



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
PROGRAMA DE ECONOMIA PROFISSIONAL
MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA DE EMPRESAS

VAGNER CASTRO DE CARVALHO

**MODELAGEM DE RISCO DE *DEFAULT* PARA O PROGRAMA AGROAMIGO DO
BANCO DO NORDESTE DO BRASIL**

FORTALEZA

2021

VAGNER CASTRO DE CARVALHO

MODELAGEM DE RISCO DE *DEFAULT* PARA O PROGRAMA AGROAMIGO DO
BANCO DO NORDESTE DO BRASIL

Dissertação de Mestrado apresentada ao curso de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia de Empresas.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Brito Soares.

FORTALEZA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C329m Carvalho, Vagner Castro de.
Modelagem de risco de default para o programa Agroamigo do Banco do Nordeste do Brasil / Vagner Castro de Carvalho. – 2021.
44 f. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Mestrado Profissional em Economia de Empresas, Fortaleza, 2021.
Orientação: Prof. Dr. Ricardo Brito Soares.

1. Agroamigo. 2. Agente de Microcrédito. 3. Risco de crédito. I. Título.

CDD 330

VAGNER CASTRO DE CARVALHO

MODELAGEM DE RISCO DE *DEFAULT* PARA O PROGRAMA AGROAMIGO DO
BANCO DO NORDESTE DO BRASIL

Dissertação de Mestrado apresentada ao curso de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia de Empresas.

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ricardo Brito Soares (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Eveline Barbosa Silva Carvalho
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Fabrício Carneiro Linhares
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus.

Aos meus pais que, mesmo sendo pessoas simples, sempre me incentivaram em meus sonhos e objetivos, em especial minha mãe, e minha esposa Gleicianne Carvalho e filhos que são minha fonte diária de inspiração.

AGRADECIMENTOS

Muitas foram às contribuições que recebi para transformar ideias desordenadas nesta dissertação, sou imensamente grato a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a conclusão deste trabalho.

Inicialmente agradeço a Deus, que me concede forças para enfrentar os desafios que a vida me apresenta diuturnamente.

Agradeço aos meus familiares, especialmente a minha esposa e filhos pelo apoio incondicional durante o mestrado.

Agradeço ao Banco do Nordeste do Brasil, por incentivar e apoiar o desenvolvimento de seus colaboradores, em específico à Superintendência de Microfinança e Agricultura Familiar (Lúcia de Fátima), ao Ambiente de Microfinança Urbana (Manoel Neto) e ao Ambiente de Microfinança Rural (Céliton e Reginaldo) pelo indispensável apoio, e por fim, à Universidade Corporativa.

Agradeço aos professores e monitores do CAEN, pelos ensinamentos transmitidos e especialmente ao meu orientador Ricardo Brito Soares, pelas sugestões, tempo concedido, simplicidade e disponibilidade.

Agradeço ainda a minha colega Gildete, pelas ricas discussões e orientações sobre a base de dados e aos demais colegas do mestrado, por toda enriquecedora convivência.

“Todos os seres humanos têm uma habilidade inata - habilidade de sobrevivência. O fato de os pobres ainda estarem vivos é uma prova de sua capacidade de sobreviver. Não precisamos ensiná-los a sobreviver. Eles já sabem disso.”

Muhammad Yunus

RESUMO

Como os custos operacionais do microcrédito são elevados, às instituições que o operacionalizam precisam ter atenção aos riscos do mercado de crédito, neste trabalho foi utilizado o conceito risco de *default*, termo mais abrangente que inadimplência, comumente trabalhada nas instituições financeiras. Além disso, os programas de microcrédito têm sido amplamente aceitos como opção de política para aliviar a pobreza dos agricultores familiares. O objetivo deste trabalho é analisar os principais fatores que afetam a o risco de *default* dos financiamentos para os clientes do programa Agroamigo, com microinformações do Programa, no período de 2014 a 2019, e propor uma modelagem de risco de *default* ou um direcionador das atividades de monitoração e acompanhamento de clientes. Como os beneficiários locais estão ligados de forma direta ou indireta aos seus agentes de crédito do programa, estimam-se modelos de probabilidade de risco de *default* com efeitos aleatórios para os mesmos. Os resultados confirmam a necessidade de utilização dessa forma funcional, sugerindo a importância do agente de crédito para o programa e em especial na modelagem do risco de inadimplência. Também foram observados menores fatores de risco para beneficiários do gênero feminino, com melhores níveis educacionais, casados, com até 05 anos de participação no programa e que tomaram valores acima de R\$ 5 mil.

Palavras-chave: Agroamigo. Agente de Microcrédito. Risco de crédito.

ABSTRACT

As the operating costs of microcredit are high, the institutions that operate it need to pay attention to credit market risks, in this work the concept of default risk was used, a broader term than default commonly used in financial institutions. In addition, microcredit programs have been widely accepted as a policy option to alleviate poverty among family farmers. The objective of this paper is to analyse the main factors that affect the default risk of financing for clients of the Agroamigo program, with micro-information from the Program, in the period from 2014 to 2019, and to propose a default risk model or a driver for monitoring and customer tracking. As local beneficiaries are directly or indirectly linked to their credit agents in the program, default risk probability models are estimated with random effects for them. The results confirm the need to use this functional form, suggesting the importance of the credit agent for the program and especially in the default risk modelling. Lower risk factors were also observed for female beneficiaries, with better educational levels, married, with up to 5 years of participation in the program and who had amounts above R\$ 5 thousand.

Keywords: Agri-friend. Microcredit agent. Credit risk.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Definição da variáveis independentes	20
Tabela 2 – Quantidade de operações adimplentes e <i>default</i>	21
Tabela 3 – Distribuição dos clientes por estado civil	22
Tabela 4 – Distribuição dos clientes por nível de escolaridade	23
Tabela 5 – Distribuição dos clientes por gênero	24
Tabela 6 – Distribuição dos clientes de idade por média	24
Tabela 7 – Distribuição dos clientes por faixa etária	25
Tabela 8 – Distribuição dos clientes por faixa de tempo de cadastro do programa	25
Tabela 9 – Distribuição dos clientes por faixa de tempo de cadastro do programa	26
Tabela 10 – Distribuição dos financiamentos por valor	27
Tabela 11 – Distribuição dos financiamentos por prazo	28
Tabela 12 – Distribuição dos financiamentos por porte dos clientes	28
Tabela 13 – Distribuição dos financiamentos por taxa de juros	29
Tabela 14 – Beneficiários que se declaram microempreendedor	30
Tabela 15 – Regressão logística e de efeitos mistos da probabilidade de <i>default</i>	32

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	11
3	METODOLOGIA	17
3.1	Modelos multiníveis de escolha discreta	17
3.2	Base de dados e descrição das variáveis	18
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	31
5	CONCLUSÕES	37
	REFERÊNCIAS	39
	ANEXO A - EFEITOS MARGINAIS MÉDIOS	41

1 INTRODUÇÃO

Do início do programa em 2005 a dezembro de 2020, o AgroAmigo chegou a uma carteira acumulada de R\$ 20,3 bilhões, correspondentes a pouco mais de 5,7 milhões de operações contratadas, atendendo mais de 2,4 milhões de clientes. Na posição Dezembro de 2020, o programa estava com uma carteira ativa de R\$ 5,07 bilhões, com 1,5 milhão de operações ativas. Atualmente, o programa está sendo operacionalizado em 1.980 municípios (BNB, 2020).

A inadimplência é um problema no setor de crédito, condição ainda mais crítica para o setor de microcrédito que possui custo operacional alto quando comparado aos demais segmentos, este custo está diretamente relacionado com o crescimento e a sustentabilidade da instituição financeira. Dessa forma, é fundamental investigar os fatores de risco de crédito, dentre estes riscos a inadimplência, nos programas de microcrédito.

Sendo assim, o objetivo desse trabalho é identificar os fatores que influenciam o risco de *default* dos financiamentos realizados pelo programa Agroamigo do Banco do Nordeste e verificar o papel do agente de crédito. Para isso utilizou-se o modelo logístico de efeito misto, com o efeito aleatório determinado pelo agente de crédito comum a vários beneficiários. Como este é responsável pelos pagamentos de seu “portfólio” de clientes, com ganhos variáveis dependendo disto, assume-se, e testa-se, se existe uma correlação entre os beneficiários comuns. Assumem-se ainda efeitos fixos para todas as variáveis explicativas do modelo, que correspondem às características socioeconômicas dos clientes e as características dos financiamentos que podem influenciar o risco de crédito, para este trabalho vamos utilizar o conceito “*default*”.

Além desta introdução e das considerações finais, o trabalho está organizado em mais três seções. Na segunda seção tem-se uma breve revisão de literatura sobre riscos do crédito, característica do microcrédito e da metodologia aplicada no programa. Na terceira, a caracterização da base de dados e o modelo logístico de efeito misto, além da descrição das variáveis explicativas. Na quarta, a análise dos resultados das estimações propostas e os comentários das principais conclusões.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Há especificidades que dificultam a atuação do sistema financeiro tradicional no meio rural, a exemplo da ausência de garantias, pequena escala, sazonalidade, isolamento geográfico dos produtores, entre outros. O mercado financeiro caracteriza-se pelo fato de a mercadoria transacionada não ser alienada ao comprador, mas apenas emprestada, transação que apresenta o grande inconveniente da assimetria de informações, conforme Toneto Jr. e Gremaud (2002). O tomador tem melhores condições de avaliar o risco do que o emprestador, decorrendo deste fato dois tipos de problema – a possibilidade de se emprestar para tomadores que apresentam maior risco (seleção adversa) e a possibilidade de o tomador empregar os recursos em atividades que diminuem a probabilidade de pagamento (risco moral). A atenuação desses problemas implica custos crescentes de seleção e monitoramento.

