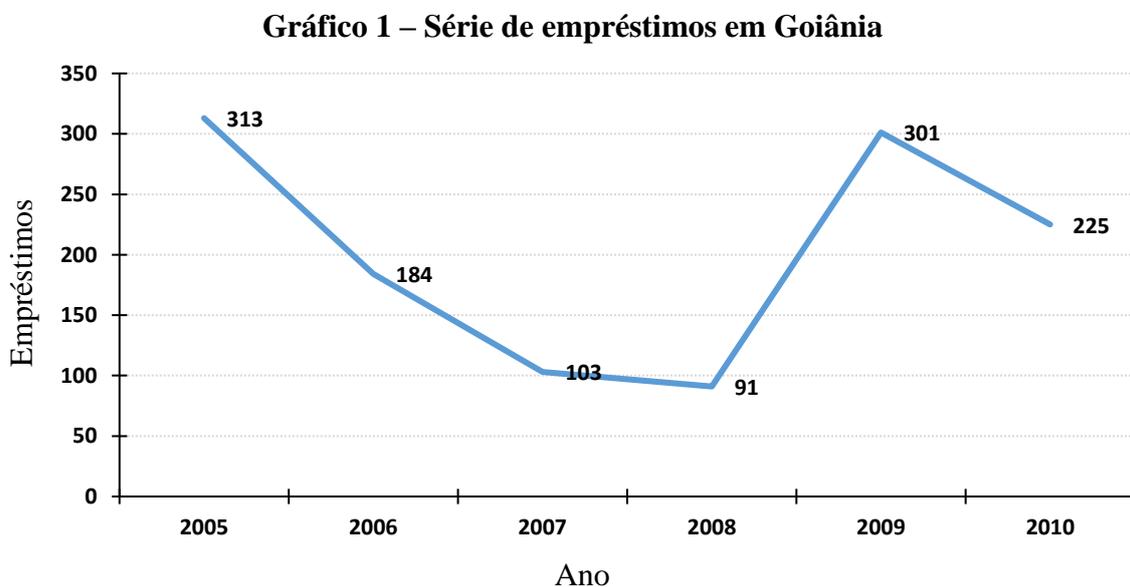
Uma das vantagens da utilização do modelo *Scan Statistics* é que ele não precisa criar nenhuma matriz de vizinhança, uma vez que ele é baseado em uma análise pontual. Tal aspecto é necessário para construção de um modelo espacial, como ressalta Lesage e Fischer (2008). Essa matriz de peso é definida de acordo com a importância que se atribui a uma observação vizinha. Em relação à dependência espacial, pressupõe-se que regiões vizinhas próximas umas das outras apresentem um grau maior de dependência do que regiões que não são próximas geograficamente, segundo Tyszler (2006). Essa diferença favorece o uso do modelo *Scan Statistic*, uma vez que a escolha da matriz de vizinhança ideal é uma etapa bastante complexa e criticada pela literatura.

4. Descrição dos dados

A base de dados utilizada foi obtida no cadastro do Banco do Povo de Goiânia do dia 1 de janeiro de 2005⁴ a 8 de Dezembro⁵ de 2010. Neste período, a amostra é constituída de 872 clientes que tiveram o financiamento liberado nesse período, totalizando um valor nominal total de R\$2.369.142,40⁶. Considerados como inadimplentes os clientes que atrasam seus pagamentos por mais de 90 dias, a base de estudo fica constituída de 779 empreendedores classificados como adimplentes e 93 classificados como inadimplentes.

Nota-se uma elevada taxa de inadimplência no Banco do Povo de Goiânia. Para Ventura, Porto e Freire (2010), o Banco Bandes, que atende empreendedores em todos os municípios do Espírito Santo, apresenta uma taxa de inadimplência se concentrando em 2%, 3% 1,4% (até 4%), a depender do município, isso, inclusive, levou à criação de regras prudenciais distintas para diferentes localidades. O programa Crediamigo, desenvolvido pelo Banco do Nordeste, até Outubro de 2010 tinha realizado 7,5 milhões de empréstimos cujo índice de inadimplência é de 0,81% (atrasos de um a noventa dias sobre a carteira ativa). De acordo com os dados do Banco do Povo de Goiânia, a taxa de 10,66% (atrasos com noventa dias ou mais sobre a carteira ativa) é bastante significativa, ou seja, fornece um sinal de alerta para gestão de carteira do banco.

O Gráfico 1 apresenta a série de empréstimos realizada pelo banco na cidade de Goiânia.



Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

⁴ As informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia estão mais precisas neste período.