A instituição financeira, quando concede os recursos ao tomador, passa a possuir o chamado risco de crédito. Segundo Jorion (1997), este risco pode ser identificado como sendo a possibilidade da contraparte não cumprir as obrigações monetárias contratuais relativas às obrigações financeiras. Este não cumprimento das obrigações contratuais é chamado de inadimplência. Segundo Chinelatto Neto, Felício e Campos (2007), o risco de crédito é a possibilidade de ocorrerem perdas provocadas pela incerteza sobre o recebimento de certa quantia entregue por empréstimo a um devedor.

Toda operação de crédito apresenta risco de crédito. Todavia, este risco pode ser definido como a perda inesperada decorrente do erro no processo de avaliação da probabilidade de inadimplência do tomador pela instituição contratante do negócio, devendo existir metodologias eficazes de previsão da inadimplência esperada. Logo, com um melhor entendimento das variáveis que afetam o risco de crédito e o aperfeiçoamento destes modelos, as incertezas das instituições diminuem, reduzindo o custo do crédito.

O Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura – IICA (2009 apud. Santos e Góis, 2011) apresentou outros problemas que potencializam o risco do meio rural brasileiro como a precária infraestrutura, a fraca gestão financeira dos produtores, a falta de assistência técnica adequada, o baixo desenvolvimento tecnológico, a concentração, a ineficiência do seguro rural e a inexistência de estatísticas confiáveis.

De acordo com Toneto Jr. e Gremaud (2002), para levar o crédito às camadas excluídas, os governos têm criado políticas de financiamento público, as quais têm apresentado problemas de alcance, eficiência e focalização, deixando de atingir o público-alvo e falhando na seleção e monitoramento dos clientes, resultando em não pagamento e má aplicação do

crédito, inviabilizando a sustentabilidade das políticas.

O programa de microcrédito rural Agroamigo tem como missão (BNB, 2020) contribuir para o desenvolvimento da agricultura familiar na área de atuação do Banco do Nordeste, mediante a concessão de microcrédito rural, produtivo, orientado e acompanhado, de forma sustentável, promovendo a geração de renda, inclusão produtiva, diversificação das atividades e melhoria da qualidade de vida dos agricultores familiares na Região.

O Agroamigo é um programa de microcrédito rural produtivo orientado, criado em 2005, que tem como visão (BNB, 2020) ser referência mundial no mercado de micro finanças rurais por sua excelência no atendimento aos agricultores familiares, gerando produção e renda de forma sustentável.

As operações rurais com recursos subsidiadas no Brasil possuem um histórico de elevada inadimplência, porém para Maia et al. (2012) a metodologia do Agroamigo modificou a situação de inadimplência do PRONAF B (grupo de agricultores familiares inscritos no Pronaf com renda familiar anual de até R\$ 23 mil), principalmente por conta da função do agente de microcrédito.

O Programa foi capaz de inovar nos projetos e de influir na gestão das propriedades, bem como na qualidade da relação dos produtores com os atores institucionais e com o mercado. Hoje os produtores tem conta aberta no Banco do Nordeste, cartão de débito, seguros e poupança, além da possibilidade transacionar com o Banco e o mercado através dos meios digitais. Houve uma mudança positiva na visão do crédito como oportunidade de geração de renda, o que foi legitimado pelos atores sociais, contribuindo para a redução do risco de crédito das operações.

A gestão interna do Agroamigo ganhou eficiência. Mas, ainda há grandes desafios no que se refere à articulação de políticas públicas locais, à avaliação qualitativa e participativa do Programa, à integração digital do meio rural e aos processos de aprendizagem coletiva, buscando maior efetividade no combate à pobreza rural.

O Agroamigo é dividido em duas modalidades de crédito, sendo o para o tipo “Agroamigo crescer” cada operação de crédito limitada a R\$ 5.000,00, e o “Agroamigo Mais” com cada operação limitada a R\$ 15.000,00, o bônus de adimplência será concedido somente para os clientes que não excedam o montante de R\$ 15.000,00 emprestados. A taxa de juros do programa é definida por determinação legal e varia conforme o programa de crédito, sendo pré-fixada em 0,5% ao ano para o Agroamigo crescer, e para as demais linhas de crédito os juros podem ser prefixados de até 4,0% a.a. (quatro por cento ao ano) ou taxa pós-fixada composta de parte fixa de até -1,08% a.a. (um inteiro e oito centésimos por cento ao ano negativo),

acrescida do Fator de Ajuste Monetário (FAM).

Os agentes de microcrédito do programa Agroamigo elaboram as propostas de crédito e acompanham o financiamento dos clientes. Eles são profissionais com nível médio, habilitados em Ciências Agrárias, e deve, preferencialmente, pertencer à comunidade local, além de conviver na zona rural.

O agente de crédito, em suas palestras, trata de assuntos relacionados ao programa, como condições operacionais, documentos necessários, melhor utilização do crédito, sistema de acompanhamento, pontualidade, responsabilidade ambiental, constituição de poupança, entre outros. Seguindo o processo, o agente entrevista o interessado, investiga o enquadramento e discute com o cliente a proposta de crédito. Nesse momento também é preenchido de forma eletrônica um questionário socioeconômico. Quando o agente elabora uma proposta de crédito que é aprovada, a operação passa a fazer parte da sua carteira, sendo ele o responsável enquanto a operação permanece ativa.

O acompanhamento é feito por meio de visitas às propriedades, para o Agroamigo Crescer o total destas visitas de acompanhamento, orientação e verificação da aplicação do crédito, deve corresponder a um mínimo de 15% da quantidade de financiamentos desembolsados no mês anterior. Já para o Agroamigo Mais, o agente de microcrédito realizará 1 (uma) visita de verificação da aplicação do crédito após cada liberação, para comprovar a realização das obras, serviços e aquisições realizadas em todas as operações contratadas e, anualmente, após a fase de desembolso, acompanhando 100% dos clientes, inclusive no período de carência. O total de 15% deste contato será realizado por meio de visita *in loco*. A carteira administrada pelo agente possuía em novembro de 2020 em média 1.277 clientes.

Os agentes, além da remuneração fixa, possuem remuneração variável, diretamente relacionada ao desempenho, medido pela quantidade de novos clientes, pela taxa de renovação, pelo total do saldo devedor da carteira dos inadimplentes e pelo total das prestações com mais de 90 dias de atraso.

Dessa forma, o agente de crédito possui papel estratégico, pois está em contato direto com a comunidade, conhece os hábitos da região, reconhece as oportunidades de investimento e identifica os potenciais tomadores de empréstimo. Os financiamentos são geridos pelo agente de crédito que tem uma relação personalizada com cada beneficiário do programa. Esse vínculo é importante nas motivações sociais construídas que levarão à adimplência ou à inadimplência (ABRAMOVAY, 2008). Este conhecimento do agente de crédito tanto do cliente como da região em que atua ajuda a reduzir o risco de seleção adversa aderente ao processo de crédito.

O sucesso de um programa de microcrédito exige disciplina, que é vital tanto da parte da instituição fornecedora dos empréstimos quanto da parte dos beneficiários. Para a instituição, a responsabilidade está diretamente ligada à sua sustentabilidade, à sua qualidade e à eficiência de seu serviço. É necessário que os agentes envolvidos efetuem um planejamento rigoroso das suas ações para que não se gere inadimplência elevada, visto que o dinheiro pago por um cliente é utilizado para o fornecimento de novos empréstimos a novos clientes, garantindo sustentabilidade à instituição.

Toneto Jr. e Gremaud (2002) afirmam que em diversas experiências de microcrédito rural ocorre uma mudança no foco, que passa a ser o domicílio, a renda da família, incorporando um conjunto de atividades que vão além da agricultura e pecuária, enquanto que no crédito agrícola tradicional a ênfase está na atividade e no estabelecimento rural.

Dessa forma, a capacidade de pagamento dos empréstimos por parte dos microempreendedores rurais é uma importante questão que tem sido alvo de diversos estudos. A inadimplência pode ocorrer de forma espontânea, relacionada com o risco de crédito ou moral, independente da vontade do tomador, decorrente de características do microempreendedor, como falta de experiência, ou, ainda, em virtude de condições ambientais mais severas.

Simtowe e Zeller (2007) examinaram a extensão da ocorrência de risco moral para os clientes de um programa de empréstimos no Malawi e encontraram que a seleção dos pares, o monitoramento, a pressão, os incentivos dinâmicos e variáveis que capturam a extensão dos problemas correspondentes explicam a maior parte da variação na incidência de risco moral entre grupos de crédito.

Mokhtar et al. (2012) pesquisaram os determinantes do reembolso do microcrédito na Malásia e encontraram que características como idade, gênero, tipo de negócio, prazo de pagamento, modo de reembolso e valor do reembolso influenciam no pagamento dos empréstimos. Os autores citam ainda que os clientes do gênero masculino, os clientes do setor agrícola e os de idade entre 46 e 55 anos têm problemas para pagar os empréstimos.

Sabendo que altas taxas de reembolso dos empréstimos estão diretamente relacionadas com a sustentabilidade das instituições de microcrédito, Okurut e Kinyondo (2009) investigaram os determinantes do reembolso nas instituições de microcrédito, na Tanzânia. Os autores encontraram que a experiência, o tempo de treinamento dos membros do grupo e as sanções, ou seja, ameaças de ações contra os membros do grupo no caso de *default*, têm efeitos positivos sobre o reembolso.

Para comparar o comportamento dos empreendedores agrícolas com o dos não

agricultores com relação ao pagamento dos empréstimos, Weber e Musshoff (2012) investigaram instituições financeiras, também na Tanzânia, e encontraram que a inadimplência é menos frequente nas empresas agrícolas.

O estudo de Onyeagocha et al. (2012) analisa fatores institucionais que afetam a taxa de reembolso de instituições financeiras no sudeste da Nigéria. Das características investigadas, a experiência dos agentes de crédito está diretamente relacionada com a taxa de reembolso, ou seja, quanto maior a experiência do agente de crédito, maior a possibilidade de recuperação do empréstimo. Os autores argumentam que esse resultado é possível porque os agentes de crédito sabem quando, como e onde poderão pressionar os clientes para efetuarem os pagamentos. Além disso, eles podem se familiarizar com os clientes ao longo dos anos.

Stiglitz e Weiss (1981) recomendam que os bancos devam examinar clientes e selecionar os "bons" devedores dos "maus", além de monitorar para se certificar de que eles usam os empréstimos para a finalidade pretendida. O monitoramento cuidadoso e uma estreita relação com os devedores são importantes para detectar precocemente qualquer problema, assegurando uma maior taxa de reembolso (ROSLAN et al., 2007).

Nawai e Shariff (2010) concluem em sua revisão de literatura que os problemas de reembolso são questões críticas das instituições de micro finanças, em que a taxa de inadimplência é a principal causa do fracasso. Os autores citam ainda que, para reduzir esses problemas, é preciso uma estreita relação entre o credor e o devedor por meio do monitoramento, do consultor de negócios e reuniões regulares.

Segundo Maia et al. (2012), a metodologia adotada pelo Agroamigo foi importante para o aperfeiçoamento do Programa Nacional de Fortalecimento da Agricultura Familiar (PRONAF) Grupo B. O Agroamigo estabeleceu um mediador da relação entre os agricultores familiares e o Banco do Nordeste, que foi o agente de crédito. Essa metodologia foi eficaz para reduzir o nível de inadimplência do PRONAF B, principalmente devido ao papel dos agentes de microcrédito. Os agentes estabelecem uma relação pessoal com os mutuários, prestam esclarecimentos sobre o financiamento, enfatizando os compromissos dos mutuários e as consequências do inadimplemento.

Para este trabalho foi criado o conceito de *default*, que difere do conceito de inadimplência normalmente utilizado pelas instituições financeiras. Mostrando-se diferente do conceito utilizado pelo Banco do Nordeste no programa Agroamigo, tendo em vista que considera em *default*:

- Todas as operações do período analisado, não excluindo aquelas baixadas do ativo;

- Operações com pelo menos uma parcela em atraso, independente do tempo, quando no conceito de inadimplência são consideradas apenas as operações de crédito com parcelas em atraso acima de 90 dias;
- *Default* é um conceito de análise histórica, enquanto inadimplência é uma análise de posição;

As atividades realizadas pelos agentes de microcrédito, na prática, exigem grande esforço e compromisso na aplicação das políticas administrativas, além de conhecimento do entorno e das necessidades dos clientes. Sendo assim, a contribuição desse trabalho consiste em incluir a participação do agente para verificar o impacto sobre a probabilidade de inadimplência. Para isso, serão estimados modelos de probabilidade de inadimplemento com efeitos aleatórios, modelo multinível, como será mostrado na próxima seção.

3 METODOLOGIA

3.1 Modelos multiníveis de escolha discreta

O modelo logístico multinível será utilizado, com o efeito aleatório determinado pelo agente de crédito comum a vários beneficiários. Como este é responsável pelos pagamentos de seu “portfólio” de clientes, com ganhos variáveis dependendo disto, assume-se, e testa-se, se existe uma correlação entre os beneficiários comuns. Assumem-se ainda efeitos fixos para todas as variáveis explicativas do modelo, que correspondem às características socioeconômicas dos clientes e as características dos financiamentos que podem influenciar o risco de *default* no programa Agroamigo (STATACORP, 2016; RABE-HESKETH; SKRONDAL, 2008).

O modelo apresenta variáveis associadas às unidades experimentais que o representam, para explicar as diferentes fontes de variabilidade da probabilidade de *default* e para estudar as possíveis relações entre as variáveis explicativas e a variável de resposta. Dessa forma, é possível ajustar um modelo que leve em conta às características intrínsecas dos financiamentos com as qualidades socioeconômicas dos clientes que o compõem e a participação do agente de microcrédito, este trabalho pode ser uma proposta de modelagem de risco de *default* para o programa ou uma ferramenta de direcionamento de esforços das equipes no acompanhamento e monitoração dos clientes.

Para isso, considere o modelo de um nível com M grupos independentes, e um conjunto de efeitos aleatórios condicionais u_i ,

$$\Pr(y_{ij} = 1 | u_i) = H(x_{ij}\beta + z_{ij}u_i) \quad (1)$$

para $i = 1, \dots, M$ grupos, de $j = 1, \dots, n_i$ observações. As respostas assumem um valor binário definido como $y_{ij} = 1$ se $dep\ var_{ij} \neq 0$, e $y_{ij} = 0$ caso contrário. No vetor $1 \times p$, x_{ij} , estão as covariáveis para os efeitos fixos, com coeficientes de regressão β . No vetor $1 \times q$, z_{ij} , estão as covariáveis dos efeitos aleatórios e podem ser usadas para representar os efeitos aleatórios e os coeficientes aleatórios. Os efeitos aleatórios u_i são M realizações de uma distribuição normal multivariada com média 0 e matriz de variância $q \times q$, Σ .

A função de distribuição acumulada logística, $H(\cdot)$, representa o preditor linear da probabilidade de sucesso ($y_{ij} = 1$), com $H(v) = \exp(v)/\{1 + \exp(v)\}$.

O modelo (1) também pode ser expresso em termos de uma resposta linear latente, onde $y_{ij} = I(y_{ij}^* > 0)$ é observado para.

$$y_{ij}^* = x_{ij}\beta + z_{ij}u_i + \varepsilon_{ij},$$

(2)

os erros ε_{ij} têm distribuição logística com média zero e variância $\pi^2/3$ e independentes de u_i .

A especificação para o modelo de um nível é dada por:

$$\log it[\Pr(y_{ij} = 1)] = \beta_0 + \beta_1 X_{ij} + u_i \quad (3)$$

onde $i = 1, \dots, 132$ carteiras, com $j = 1, \dots, n_i$ clientes na carteira i . A variável dependente assume o valor 1 (um) se o cliente estiver inadimplente ou mesmo que adimplente passou anteriormente por dificuldades financeiras que culminou em uma renegociação de dívidas e 0 (zero), se for adimplente sem renegociação de dívidas anterior na operação analisada. As variáveis independentes são representadas por X_{ij} . A estimação de modelos de regressão logística de efeitos mistos é feita por máxima verossimilhança com sete pontos de integração¹.

3.2 Base de dados e descrição das variáveis

As informações utilizadas neste trabalho são provenientes da base das operações de crédito ativas do programa Agroamigo do Banco do Nordeste do Brasil na posição Novembro/2020, referente às operações de crédito realizadas no Estado do Ceará, no período de 2014 a 2019, e da base de questionários socioeconômicos destes clientes. As operações de crédito realizadas durante o ano de 2020 não foram analisadas, tendo em vista que no momento da análise ainda não existiam reembolsos previstos para grande número destas operações.

¹ A integração numérica aproxima a integral por meio da soma ponderada do integrando em um conjunto de valores da variável que está sendo integrada. Quanto maior a quantidade de pontos, melhor é a aproximação do método (RABE-HESKETH; SKRONDAL, 2008).

A variável dependente binária assumirá os valores: 1 (um), se o indivíduo for inadimplente ou mesmo que adimplente tiver passado por dificuldades financeiras que acarretaram em renegociação de dívidas, considerados para esta análise como *default* e 0 (zero), se o indivíduo for adimplente sem histórico de renegociação de dívidas. As operações de crédito adimplentes são aquelas que não apresentam atraso, enquanto que em *default* têm pelo menos uma parcela vencida ou mesmo que adimplente passou no curso do financiamento por processo de renegociação de dívidas. As variáveis independentes utilizadas no modelo são descritas na Tabela 1.