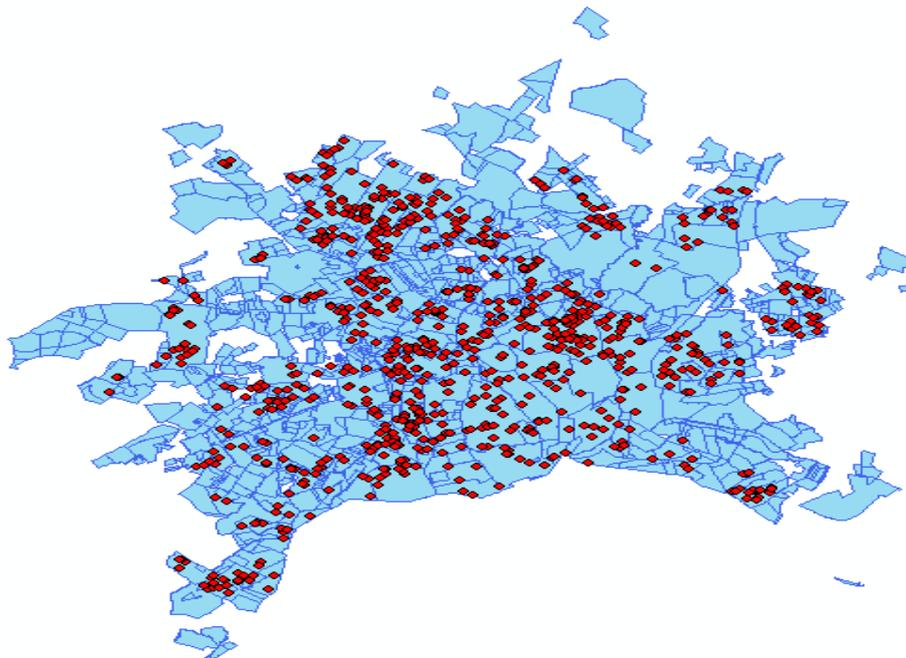
⁵ Período em que o Banco cessa seus financiamentos para realização do balancete anual.

Segundo o Gráfico 1, nos últimos três anos, 2009 foi o que teve a maior quantidade de financiamentos liberados pelo Banco, totalizando 24,74% dos empréstimos. Uma das prováveis explicações para isso é que, no final de 2008, o Governo Federal, com o objetivo de aumentar a formalização dos empreendedores, lançou a lei complementar nº 128, de 19/12/2008, criando condições especiais para que o trabalhador informal pudesse se tornar um Empreendedor Individual Legalizado. Segundo o SEBRAE⁷, existe uma forte relação entre o microcrédito e o cadastramento dos pequenos empresários no programa Microempreendedor Individual (MEI), uma vez que o mercado que se utiliza do microcrédito no Brasil é formado, basicamente, por empreendedores informais (80%) e mulheres (75%). Ao se tornar MEI, é possível melhorar a qualidade das informações disponibilizadas junto às instituições de microfinanças e bancos, podendo alterar a quantidade de informais e formalizados atendidos pelo microcrédito.

Dos clientes citados na amostra do estudo, 589 (67,55%) são mulheres. Esse resultado demonstra a efetiva participação feminina nesse tipo de operação de crédito. Tal resultado procede com a literatura nacional e internacional em termos da maior participação feminina nesse tipo de operação (MENDONÇA, 2014; YUNUS, 2000; ZAMAN, 1999; PITT; KHANDKER; CARTWRIGHT, 2006).

Para o georreferenciamento dos indivíduos, foram utilizados os endereços dos empreendimentos dos mesmos. A malha do município georreferenciada de Goiânia (arquivo shapefile) foi disponibilizada pelo órgão da prefeitura local. Para geocodificar os indivíduos, foi utilizado o sítio eletrônico “<https://maps.google.com.br/>”, com objetivo de extrair as coordenadas geográficas, latitude e longitude. Para manipulação dos dados juntamente com o mapa, foi utilizado o *software* ArcGIS 10.1. As interpretações de todas as figuras a seguir abrangem a soma de todos os empréstimos ao longo de 2005 a 2010. A Figura 1 revela a distribuição de todos os empréstimos realizados pelos empreendedores dentro do município de Goiânia.

Figura 1 - Distribuição de Empréstimos em Goiânia



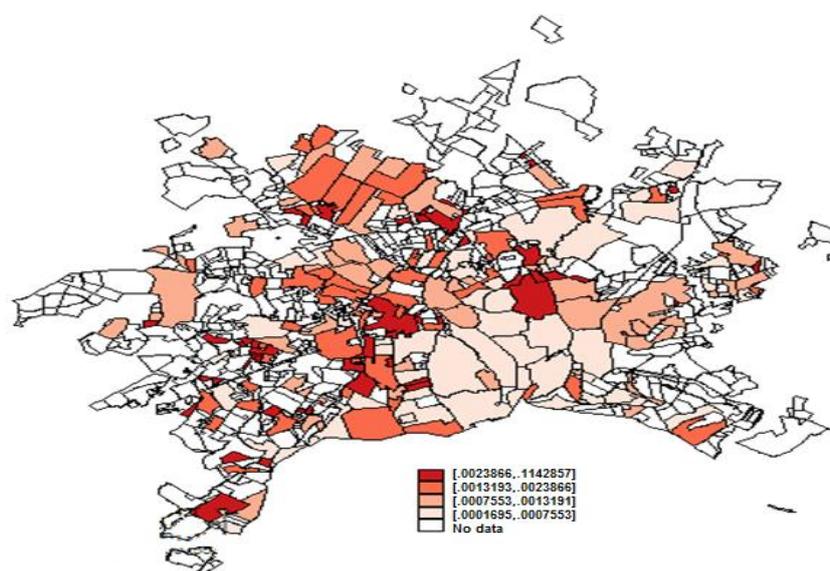
Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