Tabela 1 - Definição da variáveis independentes

CATEGORIA	CARACTERÍSTICAS/TIPO
Indivíduo	<p>Idade e Idade elevado ao quadrado – para verificar a curva U da idade (relação não linear, ou seja, quadrática entre idade e probabilidade de <i>default</i>).</p> <p>Tempo de Programa: tempo que o cliente está inscrito no programa.</p> <p>Gênero - Variável binária: 0 = Homem, 1 = Mulher.</p> <p>Nível Educacional - Condição educacional: nível fundamental incompleto, nível médio incompleto, nível superior incompleto, nível superior completo, escolaridade sem informação.</p> <p>Estado Civil: casado, solteiro ou outros (separado, divorciado, viúvo, etc.).</p> <p>Microempreendedor - Variável binária: 0 = Se o cliente não se declarou.</p> <p>Microempreendedor, 1 = Se o cliente se declarou Microempreendedor.</p>
Financiamento	<p>Porte do cliente – Variável binária: 0 = não Pronaf B, 1 = Pronaf B.</p> <p>Taxa de Juros - Variável binária: 0 = para taxas a partir de 0,5% a.a., 1 = para taxa de até 0,5% a.a.</p> <p>Valor do contrato - valor financiado para o cliente: até R\$ 5.000,00, acima de R\$ 5.000,00 até R\$ 10.000,00, e acima de R\$ 10.000,00.</p> <p>Ano do Contrato: ano em que o financiamento foi contratado, sendo considerados para análise os contratos do período de 2014 a 11/2020.</p>
Agente de Microcrédito	<p>Profissional responsável por fazer a gestão da carteira de clientes.</p> <p>Sendo responsável por aplicar a metodologia do programa em todas as etapas do crédito, da prospecção ao reembolso e posterior renovação de crédito retroalimentando o ciclo.</p>

Fonte: Elaborada pelo autor.

A base de dados é formada por mais de 100,1 mil clientes pronafianos, equivalente a 33,63% dos produtores considerados pronafianos no Estado do Ceará, de acordo com o Censo Agropecuário 2017 e suas 106,5 mil operações de crédito contratadas no programa. Cada cliente pode ter uma ou mais operações de abertura de crédito e outros podem, também, possuir

operações de abertura de crédito e/ou renegociadas. Para esta análise cada movimento no contrato (abertura de crédito ou renegociação de dívidas) é considerado operação de crédito objeto de análise.

A amostra objeto de estudo é composta de 106.491 operações de crédito que representam a quantidade total de operações ativas na posição Novembro/2020 para os contratos firmados entre os anos de 2014 e 2019 no Estado do Ceará. Deste total 46.249, 43,43%, estão em situação de inadimplência ou, mesmo que adimplentes, apresentaram dificuldades de pagamento que resultou em algum tipo de renegociação de dívidas, assim consideradas em *default*. Como o objetivo deste trabalho é propor uma modelagem de risco de *default* para o programa Agroamigo, tentar-se-á mostrar as características, em termos descritivos, dos financiamentos, dos beneficiários e a intervenção dos agentes de crédito que sensibilizam o risco de *default* dos financiamentos.

As análises descritivas são iniciais e de introdução para uma análise inferencial mais conclusiva que será feita com o modelo logit multinível. Em seguida mostramos os dados da amostra analisada por características específicas. O conceito de *default* utilizado neste trabalho se refere a operações de crédito com alguma parcela em atraso, adicionadas às operações que, mesmo adimplentes, passaram por processo de renegociação de dívidas. Este conceito difere do conceito de inadimplência, dentre outras características, porque considera como inadimplentes apenas as operações de crédito com atraso acima de 90 dias e desconsidera as operações que foram baixadas do ativo nos exercícios anteriores. Desta forma explicando a diferença entre o índice de *default* (43,43%) e o índice de inadimplência do programa em Dezembro de 2020 que foi de 2,48% (BNB, 2020).

Tabela 2 - Quantidade de operações adimplentes e *default*

Situação	Quantidade	%
Operações adimplentes	61.387	56,57%
Operações em <i>default</i>	46.249	43,43%
TOTAL	106.491	100,00

Fonte: Elaborada pelo autor.

O estado civil dos indivíduos é um importante fator associado à inadimplência. Espera-se que indivíduos casados tenham uma propensão maior a pagar corretamente do que indivíduos solteiros. Os atos praticados pelo indivíduo casado podem repercutir também sob sua família, isso, em tese, aumenta o nível de responsabilidade deste grupo de indivíduos.

Foram observados que temos 46,45% de beneficiários solteiros, os casados representam 49,41% do total dos entrevistados e todos os demais estados civis (viúvo, separado, divorciado, etc.) foram reunidos no estado civil outros, que representaram 4,14% do total.

Tabela 3 - Distribuição dos clientes por estado civil

	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Casado (A)	52.615	49,41%	22.962	49,65%	43,64%
Solteiro (A)	49.462	46,45%	21.050	45,51%	42,56%
Outros	4.414	4,14%	2.237	4,84%	50,68%
Total Geral	106.491		46.249		

Fonte: Elaborada pelo autor.

A expectativa dos casados terem propensão maior ao pagamento não se aplica nesta análise para os clientes do programa, tendo em vista que 43,64% dos casados estão em *default* e o percentual de solteiros foi de 42,56%. Dentre os clientes que estão em *default*, 49,65% dos clientes são casados. Os solteiros representam 45,51% e os demais estados civis 4,84%. Observa-se que os casados, embora representem 49,41% da amostra total, este percentual pouco se altera passando para 49,65% no grupo dos inadimplentes. Por outro lado os solteiros, viúvos e separados, que representam 50,59% do total de clientes, no grupo em *default* eles representam 50,35%. Observa-se aqui uma tendência de manter o percentual entre o geral da amostra e aqueles clientes que entram em *default* quando analisamos o estado civil dos clientes, tendendo mostrar leve inclinação dos solteiros a se manterem adimplentes frente aos casados.

A escolaridade é outro elemento importante, para caracterizar os beneficiários do programa. A relação entre educação e microcrédito pode ser vista sob duas óticas complementares: a primeira ressalta que os clientes com maior escolaridade tendem a ter mais sucesso nos seus empreendimentos e conseqüentemente ter melhores índices de reembolsos de operações de crédito. Por outro lado, espera-se que os menos escolarizados tenham maiores dificuldades em cumprir seus contratos perante a fonte financiadora.

Na amostra total foram observados indivíduos com nível de escolaridade até ensino fundamental incompleto (analfabetos, alfabetizados, fundamental incompleto) representam 59,91% dos beneficiários, os indivíduos com nível de fundamental completo, ensino médio (completo e incompleto) representam 36,48%. A fração dos indivíduos com ensino superior completo ou não fica em 0,71% e finalizando a amostra houve 2,90% que a informação da escolaridade não estava presente. Cabe destacar a aleatoriedade da seleção de clientes realizadas

pelo programa tendo em vista que do total de possíveis clientes, conforme Censo Agropecuário 2017, em torno de 15,0% dos produtores são analfabetos, 70,0% possuem até o ensino médio e apenas 4,0% possuem nível superior.

Tabela 4 - Distribuição dos clientes por nível de escolaridade

Escolaridade	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Analfabeto	18.255	17,14%	5.758	12,45%	31,54%
Ens. Fundamental Incompleto	45.542	42,77%	26.629	57,58%	58,47%
Ens. Fundamental Completo ou Médio Incompleto	25.451	23,90%	6.916	14,95%	27,17%
Ens. Médio Completo ou Superior Incompleto	13.397	12,58%	3.709	8,02%	27,69%
Nível Superior Completo ou mais	761	0,71%	153	0,33%	20,11%
Sem Informação	3.085	2,90%	3.084	6,67%	99,97%
Total Geral	106.491	100,00 %	46.249	100,00 %	

Fonte: Elaborada pelo autor.

É destacada a participação dos clientes com nível fundamental incompleto que 58,47% destes clientes figuram do grupo *default*, seguido pela participação dos analfabetos, 31,54%. Entre os beneficiários em *default*, 70,03% tem nível de escolaridade até o ensino fundamental incompleto, aumento considerável quando comparado à amostra total que este grupo ficou com 59,91%. Observa-se que 22,97% do *default* têm ensino fundamental completo ou nível médio, este grupo apresentou melhora significativa quando comparado com o total da amostra, que foi de 36,48%, finalizando com os 0,33% dos clientes em *default* que foram representados pelos clientes com nível superior completo. Números que mostram a queda do risco de *default* à medida que aumenta o nível de escolaridade do cliente.

Todos os níveis de escolaridade, a partir do fundamental incompleto, tiveram uma redução de participação entre os inadimplentes e diminui ao passo que o nível de escolaridade aumenta se comparado ao total, concluiu-se existir um efeito inverso do nível de escolaridade com o risco de *default* dos clientes. Logo, o baixo nível de escolaridade da área de atuação do programa é uma das barreiras a serem transpostas.

Há na literatura uma importante discussão acerca da importância de priorizar a mulher nas operações de microcrédito, tanto no meio urbano como no meio rural. Um dos

argumentos seria de que a mulher teria mais responsabilidade quanto ao pagamento dos financiamentos. Na amostra analisada, os homens representam a maioria dos clientes (56,66%), enquanto que as mulheres representam os 43,21% restantes, mostrando de forma relevante o foco no gênero feminino realizado pelo programa, tendo em vista que no Censo Agropecuário de 2017 as mulheres representavam apenas 18,7% dos produtores.

Tabela 5 - Distribuição dos clientes por gênero

Gênero	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Feminino	46.012	43,21%	19.069	41,23%	41,44%
Masculino	60.343	56,66%	27.044	58,47%	44,82%
Total Geral	106.355	100,00%	46.113	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

De fato, 58,47% dos clientes inadimplentes são do sexo masculino, frente a 56,66% da amostra total, isso pode indicar uma maior propensão do homem a não cumprir os contratos junto às instituições financiadoras. Contribuindo com o pressuposto da predisposição maior das mulheres em honrar os compromissos financeiros se comparado aos homens. Verifica-se que 44,82% dos homens tendem a se tornar inadimplentes frente a 41,44% das mulheres tendem a entrar em *default*.

Foram analisadas as idades dos beneficiários para verificar se a curva U da idade (relação não linear, ou seja, quadrática entre a idade e a probabilidade de atraso), onde se considera a hipótese de que exista maior probabilidade de *default* entre os mais novos e os mais velhos, exatamente porque as dificuldades de mercado são maiores para estes, é aplicável ao programa. Para tanto, foi realizado o estudo da média dos participantes do programa e a distribuição entre as faixas de idade. Dados que demonstra de forma efetiva a aleatoriedade da seleção de clientes realizadas pelo programa, pois conforme Censo (2017), cerca de 10,0% dos produtores tem entre 25 e 34 anos e de 35 a 64 anos temos o percentual de aproximadamente 70,0% dos produtores.

Tabela 6 - Distribuição dos clientes de idade por média

Variable	Obs	Mean	Std.Dev.	Min	Max
Idade	106.355	46.03331	13.74398	3.742642	120.9966

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 7 - Distribuição dos clientes por faixa etária

Faixa etária	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Até 18 anos	3	0,00%	3	0,01%	100,00%
De 18,01 a 30 anos	12.497	11,74%	3.635	7,86%	29,09%
De 30,01 a 45 anos	42.312	39,73%	19.712	42,62%	46,59%
De 45,01 a 60 anos	34.187	32,10%	15.055	32,55%	44,04%
Acima de 60 anos	17.356	16,30%	7.708	16,67%	44,41%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se que os beneficiários do programa na faixa etária de 18 a 30 são os mais propensos a realizar os pagamentos, tendo em vista que entre os beneficiários em *default*, este grupo representa 7,86% frente a 11,74% da amostra total e temos uma tendência de 29,09% dos clientes desta faixa etária entrar em *default*, probabilidade consideravelmente menor que as demais faixas de idade. Em sentido inverso, aparece a faixa etária de 30 a 45 anos, que saiu de uma participação de 39,73% da amostra total para 42,62%, quando observamos o grupo de clientes em *default*. Dentre as demais faixas etárias, não houve diferenças significativas em o total da amostra e os participantes que entraram em *default*. Situação do grupo na faixa etária de 30 a 45 anos pode demonstrar a necessidade de desviar as receitas da atividade para a subsistência da família.

Devido à metodologia de créditos crescentes à medida que às renovações acontecem, espera-se que o risco de *default* diminua ao tempo em que a instituição aumenta as informações sobre o tomador do crédito, para tanto foi analisado o tempo dos beneficiários no programa. Sendo feita a análise da média de tempo dos participantes e a divisão em faixas de tempo de participação.

Tabela 8 - Distribuição dos clientes por faixa de tempo de cadastro do programa

Variable	Obs	Mean	Std.Dev.	Min	Max
Tempo de cadastro	106.491	11.09255	5.651531	1.003174	36.6872

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 9 - Distribuição dos clientes por faixa de tempo de cadastro do programa

Tempo de cadastro no programa	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant	%	Quant	%	
	A		B		
Até 5 anos	19.059	17,90%	3.161	6,83%	16,59%
De 5 a 15 anos	57.883	54,35%	30.091	65,06%	51,99%
Acima de 15 anos	29.549	27,75%	12.997	28,10%	43,98%
	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Percebendo-se uma predisposição ao pagamento nas datas aprazadas maior entre àqueles clientes que possuem até 05 anos de programa, tendo em vista que de uma representatividade de 17,90% do público total analisado, este número cai para 6,83% quando observamos apenas clientes em situação de *default*, queda de 61,84% na participação, para este grupo de clientes apenas 16,59% tendem a entrar em *default*, situação oposta acontece para o grupo de clientes que possuem de 5 a 15 anos de cadastro no programa, tendo em vista que 51,99% destes clientes tendem a se tornar inadimplentes. Esta situação pode demonstrar uma maior propensão a pagamento nos primeiros anos de programa devido a vários fatores, acesso a bônus de adimplência ou expectativa de receber créditos maiores nas renovações, por exemplo. Quanto mais tempo exposto as intemperes do clima maior a probabilidade do beneficiário sofrer impactos negativos na geração de receita da atividade, este fator pode explicar parte do motivo pelo qual os beneficiários da faixa etária entre 05 e 15 anos teve sua situação de risco de *default* agravada, pois este grupo passou de uma representatividade de 54,35% da amostra total para 65,06% quando analisamos o grupo em *default*. Ao passar para faixa de clientes com mais de 15 anos de programa, percebemos uma tendência de estabilidade na participação deste grupo quando observado o total de clientes e àqueles em *default*, tal situação pode em parte ser explicada pela experiência do cliente na atividade e estabilidade de receitas, mesmo com as adversidades enfrentadas, devido o conhecimento do cliente de sua própria atividade.

Quanto ao valor dos financiamentos, observa-se que para aqueles de até R\$ 5.000,00 foram 91,49% das operações em análise, ficando com 1,30% as operações entre R\$ 5 e 10 mil e 7,22% as operações de valor de financiamento acima de R\$ 10.000,00.

Tabela 10 - Distribuição dos financiamentos por valor

Faixa de valor	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Até R\$ 5.000,00	97.424	91,49%	44.165	95,49%	45,33%
De R\$ 5.000,01 a R\$ 10.000,00	1.383	1,30%	554	1,20%	40,06%
Acima de R\$ 10.000,00	7.684	7,22%	1.530	3,31%	19,91%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Verifica-se que 95,49% dos contratos em *default* foram de até R\$ 5.000,00 frente a 91,49% do total da amostra, aumento de cinco pontos percentuais de participação, quando observamos os contratos de R\$ 5 a 10 mil, foi percebido uma participação de 1,3% da amostra total e 1,20% dentre os clientes em *default*, mostrando estabilidade nas participações destes clientes entre os grupos analisados. Para os contratos acima de R\$ 10 mil, tivemos uma participação de 7,22% do total de operações de crédito e queda considerável de participação para 3,31% ao analisar os clientes que tiveram dificuldades financeiras para pagamento dos financiamentos, vale destacar também que este grupo de clientes tem o menor percentual, 19,91%, de incidência entre os clientes em *default*.

Os resultados podem demonstrar efeitos da assimetria de informação, tendo em vista que no grupo dos financiamentos com menores valores estão os entrantes no programa. A diminuição do risco de *default* acontece à medida que o valor de contratação aumenta, demonstrando o aprendizado da instituição sobre os clientes e, por consequência, melhor seleção dos clientes que terão acesso a valores mais expressivos.

No que se refere ao prazo dos financiamentos, observa-se que 57,21% do total são no prazo de 24 meses, existindo 35,12% dos financiamentos com prazo maior que 24 meses, chegando ao prazo máximo de 120 meses, e com prazo menor que 24 meses tivemos 7,67% do total dos contratos.

Tabela 11 - Distribuição dos financiamentos por prazo

Prazo	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
24 Meses	60.922	57,21%	11.542	24,96%	18,95%
Maior que 24 meses	37.396	35,12%	30.124	65,13%	80,55%
Menor que 24 meses	8.173	7,67%	4.583	9,91%	56,07%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

No prazo de até 24 meses (57,21% do total), verifica-se no risco de *default* uma redução quando comparado às demais opções de prazo, visto que a participação deste grupo de financiamentos é de 24,96% dos clientes em *default*, situação evidenciada quando analisado o percentual de clientes deste grupo que entram em *default*, que foi de 18,95%, bem inferior aos demais grupos. Os contratos com prazo maior que 24 meses representam 35,12% do total e 65,13% em *default*, demonstrando que deve ser dada atenção diferenciada ao conceder prazos maiores de financiamento, destacando o fato de 80,55% destes contratos entrarem em *default*. Ao tempo em que os contratos com prazos menores que 24 meses partiram de uma amostra de 7,67% do total para 9,91% se considerarmos os *default*.

Analisando os portes dos beneficiários atendidos pelo programa, verifica-se que 81,80% são do porte Pronaf B, público alvo do programa, e 18,20% dos demais portes possíveis de atendimento. Cabe destacar que o Censo Agropecuário 2017 apresentou que, entre os produtores que cumpriam as condições para serem considerados pronafianos no Estado do Ceará, 297,6 mil, 90,94% são PRONAF B. Demonstrando a proximidade da proporção de clientes atendidos pelo programa com o geral do Estado do Ceará (amostra deste estudo).

Tabela 12 - Distribuição dos financiamentos por porte dos clientes

Tipo de Pronaf	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Demais Pronaf	19.378	18,20%	5.236	11,32%	27,02%
Pronaf B	87.113	81,80%	41.013	88,68%	47,08%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Em *default*, percebe-se que 11,32% são de porte diferente do Pronaf B, frente a 18,20% do total da amostra, fato que pode demonstrar um maior rigor na seleção destes clientes.