⁷ Disponível em: <http://www.mundosebrae.com.br/2009/04/microcredito-microempreendedor-individual/>. Acesso em: 28 novembro 2014.

De acordo com a Figura 1, percebe-se que existem certas áreas onde as concentrações de empréstimos acontecem mais do que em outras onde há poucos empréstimos ou nenhum. Para uma análise mais precisa em relação à formação de *cluster* de empréstimos, utilizaremos o modelo de avaliação espacial *scan statistics*.

Do total de 641 bairros existentes no município de Goiânia, 32,29% bairros apresentaram pelo menos um cliente que obteve empréstimos, sugerindo que, na maior parte dos bairros, ninguém tomou microcrédito pelo programa do Banco do Povo. A Figura 2 apresenta blocos em brancos, ou seja, não houve empréstimos naquele bairro. Para uma melhor visualização da taxa de participação dos empréstimos por bairros dentro do Município, temos a figura a seguir.

Figura 2 – Taxa de participação dos empréstimos em relação à população do bairro na cidade de Goiânia



Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

Segundo Romanatto, Tavares e Peixoto (2013), o Índice de Gini de Goiás em 2011 foi de 0,46 e sua taxa de alfabetização ficou em 6,6% no mesmo período. O seu PIB *per capita* em 2010 foi de R\$16.251,70, com posição de 12ª entre as UF's, ressaltando que o Estado está entre os mais populosos do País, em 12ª posição, com uma população de 6.154.996 de habitantes em 2010, com uma proporção de 94 homens para cada 100 mulheres, igualando a média nacional. Já a cidade Goiânia apresentou um PIB *per capita* de R\$19.766,33, representando 82,2% do PIB *per capita* nacional, com uma taxa de alfabetização de 96,85%. Segundo a estimativa da Prefeitura de Goiânia - SEPLAM (2010), a população residente em Goiânia é de 1.302.001 pessoas. Essa informação é um dos pressupostos básicos para construção do modelo *scan statistisc*, pois é preciso conhecer o tamanho da população por área.

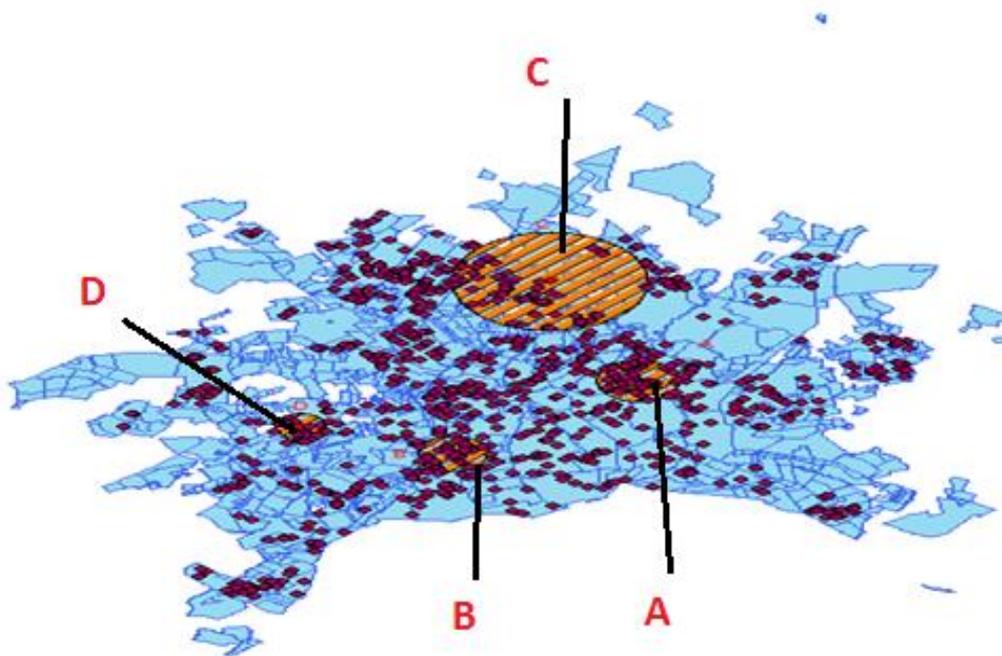
5. Resultados

Para construção do modelo *scan statistics*, foram utilizados dados fornecidos pelo Banco do Povo de Goiânia. A prefeitura de Goiânia forneceu as informações necessárias da divisão da população de Goiânia.