Já para o porte Pronaf B, a participação destes aumenta quando comparamos a amostra total, 81,80%, com aqueles do grupo que apresentaram dificuldade de pagamento, 88,68%, demonstrando ter um risco de *default* superior se comparado aos demais portes de clientes atendidos pelo programa. É destacada a diferença percentual de clientes que entram em *default*, visto que entre os Pronaf B 47,08% e outros Pronafs foi de 27,02% dentre os clientes que apresentaram dificuldades de honrar seus compromissos nos prazos.

A taxa de juros, mesmo sendo definida por determinação legal, é revista anualmente de acordo com o plano Safra do período, sendo um fator que sensibiliza a probabilidade dos clientes se manterem ou não adimplente. Verificou-se que 87,83% das propostas analisadas foram contratadas com taxas de juros de até 0,5% a.a. e as demais operações, 12,17%, foram contratadas com taxas acima de 0,5% a.a.

Tabela 13 - Distribuição dos financiamentos por taxa de juros

Taxa de juros	Total da amostra		Default		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Até 0,5%	93.534	87,83%	40.608	87,80%	43,42%
Maior que 0,5%	12.957	12,17%	5.641	12,20%	43,54%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Identifica-se manutenção de participação entre os clientes que entram ou não em *default*, tendendo a mostrar que a taxa de juros pouco interfere sobre o risco de *default* dos financiamentos.

Foi feita análise sobre os beneficiários de financiamentos que se declaram ou não microempreendedor, demonstrando o sentimento que o produtor rural tem com seu próprio estabelecimento, se o considera como um empreendimento rural (microempreendedor) ou apenas o meio de subsistência de sua família (não microempreendedor). Sendo percebidas mudanças pouco expressivas quando comparamos os clientes em *default* com o total da amostra.

Tabela 14 - Beneficiários que se declaram microempreendedor

Microempreendedor	Total da amostra		<i>Default</i>		B/A %
	Quant A	%	Quant B	%	
Microempreendedor	13.741	12,90%	5.630	12,17%	40,97%
Não Microempreendedor	92.750	87,10%	40.619	87,83%	43,79%
Total Geral	106.491	100,00%	46.249	100,00%	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para investigar se as evidências univariadas se mantêm na análise multivariada, foi estimado o modelo multinível com efeitos aleatórios para os agentes de microcrédito, cujo resultado será apresentado na próxima seção.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A base de dados do programa de microcrédito rural do Banco do Nordeste, Agroamigo, foi formada por 100,1 mil clientes e suas 106,5 mil operações de crédito distribuídas entre os 266 agentes de microcrédito. O levantamento consta dos contratos realizados pelo programa no Estado do Ceará entre os anos 2014 e 2019. Foi possível formar 7.964 grupos, quando isolamos o agente de crédito e o mês de contratação do financiamento, estas variáveis se comportam como corretoras da variância da probabilidade do cliente, no decorrer do tempo do contrato, entrar ou não em *default*. No estado do Ceará, o programa, na posição Novembro/2020, contava com pouco mais de 1.100 clientes por agente de crédito e, nesta análise, cada agente conseguiu realizar de 1 a 491 contratos diferentes por mês, com uma média de 13 contratos mensais.

Foi estimado o modelo de probabilidade de *default*, *logit* multinível, com *cluster* para os agentes de microcrédito e o mês em que o contrato foi assinado, com sete pontos de integração. Para verificar a necessidade de utilização de modelos com efeitos aleatórios, foram estimados os modelos de regressão logística de efeitos mistos e o *logit* normal. A inclusão do efeito aleatório ajusta o modelo por fatores não medidos e com isso, obtêm-se estimativas mais precisas da probabilidade de *default*. Na tabela 15 são apresentadas as partes fixas e aleatórias dos modelos².

² Em modelos de escolha discreta, como em modelos de regressão em geral, podem ser encontrados problemas na estimação, como o viés de seleção. No modelo proposto, o viés de seleção surge porque anteriormente os clientes tomaram a decisão de assumir, ou não, o empréstimo, ou seja, apenas os indivíduos que adquiriram o empréstimo são observados. Dessa forma, os resultados desse trabalho devem ser vistos com a devida cautela.

Tabela 15 - Regressão logística e de efeitos mistos da probabilidade de *default*

Características do Cliente AgroAmigo	Logit	Logit Multinível
Idade	-0.028 (0.005)**	-0.026 (0.007)**
Idade_2	0.00012 (0.00005)*	0.00009 (0.00006)
Tempo de programa	0.023 (0.002)**	0.029 (0.003)**
Mulher	-0.096 (0.024)**	-0.126 (0.031)**
Até Primeiro Grau Incompleto	-0.405 (0.057)**	-0.422 (0.073)**
Primeiro Grau Completo	-0.807 (0.061)**	-0.855 (0.078)**
Segundo Grau Completo	-0.983 (0.068)**	-1.052 (0.085)**
Superior Completo	-1.467 (0.189)**	-1.515 (0.198)**
Estado civil - Casado	-0.183 (0.026)**	-0.186 (0.032)**
Estado civil - Outros	0.128 (0.064)*	0.121 (0.078)
Microempreendedor	-0.347 (0.040)**	-0.349 (0.046)**
Características dos Financiamentos		
Prazo (em meses)	0.047 (0.001)**	0.042 (0.0007)**
Valor entre R\$ 5.000 e R\$ 10.000	-3.084 (0.075)**	-3.443 (0.079)**
Valor maior que R\$ 10.000	-7.424 (0.123)**	-7.808 (0.107)**
Taxa de juros < 0,5	3.034 (0.122)**	3.432 (0.089)**
2015	0.192 (0.076)*	0.179 (0.116)
2016	0.240 (0.074)**	0.273 (0.113)*
2017	0.342 (0.068)**	0.367 (0.106)**
2018	-1.267 (0.072)**	-0.711 (0.103)**
2019	-4.661 (0.071)**	-5.838 (0.103)**
	var(_cons[agente])	2.141 (0.088)**
	N	103,406
	ICC	0.394

Fonte: Elaborada pelo autor.

* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$. Base: Taxa de juros maiores que 0,5, ano de 2014, Valor do empréstimo menor que R\$ 5.000, homem, analfabeto, solteiro, não microempreendedor.

Primeiramente, foi estimado o modelo Logit, com o intuito de verificar se de fato há efeito de contexto com relação aos agentes de microcrédito e o mês de contratação do financiamento, em outras palavras, este modelo não condicional é estimado para testar a aleatoriedade dos coeficientes. Nota-se que o coeficiente do componente aleatório estimado no modelo Logit, assim como os coeficientes do modelo multinível estimado, foram estatisticamente significantes, com exceção do coeficiente para o estado civil outros, ou seja, rejeita-se a hipótese nula de não haver impacto da ação do agente de microcrédito sobre a decisão do cliente de entrar em *default*, admitindo que a atuação dos agentes de microcrédito e o mês em que o crédito é realizado apresentam probabilidade de risco de *default* distinto. A estimativa do efeito-grupo é identificada pelo cálculo do coeficiente intercalasse (ICC). Neste caso, pode-se afirmar que 39,40% da variância total são explicadas pelo modelo.

Para ter uma ideia precisa do impacto real das alterações marginais de cada variável sobre a amostra foram calculados os efeitos marginais médios, ou seja, as médias dos efeitos marginais em torno de cada observação individual. Os resultados encontram-se no Anexo A.

Quanto maior a variância atribuída ao nível agregador, mais se justifica investigar seus determinantes. Por isso, é necessário comparar a variância atribuída a agregados distintos para que se identifique qual o fator mais importante de dispersão. Os determinantes de cada nível podem ser utilizados para identificar os fatores que auxiliam na diversidade ambiental. Dessa forma, é preciso associar o comportamento dos indivíduos aos seus ambientes, ou seja, a operacionalização do microcrédito pode responder mais a determinantes das carteiras onde estão inseridos.

Os agentes de microcrédito operacionalizam o programa e acompanham os microempresários e contribuem para a redução dos custos de transação devido à conveniência oferecida pela proximidade dos agentes de crédito com os microempresários. Essa redução dos custos de transação, de acordo com a literatura sobre microcrédito³, diminui a inadimplência. A conveniência proporcionada pelos agentes pode até gerar uma utilidade maior do que taxas de juros mais baixas.

Dessa forma, percebe-se que o agente de microcrédito é fundamental na concessão do crédito e no acompanhamento dos recursos, bem como para as instituições de microcrédito que visam reduzir as dificuldades do acesso ao crédito e adequar a estrutura de fornecimento

³ Ver Bhatt e Tang (2002) e Okurut e Kinyondo (2009).

de crédito e serviços financeiros à população. Além disso, com o apoio dos agentes, os microempresários podem dedicar mais tempo ao negócio e investir em capital humano, por meio de cursos de formação e aperfeiçoamento.

No fator de risco estado civil que teve como referência a característica solteiro, tivemos o coeficiente negativo para o estado civil casado, demonstrando uma maior propensão ao pagamento dos financiamentos dos casados, o efeito marginal negativo de -0,7% do casado quando comparado ao solteiro demonstra a propensão maior dos casados em cumprir com suas obrigações financeiras nas datas aprazadas. Não teve significância estatística para o risco de *default* o estado civil outros.

A escolaridade é outro fator relevante para a caracterização do indivíduo adimplente. Espera-se que a escolaridade seja um fator negativamente relacionado ao risco de *default*. Pressuposto confirmado na análise dos coeficientes dos níveis de escolaridades que são negativos e crescentes à medida que aumenta o nível de escolaridade quando comparado ao nível base analfabeto, ou seja, o risco de *default* diminui com o aumento da escolaridade do beneficiário. O nível superior completo tem 8,94% menos chances de entrar em *default* quando comparado ao analfabeto. Uma provável explicação para tal fenômeno é que os indivíduos mais escolarizados tendem a ser mais eficientes na produção e comercialização e a ter maior entendimento das consequências diretas e indiretas da inadimplência.

O resultado acima indica que o capital humano pode estar relacionado ao melhor gerenciamento dos negócios, pois quanto mais instruídos os clientes melhor utilizam o crédito e sabem quanto esperar de retorno do investimento. Sendo assim, o fornecimento de treinamento e assistência técnica capacita os clientes para que utilize o crédito de forma prudente, reduzindo assim, as taxas o risco de *default*.

No aspecto idade foi verificada a curva U da idade invertida (relação não linear, ou seja, quadrática entre a idade e a probabilidade de atraso), onde foi validada a hipótese de que exista menor probabilidade de *default* entre os mais novos e os mais velhos, tal situação pode ser explicada, dentre outros motivos, devido às possibilidades de mercado para complemento de renda (aposentadoria, auxílios, etc.), e por consequência aumento indireto da capacidade de pagamento dos financiamentos.

Na literatura sobre microcrédito é verificada a importância do gênero no cumprimento dos deveres junto aos financiadores, o sinal negativo do coeficiente para sexo feminino indica uma menor probabilidade da pessoa do sexo feminino entrar em *default* quando comparado ao grupo referência masculino, sendo verificada através do efeito marginal uma probabilidade menor de *default* de 0,7% do feminino com relação ao masculino, logo o

resultado acima apresentado confirma que tal priorização pode ser uma estratégia correta a ser aplicada no Agroamigo visando à restituição dos capitais emprestados.

Foi percebida uma relação inversa entre o valor do crédito e o risco de *default*, visto que os coeficientes negativos e significantes para todas as faixas de valores dos contratos quando comparados à referência, financiamentos de até R\$ 5.000,00, demonstrou que, mantendo as demais condições do crédito, quanto maior o valor do financiamento, menor o risco de *default* do cliente no programa. Sendo observada a significativa redução de 52,97% do risco de *default* quando comparamos os contratos de valor acima de R\$ 10 mil com os contratos de valor até R\$ 5 mil. Legitimando que o sistema de empréstimos progressivos e os critérios de seleção para os beneficiários que terão acesso aos créditos com valores mais expressivos são eficazes na diminuição do risco de *default* do programa.

O ano em que o contrato foi realizado e o momento em que é realizada a análise podem influenciar no risco de *default* dos clientes, tanto devido à exposição dos empreendimentos a fatores ambientais adversos (secas, enchentes, estiagens, etc.), como a publicações de dispositivos legais de renegociação de dívidas bem vantajosos para o cliente, fazendo-o realizar algum tipo de renegociação de dívidas e assim ser considerado *default* nesta análise. Para os dados apresentados, verificamos o coeficiente positivo dos anos 2015, 2016 e 2017, demonstrando que, com relação a ano base 2014, os contratos realizados nestes anos tiveram uma probabilidade maior de *default*. E os coeficientes negativos para os anos 2018 e 2019 podendo indicar um melhor direcionamento dos créditos a partir destes anos no sentido de diminuir o risco de *default* do programa. Quando comparado aos contratos realizados no ano de 2014, os contratos realizados no ano de 2019 tiveram 59,09% menos de chances de entrar em *default*.

O coeficiente negativo na característica microempreendedor pode demonstrar que o fato do cliente do programa que considera sua atividade como empresarial, e não apenas como meio de subsistência, contribui positivamente para reduzir o risco de *default* do financiamento. Este microempreendedor rural tem probabilidade 2,0% menor de entrar em *default* quando comparado ao cliente do programa que não se considera empresário.

A taxa de juros cobrada dos clientes é fixada em dispositivos legais e revista anualmente na atualização do plano Safra para o período. O coeficiente positivo para taxa de juros de até 0,5% a.a., quando comparado à referência que foi maior que 0,5% a.a., pode demonstrar um efeito inverso, para estes clientes, do esperado pelo mercado que aumenta a taxa de juros do financiamento à medida que aumenta o risco do tomador. Foi observado que os financiamentos com taxas acima de 0,5% a.a. têm uma probabilidade de 17,28% menor de entrar

em *default* se comparados aos financiamentos com taxas de até 0,5%. a.a.

5 CONCLUSÕES

Este trabalho tentou verificar como características individuais e dos financiamentos influenciam no risco de *default* dos financiamentos, foram analisadas as operações de crédito realizadas no Estado do Ceará entre os anos 2014 e 2019 no âmbito do programa Agroamigo. Os resultados obtidos indicam que o assessor de microcrédito tem impacto sobre a probabilidade de variação do risco de *default* dos financiamentos com desvios padrões diferenciados entre os meses do ano em que o contrato foi realizado. Dessa forma, a proximidade do assessor com os microempresários é um modo de influenciar no pagamento do empréstimo e promover a disciplina financeira dos clientes.

Os modelos estimados revelaram o impacto positivo da ação do agente de microcrédito na manutenção da adimplência dos clientes. Contudo, por mais que esse impacto seja relevante, os resultados mostraram que a variância total é explicada também pelas diferenças entre características dos indivíduos e dos financiamentos.

Estudar a relação entre as características socioeconômicas dos clientes e dos financiamentos com o risco de *default* auxilia no fortalecimento de políticas, para o acompanhamento e monitoração do crédito, destinadas a reduzir o risco de *default* dos financiamentos. E, por conseguinte, tais políticas podem incentivar iniciativas que levem à maior sustentabilidade das instituições que ofertam o microcrédito.

Para reduzir o risco de *default*, é importante identificar os potenciais clientes que realmente têm capacidade de desenvolver um negócio viável. Verificaram-se menores fatores de risco para os clientes do gênero feminino, idade entre 18 e 30 anos e com melhores níveis educacionais. Sendo assim, essas características devem ser consideradas na avaliação de um potencial cliente ou na renovação de crédito no programa, principalmente para os beneficiários com até 05 anos de programa, qualificados para financiamentos acima de 5 mil, com prazo de 24 meses e taxa acima de 0,5% a.a., que apresentam menor probabilidade de figurar entre o grupo de clientes em *default*. Isso evidencia, em certa medida, que existem tanto fatores socioeconômicos como intrínsecos aos próprios financiamentos que podem impactar nos níveis de risco de *default* destes financiamentos. Cabe destacar que na literatura sobre crédito características como valor de financiamento e taxa de juros maiores (característica do produto “Agroamigo Mais”) tendem a aumentar o risco de *default* dos clientes, porém não se aplica aos financiamentos analisados, devido, provavelmente, a metodologia de 100% dos financiamentos serem acompanhados na fase pós desembolso pelo agente de crédito.

No que se refere à escolaridade, pode-se constatar que o investimento na área de educação por toda a sociedade é de fundamental importância para os empreendimentos. Os resultados demonstram que indivíduos mais escolarizados possuem vantagens para a inserção e manutenção de suas atividades no mercado, tendo em vista a seleção do próprio mercado por uma mão-de-obra mais qualificada e preparada para atender às suas exigências.

Porém, financiamentos para clientes com tempo de programa entre 5 e 15 anos, valores de empréstimos de até R\$ 5.000,00, prazo maior que 24 meses a taxa de juros de até 0,5%a.a., devem ser acompanhados de forma mais criteriosa, pois estes fatores estão diretamente relacionados à maior probabilidade de aumento do risco de *default* dos financiamentos.

Dessa forma, são necessárias ações que contemplem as características das carteiras dos assessores no intuito de gerar melhorias na gestão do programa e aproveitar as oportunidades locais. Isso pode proporcionar a expansão do Agroamigo, considerado importante impulsionador da redução da pobreza dos agricultores familiares. É fundamental um intenso e contínuo trabalho de formação dos assessores, tanto nos aspectos administrativos, como o esclarecimento das regras do financiamento e incentivos para manter a qualidade das carteiras, quanto nas suas relações pessoais com os beneficiários do programa Agroamigo. Esse trabalho com os assessores pode garantir uma relação mais duradoura entre o banco e os devedores, aumentar a disponibilidade de crédito e atenuar os problemas de risco moral e seleção adversa na contratação dos empréstimos, além de facilitar o monitoramento e o acompanhamento do crédito, superando, assim, problemas de informação assimétrica.

Para continuidade desta pesquisa, sugere-se que sejam feitas análises dos efeitos da atuação dos agentes de microcrédito em todo o programa e verificar se existe impacto da aplicação do bônus de adimplência sobre o risco de *default* dos financiamentos. Ademais, pode-se considerar analisar não apenas o risco de *default*, mas também os demais riscos envolvidos no mercado financeiro, pois este estudo, em especial, diz respeito aos financiamentos do Estado do Ceará no período de 2014 a 2019, mas, no crédito rural brasileiro as características e ações macroeconômicas, por exemplo, podem vir a ser relevantes, tanto quanto as características individuais, uma vez que há influências diversas sobre a decisão dos clientes em se manter ou não adimplentes.