A Figura 3 mostra os *clusters* em Goiânia, levando em consideração os empréstimos realizados no período de 2005 a 2010. Não foram contabilizados mais de um empréstimo por ano

para cada cliente, sendo assim, as quantidades de operações de microcrédito foram reduzidas para 1136 empréstimos.

Figura 3 - Cluster em Goiânia, todos os empréstimos



Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

O poder do teste depende do número de casos observados, do número de casos esperados e da área do *cluster*. A região do centro foi selecionada como o *cluster* mais provável. Com base na população, o modelo prevê o número de empréstimos mais prováveis de ocorrer naquele bairro. Foram considerados *clusters* aqueles bairros onde o número de empréstimos foi estatisticamente diferente do valor previsto. Na tabela 1, estão descritos os valores esperados e os, de fato, observados, para as regiões definidas como *cluster*, no período de 2005 a 2010, ou seja, nas regiões onde a diferença entre o previsto e o observado foi diferente de zero a 5%. Mais precisamente, nas zonas de referência A, B, C e D, em função da população, era previstos números de empréstimos respectivamente iguais a: 22,73, 23,82, 47,30 e 4,95. Entretanto, os valores observados foram maiores, respectivamente, 81, 64, 96 e 19.

Tabela 1 – Análise de dados para *cluster*

	Raio (Km)	LLR	Observado	Esperado	RR	p-valor	Centroide
A	1,3	46,20	81	22,73	3,75	0,000	Centro
B	1,1	23,79	64	23,82	2,79	0,000	Jardim Europa
C	3,1	20,35	96	47,30	2,12	0,000	Parque Balneário
D	0,8	11,58	19	4,95	3,88	0,006	Lorena Parque

Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

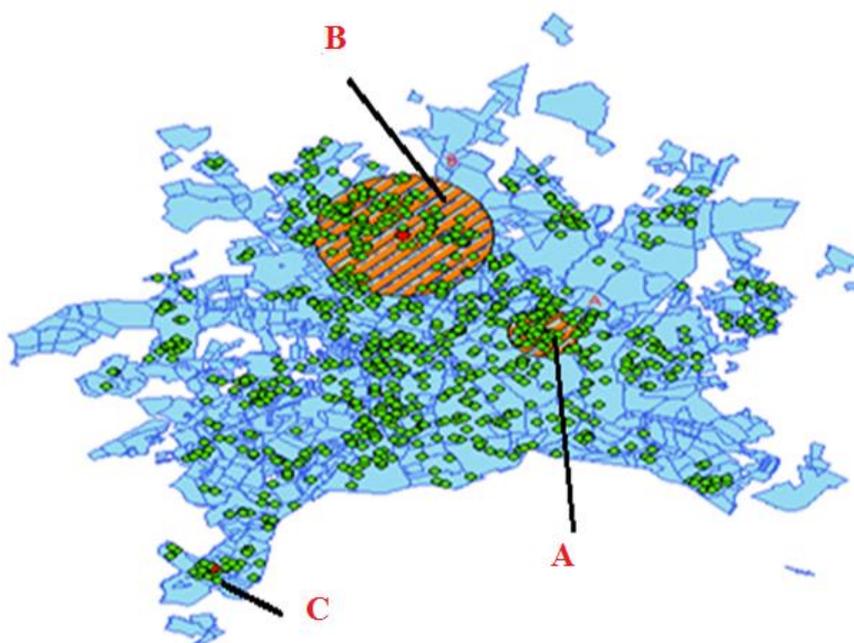
Vale lembrar que a área de maior estatística de verossimilhança e, por conseguinte, a de maior probabilidade de existência (*cluster* primário) encontra-se na mesma zona (A) onde está localizada a

agência de microcrédito, podendo ser um indicativo de que a presença do Banco no bairro seja um facilitador para os clientes que moram/trabalham próximos a esta área. Este *cluster* (A), de acordo com os dados analisados durante os anos de 2005 a 2010, tem 275% de chance que os empréstimos se encontrem nesta região do que fora dela, uma vez que o seu risco relativo observado foi de 3.75. A zona B tem 179% mais casos de empréstimos do que as regiões fora do seu *cluster*. Esse mesmo raciocínio vale para os *clusters* C e D, que possuem 112% e 288% de chance de que os empréstimos se encontrarem nesses *clusters*, respectivamente.

Os *clusters* secundários são todos os demais que não são primários, como destaca Chen *et al.* (2008). No presente estudo, todas as regiões secundárias são consideradas de grande interesse, pois não apresentam interseção com o *cluster* primário, sendo assim capazes de rejeitar a hipótese nula com sua própria força, tendo implicação de análise na perspectiva de pesquisas.