REFERÊNCIAS

- ABRAMOVAY, R. **Alcance e limite das finanças de proximidade no combate à inadimplência: o caso do agroamigo**, 2008.
- ARMENDÁRIZ, A. B.; MORDUCH, J. **The economics of microfinance**, 2007.
- BANCO DO NORDESTE DO BRASIL. **Relatório 2020 – Programas de Microfinanças do Banco do Nordeste**, 2021. Disponível em: <<https://www.bnb.gov.br/documents/8047884/0/RELAT%C3%93RIO+2020++CREDIAMIGO+E+AGROAMIGO.pdf/c7f201d6-a503-3152-505e-f5c0e1022b03>>. Acesso em: 21 mai. 2021.
- BHATT, N.; TANG, S. Determinants of repayment in microcredit: evidence from programs in the United States. **International Journal of Urban and Regional Research**, [s. l.], vol. 26, n. 2, p. 360-76, 2002.
- CHINELATTO NETO, A.; FELÍCIO, R. S.; CAMPOS, D. **Métodos de monitoramento de modelo Logit de Credit Scoring**. In: Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, Rio de Janeiro Anais. Rio de Janeiro: ANPAD, 2007.
- ESPALLIER, B.; GUÉRIN, I; MERSLAND, R. **Women and repayment in microfinance**, 2009.
- JORION, P. Value-at-risk: the new benchmark for controlling market risk. **Irwin Professional Publishing**, Chicago, 1997.
- MAIA, G. B. S.; BASTOS, V. D.; DE CONTI, B. M.; ROITMAN, F. B. O pronaf b e o financiamento agropecuário nos territórios da cidadania do semiárido. **Revista do BNDES**, [s. l.], n. 37, 2012.
- MOKHTAR, S. H., NARTEA, G., GAN, C. Determinants of microcredit loans repayment problem among microfinance borrowers in Malaysia. **International Journal of Business and Social Research (IJBSR)**, [s. l.], v. 2, n.7, 2012.
- NAWAI, N.; SHARIFF, M. N. M. Determinants of repayment performance in microcredit programs: a review of literature. **International Journal of Business and Social Science**, [s. l.], vol. 1, n. 2, 2010.
- OKURUT, N. F.; KINYONDO, A. A. Determinants of loan repayment performance in microcredit institutions. **Selected Works of Abel A Kinyondo**, [s. l.], 2009.
- ONYEAGOCHA, S. U. O.; CHIDEBELU, S. A. N. D.; OKORJI, E. C.; ADA-HENRI UKOHA; OSUJI, M. N.; KORIE, O. C. Determinants of loan repayment of microfinance institutions in southeast states of nigeria. **International Journal of Social Science and Humanities**, [s. l.], vol. 1, n. 1, 2012.
- RABE-HESKETH, S.; SKRONDAL, A. Multilevel and longitudinal modeling using stata. **Stata Press Corporation**, Texas, 2008.

ROSLAN, A. H.; FAUDZIAH, Z. A.; MOHD SAIFOUL, Z. N.; RAHIMAH, M. Microfinance service for microenterprise: good practices and performance of selected microfinance institutions in Malaysia. **Journal of Yala Rajabhat University**, [s. l.], vol. 2, n. 1, 2007.

SIMTOWE, F.; ZELLER, M. **Determinants of moral hazard in microfinance: empirical evidence from joint liability lending programs in Malawi**, 2007.

STIGLITZ, E. J.; WEISS, A. Credit rationing in markets with imperfect information. **American Economic Review**, [s. l.], vol. 71, p. 393- 410, 1981.

TONETO JR., R.; GREMAUD, A. P. Microcrédito e o financiamento rural: recomendações de desenho e gestão a partir da experiência mundial. **Revista Planejamento e Políticas Públicas – PPP**, Brasília, n. 25, 2002.

WEBER, R.; MUSSHOF, O. **Microfinance for agricultural firms – credit access and loan repayment in Tanzania**. 123º EAAE Seminário Price Volatility and Farm Income Stabilisation. Modelling Outcomes and Assessing Market and Policy Based Responses. Dublin, 2012.

ANEXO A - EFEITOS MARGINAIS MÉDIOS

```
-----
-----
.      estat icc

Residual intraclass correlation

-----
              Level |          ICC   Std. Err.   [95% Conf. Interval]
-----+-----
              Idagmad |   .3942512   .0098678   .3750853   .413748
-----
.
end of do-file
-----
-----
```

```
.      margins r.dmulher

Contrasts of predictive margins          Number of obs = 103,406
Model VCE      : OIM

Expression    : Marginal predicted mean, predict()
```

```
-----
              |          df          chi2      P>chi2
-----+-----
              |          1          17.13      0.0000
-----
```

```
-----
              |          Contrast   Delta-method
              |          Std. Err.   [95% Conf. Interval]
-----+-----
              |
              |          dmulher |
              |          (1 vs 0) |  -.0074472   .0017993   -.0109739   -.0039205
-----
```

```
.
end of do-file
-----
-----
```

```
.      margins r.educ

Contrasts of predictive margins          Number of obs = 103,406
Model VCE      : OIM

Expression    : Marginal predicted mean, predict()
```

```
-----
              |          df          chi2      P>chi2
-----+-----
              |
              |          educ |
```

(1 vs 0)		1	30.50	0.0000
(2 vs 0)		1	101.14	0.0000
(3 vs 0)		1	129.10	0.0000
(4 vs 0)		1	69.52	0.0000
Joint		4	287.73	0.0000

		Contrast	Delta-method Std. Err.	[95% Conf. Interval]	
educ					
(1 vs 0)		-.02808	.0050841	-.0380447	-.0181154
(2 vs 0)		-.0540588	.0053753	-.0645942	-.0435235
(3 vs 0)		-.0651054	.0057301	-.0763361	-.0538747
(4 vs 0)		-.0894972	.0107337	-.1105349	-.0684596

end of do-file

. margins r.estciv

Contrasts of predictive margins
Model VCE : OIM

Number of obs = 103,406

Expression : Marginal predicted mean, predict()

		df	chi2	P>chi2
estciv				
(1 vs 0)		1	33.25	0.0000
(2 vs 0)		1	2.37	0.1233
Joint		2	43.76	0.0000

		Contrast	Delta-method Std. Err.	[95% Conf. Interval]	
estciv					
(1 vs 0)		-.010982	.0019047	-.0147151	-.007249
(2 vs 0)		.0074348	.0048251	-.0020222	.0168918

end of do-file

. margins r.valorc

Contrasts of predictive margins
Model VCE : OIM

Number of obs = 103,406

Expression : Marginal predicted mean, predict()

```
-----
```

	df	chi2	P>chi2
valorc			
(1 vs 0)	1	1289.39	0.0000
(2 vs 0)	1	3658.48	0.0000
Joint	2	5758.42	0.0000

```
-----
```

```
-----
```

	Contrast	Delta-method Std. Err.	[95% Conf. Interval]	
valorc				
(1 vs 0)	-.2901502	.0080804	-.3059874	-.274313
(2 vs 0)	-.5297758	.0087587	-.5469426	-.512609

```
-----
```

end of do-file

```
-----
```

```
. margins r.memprend
```

Contrasts of predictive margins
Model VCE : OIM

Number of obs = 103,406

Expression : Marginal predicted mean, predict()

```
-----
```

	df	chi2	P>chi2
memprend	1	60.06	0.0000

```
-----
```

```
-----
```

	Contrast	Delta-method Std. Err.	[95% Conf. Interval]	
memprend				
(1 vs 0)	-.0200609	.0025885	-.0251343	-.0149876

```
-----
```

end of do-file

```
-----
```

```
. margins r.tj_1
```

Contrasts of predictive margins
Model VCE : OIM

Number of obs = 103,406

Expression : Marginal predicted mean, predict()

```
-----
```

	df	chi2	P>chi2
tj_1	1	2191.48	0.0000

```
-----
```

```

-----
|
|           Delta-method
| Contrast   Std. Err.   [95% Conf. Interval]
-----+-----
|
|   tj_1 |
| (1 vs 0) |   .1728426   .0036922   .1656061   .1800792
-----

```

```

.
end of do-file

```

```

-----
.           margins r.ANO

```

```

Contrasts of predictive margins           Number of obs = 103,406
Model VCE      : OIM

```

```

Expression    : Marginal predicted mean, predict()

```

```

-----
|           df           chi2           P>chi2
-----+-----
| ANO |
| (2015 vs 2014) |           1           2.36           0.1245
| (2016 vs 2014) |           1           5.75           0.0165
| (2017 vs 2014) |           1          11.40           0.0007
| (2018 vs 2014) |           1          51.58           0.0000
| (2019 vs 2014) |           1         7456.80           0.0000
| Joint |           5         23860.49           0.0000
-----

```

```

-----
|           Delta-method
| Contrast   Std. Err.   [95% Conf. Interval]
-----+-----
| ANO |
| (2015 vs 2014) |   .0123261   .0080233   -.0033992   .0280514
| (2016 vs 2014) |   .0184008   .0076732   .0033617   .0334399
| (2017 vs 2014) |   .0242983   .0071953   .0101959   .0384008
| (2018 vs 2014) |  -.0579633   .0080705  -.0737811  -.0421454
| (2019 vs 2014) |  -.5909604   .0068436  -.6043735  -.5775473
-----

```

```

.
end of do-file

```