A Figura 4 permite avaliar a presença de *cluster* na perspectiva do cliente e não do número de empréstimos, tendo sido construída para 872 operações de microcrédito no período do estudo.

Figura 4 – Cluster em Goiânia, apenas clientes



Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

Tabela 2 – Análise de dados para cluster

Zona (z)	Raio (Km)	LLR	Observado	Esperado	RR	p-valor	Centroide
A	1,3	25,24	54	17,45	3,23	0,000	Centro
B	3,3	20,44	144	83,38	1,87	0,000	Residencial Barravento
C	0	13,71	16	3,03	5,34	0,000	Jardim Itaipu

Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

A comparação das Tabelas 1 e 2 sugere que as áreas onde existem os mais fortes *clusters* de empréstimos (maior razão de verossimilhança), áreas A e B, são também onde se observa os principais *clusters* de tomadores, embora não haja uma perfeita sobreposição entre elas. A

probabilidade de um cliente se encontrar no *cluster* A é de 223% de chance do que fora dele, já para o *cluster* B é de 87% de chance.

De acordo com a Tabela 2, os números de tomadores de empréstimos previstos para as áreas A, B e C eram respectivamente: 17,45, 83,38 e 3,03. Entretanto, os números de tomadores de empréstimos observados nas citadas áreas foram respectivamente: 54, 144 e 16. Embora o *cluster* C não tenha apresentado a maior razão de verossimilhança, ele obteve o maior risco relativo, a chance de um cliente se encontrar neste *cluster* é de 434% maior do que fora dele.

Novamente, a região composta pelo bairro do Centro foi selecionada como o *cluster* mais provável, isso é, *cluster* primário. O Centro de Goiânia possui uma rica importância para a economia da cidade. Isso não está relacionado somente com o setor formal, tanto que apenas 2 (3,70%) dos clientes do setor Central estão em situação de inadimplência, enquanto a média de todos os bairros apresentada foi de 7,64%, demonstrando que os empreendedores informais percebem a importância do Centro como uma área de empreender seus negócios.

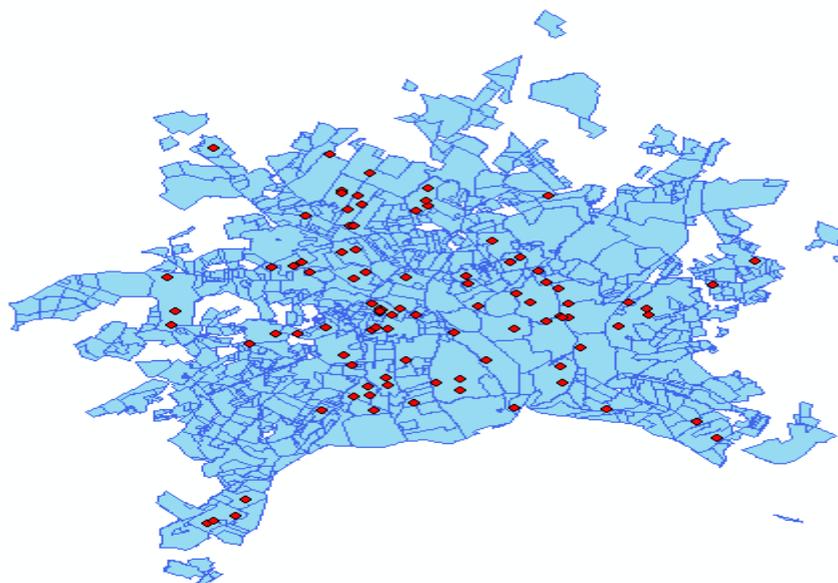
Os outros *clusters*, B e C, são considerados *clusters* secundários. Quando somamos esses *clusters* com o *cluster* primário, eles possuem 24,54% do total de empreendedores do Banco, o que mostra que quase 1/4 dos clientes trabalham nessa área. Sendo assim, infere-se que essas áreas possuem uma grande relevância para a economia informal dentro do município de Goiânia. O *cluster* da região de Jardim Itaipu (C) corresponde à própria área geográfica a qual ele pertence, tanto que todas as 16 observações estão presentes neste mesmo bairro.

5.1. Correlação entre inadimplência e espaço

Finalmente, parte-se para testar a existência de *cluster* para indivíduos inadimplentes. Assume-se a distribuição de Bernoulli, uma vez que possuímos as coordenadas referentes aos números de casos (inadimplentes) e não casos ou controle (adimplentes). Para construção desse modelo, a variável de controle será diferente, em vez de usarmos a população, utilizar-se-á o número de empréstimos, postula (KULLDORF, 2011).

Sendo assim, o tamanho da população é de 1217 empréstimos. Quando consideramos os empréstimos inadimplentes há mais de 30 dias de atrasos, observa-se 93 casos e 1124 em situação de controle. Abaixo, a Figura 5 representa a distribuição de inadimplentes.

Figura 5 - Cluster em Goiânia, empréstimos inadimplentes há 30 dias ou mais



Fonte: Elaborado pelos autores a partir das informações fornecidas pelo Banco do Povo de Goiânia.

Considerando os empréstimos inadimplentes há 30 dias ou mais, observa-se que os mesmos estão distribuídos aleatoriamente no município de Goiânia. As operações de microcrédito do Banco do Povo de Goiânia apresentaram uma taxa de inadimplência de apenas 7,64% nessa categoria. Isso demonstra que boa parte dos clientes tende a quitar suas dívidas com o banco e esse compromisso parece não sofrer influência do espaço, pelo menos em um prazo maior que três meses.

A capacidade de pagamento dos empréstimos junto ao banco depende do desempenho econômico que os empreendedores possuem em relação aos seus negócios, reflexo da economia local (um ambiente propício favorece os microempreendedores). Além desses fatores, segundo Jaffee e Russell (1976), a decisão de reembolso do empréstimo é impulsionada não apenas por sua capacidade, como também pela vontade de fazê-lo. Para Chakravarty, Iqbal e Shahriar (2013), as mulheres são naturalmente melhores riscos de crédito do que os homens, esse resultado é encontrado neste estudo, uma vez que dos 872 clientes que receberam o financiamento do Banco, 589 são mulheres, o que representa 67,55% dos empreendedores, e a taxa de inadimplência das mulheres ficou em 6,14%, já a taxa de inadimplência dos homens é de 10,88%, quando consideramos inadimplentes os indivíduos com 90 dias ou mais de atraso.

Por outro lado, estudos sobre desempenho organizacional, como os realizados por De Mel, Mckenzie e Woodruff (2008) e Fischer, Reuber e Dyke (1993), apontam que as pequenas empresas geridas por mulheres possuem menores chances de sucesso e sobrevivência do que as dirigidas pelos homens. Indicando que o melhor desempenho dos pagamentos de microcrédito não é impulsionado somente por sua capacidade de fazê-lo. Em vez disso, tal comportamento é resultado de uma maior disposição a pagar, ou seja, um comportamento melhor do reembolso feminino.

Segundo Armendáriz e Murdoch (2010), os pobres são bons pagadores. Os clientes se esforçam para honrar suas dívidas, mas, seja qual for a razão, é natural se depararem com situações em que os empreendedores possuem dificuldade em relação aos seus pagamentos. Essa não é uma característica exclusiva do mercado de microcrédito. O interessante para a instituição financeira é fazer com que essa taxa seja a menor possível. A influência do espaço parece não determinar a capacidade de pagamento dos empréstimos dos empreendedores na cidade de Goiânia. Porém, o espaço pode ser um fator determinante em um município com menor importância econômica, onde os microempreendedores podem ser mais dependentes uns dos outros e tal dependência pode surtir efeito em sua capacidade de pagamento através do ambiente em que estão inseridos. Futuras análises podem melhor esclarecer tal fato.

Aplicamos o mesmo teste para verificar a presença de *cluster* para homens e mulheres inadimplentes há 30 dias ou mais, em que a contagem dos dados assumida foi a distribuição de Bernoulli. O número de Controle foi de 49 (homens inadimplentes) e o número de casos (mulheres inadimplentes) foi de 67. Nossa população total é de 116 empréstimos inadimplentes. O resultado não sugere nenhuma presença de *cluster*, corroborando o resultado encontrado anteriormente, que os inadimplentes estão distribuídos aleatoriamente dentro do município de Goiânia.

As Figuras 3 e 4 mostraram a existência de *cluster* quando se analisa os eventos de empréstimos e de indivíduos. A hipótese feita no início do trabalho se mostrou verdadeira, ou seja, as operações de microcrédito realizadas pelo banco não são feitas ao acaso pelos empreendedores. Embora não saibamos o motivo concreto da agregação incomum dos empréstimos, sabemos que, para existência de um *cluster*, os eventos estão relacionados uns aos outros por meio de mecanismos sociais ou biológicos, ou possuem algo em comum com algum outro evento ou circunstância, como explicam Knox, Agnew e Mccarthy (2014).

Como o *cluster* primário engloba a região do setor central, e a instituição do Banco do Povo de Goiânia se encontra neste bairro, pode ser que a proximidade com o banco seja um fator determinante para a ocorrência dos empréstimos, pela facilidade no acesso, dado à curta distância que os empreendedores possuem com o Banco. Portanto, trabalhos, que investigam os determinantes que levam os indivíduos a tomar emprestado, poderiam levar em consideração o tempo que os clientes gastam com transporte até o Banco (neste caso, o ônibus, já que o programa é voltado para população de baixa renda).

Entender a estrutura social da cidade de Goiânia pode ser essencial para compreender esse fenômeno. Os bairros próximos ao centro de Goiânia são bairros mais nobres, ou seja, pode ser que os bairros mais distantes do Centro apresentem uma ocorrência maior de indivíduos tomadores de empréstimos, ou podemos encontrar o oposto, uma vez que a distância dos empreendimentos com a instituição financeira possa representar uma dificuldade de acesso para os clientes. Futuros trabalhos devem levar em consideração e investigar com mais cuidado tal informação.

Nota-se que o centro foi diagnosticado como o *cluster* mais forte, tanto para os empréstimos, como também para os clientes. Tal resultado pode ser justificado pelo fato do Centro ser uma região de intensa atividade comercial e serviços, um local onde circulam muitas pessoas. O Centro de Goiânia é considerado uma fonte de oportunidade diversificada para os negócios dos microempreendedores.

O estudo constatou que os empréstimos com 30 dias ou mais de atraso estão distribuídos de maneira aleatória dentro do município de Goiânia. Os mesmos resultados foram encontrados para os empréstimos inadimplentes com 60 dias ou mais e 90 dias ou mais. A hipótese levantada no início do trabalho não foi verificada para estes empréstimos. Não encontramos nenhum *cluster* de inadimplência para os gêneros, reforçando o resultado anterior, isso é, os empreendedores inadimplentes estão distribuídos aleatoriamente no município, demonstrando que tanto homens como mulheres não são influenciados pelo ambiente para se tornarem inadimplentes.

6. Considerações finais

O trabalho verificou a influência do ambiente nos empréstimos realizados pelo Banco do Povo de Goiânia. Utilizando a metodologia *Scan Statistics*, os resultados encontrados evidenciam *clusters* tanto para os empréstimos como para os clientes. Já os empréstimos inadimplentes com 30 dias ou mais não apresentaram nenhum *cluster* significativo, ou seja, os empréstimos estão distribuídos aleatoriamente no município de Goiânia. Os mesmos resultados foram encontrados para os empréstimos inadimplentes há 60 dias ou mais e há 90 dias ou mais. Além disso, não foi encontrado nenhum *cluster* de inadimplência do ponto de vista do gênero dos empreendedores, reforçando o resultado encontrado pelos inadimplentes com período de 30 dias ou mais.

Os resultados encontrados pelo *Scan Statistics* corroboram os modelos de difusão de informação de Banerjee *et al.* (2013). Uma possível razão para tal evidência pode ser o fato da informação ser transmitida através das interações sociais. Essa pode ser uma das razões para a existência de aglomerações espaciais dos tomadores de empréstimos em Goiânia. Dessa forma, uma sugestão de política pública para instituição seria disponibilizar novas agências de microcrédito dentro do município, facilitando o acesso dos clientes ao Banco. Desse modo, o programa pode alcançar mais tomadores de microcrédito, especialmente em Goiânia, pois se trata do maior município de Goiás, e, como a regra do programa estabelece uma agência em cada município, pode ser interessante a presença de mais de uma agência na capital do Estado.

Referências

- ARMENDÁRIZ, B.; MORDUCH, J. *The economics of microfinance*. MIT press, 2010.
- BANERJEE, A.; CHANDRASEKHAR, A. G.; DUFLO, E.; JACKSON, M. O. The diffusion of microfinance. *Science*, v. 341, n. 6144, 2013.
- CHAKRAVARTY, S.; IQBAL, S. M. Z.; SHAHRIAR, A. Z. B. Are Women “Naturally” Better Credit Risks in Microcredit? Evidence from Field Experiments in Patriarchal and Matrilineal Societies in Bangladesh. In: *Annals of 2014 Annual Meeting of the American Economic Association*, Philadelphia, 2013.

- CHEN, J.; ROTH, R. E.; NAITO, A. T.; LENGERICH, E. J.; MACEACHREN, A. M. Geovisual analytics to enhance spatial scan statistic interpretation: an analysis of US cervical cancer mortality. *International Journal of Health Geographics*, v. 7, n. 1, p. 57, 2008.
- CONLEY, T. G.; UDRY, C. R. Learning about a new technology: Pineapple in Ghana. *The American Economic Review*, v. 100, n. 1, p. 35-69, 2010.
- DE MEL, S.; MCKENZIE, D.; WOODRUFF, C. Returns to capital in microenterprises: evidence from a field experiment. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 123, n. 4, p. 1329-1372, 2008.
- ELLIOTT, P.; WAKEFIELD, J. Disease Clusters: Should They Be Investigated, and, If So, When and How?. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*, v. 164, n. 1, p. 3-12, 2001.
- FISCHER, E. M.; REUBER, A. R.; DYKE, L. S. A theoretical overview and extension of research on sex, gender, and entrepreneurship. *Journal of Business Venturing*, v. 8, n. 2, p. 151-168, 1993.
- FOSTER, A. D.; ROSENZWEIG, M. R. Learning by doing and learning from others: Human capital and technical change in agriculture. *Journal of Political Economy*, v. 103, n. 6, p. 1176-1209, 1995.
- FREITAS, M. C. P. *A Internacionalização do Sistema Bancário Brasileiro*. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA, Brasília, 2011. (Textos para discussão nº 1566)
- GIAMBIAGI, F.; VILLELA, A. A. *Economia brasileira contemporânea*. Elsevier Brasil, 2005.
- GROSSI, M. *Microfinanças: Microcrédito e Microseguros no Brasil – O papel das instituições financeiras*. Conselho Empresarial Brasileiro para o Desenvolvimento Sustentável - CEBDS, Rio de Janeiro, 2013.
- HALL, B. H. *Innovation and diffusion*. National Bureau of Economic Research, 2004.
- HUANG, L.; KULLDORFF, M.; GREGORIO, D. A spatial scan statistic for survival data. *Biometrics*, v. 63, n. 1, p. 109-118, 2007.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Síntese de indicadores sociais*. Disponível em <<http://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em 14 setembro 2013.
- JAFFEE, D. M.; RUSSELL, T. Imperfect information, uncertainty, and credit rationing. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 90 n. 4, p. 651-666, 1976.
- KATZ, E.; LAZARFELD, P. F. *Personal Influence, The part played by people in the flow of mass communications*. Transaction Publishers, 1955.
- KNOX, P.; AGNEW, J. A.; MCCARTHY, L. *The geography of the world economy*. Routledge, 2014.
- KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. *Communications in Statist. Theory and Methods*, v. 26, n. 6, p. 1481-1496, 1997.
- KULLDORFF, M. *SaTScan user guide for version 9.0*. 2011.
- KULLDORFF, M.; ATHAS, W.; FEUER, E.; MILLER, B.; KEY, C. Evaluating cluster alarms: a space-time scan statistic and brain cancer in Los Alamos. *American Journal of Public Health*, v. 88, n. 9, p. 1377-1380, 1998.

- KULLDORFF, M.; NAGARWALLA, N. Spatial disease clusters: detection and inference. *Statistics in medicine*, v. 14, n. 8, p. 799-810, 1995.
- LAZARSFELD, P. F.; BERELSON, B.; GAUDET, H. *The people's choice: how the voter makes up his mind in a presidential campaign*. New York: Columbia University Press. 1948
- LESAGE, J. P.; FISCHER, M. M. Spatial growth regressions: model specification, estimation and interpretation. *Spatial Economic Analysis*, v. 3, n. 3, p. 275-304, 2008.
- MENDONÇA, K. V. *Ensaio sobre microcrédito: trajetória de crescimento, renovação e inadimplência dos beneficiários*. 2014. 96 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Ceará, Programa de Pós Graduação em Economia, CAEN, Fortaleza-CE, 2014.
- MURRAY, R.; CAULIER-GRICE, J.; MULGAN, G. *The open book of social innovation*. National Endowment for Science, Technology and the Art, 2010.
- PITT, M. M.; KHANDKER, S. R.; CARTWRIGHT, J. Empowering women with micro finance: Evidence from Bangladesh. *Economic Development and Cultural Change*, v. 54, n. 4, p. 791-831, 2006.
- ROMANATTO, E.; TAVARES, R. R.; PEIXOTO, S. R. S. *Goiás em Dados 2012*. Secretaria de Estado de Gestão e Planejamento; Instituto Mauro Borges de Estatística e Estudos Socioeconômicos – Goiânia, SEGPLAN, 2013.
- RYAN, B.; GROSS, N. C. The diffusion of hybrid seed corn in two Iowa communities. *Rural Sociology*, v. 8, n. 1, p. 15-24, 1943.
- SEPLAM - Secretaria de Estado de Gestão e Planejamento. *Estimativa – Redistribuição da população residente de Goiânia, por bairro e gênero – 2010*. Prefeitura de Goiânia SEPLAM/DPESE/DVPEE/DVESE, Goiânia, 2010.
- SOARES, F. *Economia Brasileira: Da Primeira República ao Plano Real*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2011.
- TYSZLER, M. *Econometria Espacial: Discutindo Medidas para a Matriz de Ponderação Espacial*. 2006. 155 f. Dissertação (Mestrado em Administração Pública e Governo) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo. 2006.
- VALENTE, T. W.; DAVIS, R. L. Accelerating the diffusion of innovations using opinion leaders. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, v. 566, n. 1, p. 55-67, 1999.
- VENTURA, E. C. F.; PORTO, R. P.; FREIRE, M. V. *Relatório de Inclusão Financeira*. Banco Central do Brasil, Brasília, 2010. 125p.
- YUNUS, M. *O banqueiro dos pobres*. São Paulo: Ática, 2000.
- ZAMAN, H. *Assessing the Impact of Micro-credit on Poverty and Vulnerability in Bangladesh*. World Bank, Washington, 1999. (World Bank Policy Research Working Paper, nº 2145).