

ÍNDICE DE CAPACIDADE DE PAGAMENTO DOS CONSUMIDORES RESIDENCIAIS BT: UM MÉTODO BASEADO EM LÓGICA FUZZY

Reinaldo Castro Souza

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro Departamento de Engenharia Elétrica Rua Marquês de São Vicente 225, Gávea 22451-041, Rio de Janeiro - RJ reinaldo@ele.puc-rio.br

Jacques Roberto Musafir

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro musafir@terra.com.br

José Francisco Moreira Pessanha

UERJ – Universidade do Estado do Rio de Janeiro Rua São Francisco Xavier, 524, Sala 6028-B – Maracanã 20550-900, Rio de Janeiro – RJ professorjfmp@hotmail.com

Fernando Luiz Cyrino Oliveira

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro fcyrino@ele.puc-rio.br

Bruno Farias Dantas

PUC-RJ – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro brunodantasrj@gmail.com

Renato Domingues

Ampla Energia e Serviços S.A. Praça Leoni Ramos, 1, Bloco 2, 4º andar – São Domingos 24210-200, Niterói – RJ rdomingues@ampla.com

RESUMO

A inadimplência tem sido um dos principais problemas enfrentados pelas concessionárias de distribuição de energia elétrica. Logo, é fundamental que as concessionárias disponham de uma metodologia que permita avaliar antecipadamente a capacidade de pagamento das unidades consumidoras com o objetivo de formular estratégias capazes de mitigar o grau de inadimplência. Este trabalho insere-se neste esforço e tem como finalidade apresentar uma proposta baseada em Lógica Fuzzy para o cálculo de um índice de capacidade de pagamento de unidades consumidoras residenciais com o apoio de ferramentas de geoprocessamento.

PALAVRAS-CHAVE: geoprocessamento, inadimplência, lógica fuzzy, mapas.

ABSTRACT

The default rate has been one of the main problems faced by the electric distribution companies. It is therefore essential that the utilities provide a methodology to assess the ability to advance payment of consumer units with the aim of formulating strategies to mitigate the degree of default. This work is part of this effort and is to present a proposal based on fuzzy logic to calculate an index of ability to pay residential consumer units with the help of GIS tools **KEYWORDS: GIS, default, fuzzy logic, maps.**

1952



1. Introdução

As perdas de faturamento decorrentes do elevado índice de inadimplência nas contas de energia têm sido um dos principais problemas atualmente enfrentados pelas concessionárias de distribuição de energia elétrica. O risco de inadimplência faz parte de qualquer negócio, mas considerando que as concessionárias operam sob um regime de regulação incentivada, onde a tarifa é definida de forma a compartilhar com os consumidores uma parcela dos ganhos de produtividade das distribuidoras, a inadimplência concorre com o esforço das concessionárias para alcançarem as metas de produtividade impostas pelo regime de regulação tarifária. Portanto, a inadimplência representa uma ameaça ao equilíbrio econômico-financeiro das concessões e ao modelo de regulação tarifária (ARAÚJO, 2007; INSTITUTO ACENDE BRASIL, 2009).

O combate à inadimplência visa recuperar o faturamento perdido e baseia-se nos procedimentos formais definidos pela gestão comercial das empresas em conformidade com as regras estabelecidas pelo agente regulador. No entanto, estes instrumentos não tem sido suficientes e tal fato indica a necessidade de desenvolvimento de novas estratégias que visem não somente a recuperação do faturamento perdido, mas que também atuem preventivamente para evitar a ocorrência da inadimplência.

O estabelecimento de índices robustos e informativos tem sido bastante empregado nas concessionárias de energia (MENDES et. al, 2005). Este trabalho se insere no esforço de combate à inadimplência e teve como objetivo o desenvolvimento de uma metodologia para estimação de um índice de capacidade de pagamento dos consumidores residenciais e a sua espacialização na área de concessão de uma distribuidora de energia elétrica, um valioso instrumento para formulação de estratégias de combate à inadimplência.

Esse artigo apresenta uma metodologia para o cálculo do Índice de Capacidade de Pagamento em nível regional e individual e a formulação dos mapas representativos desse índice. O artigo é organizado em seis seções. A seguir, na seção 2 é definido o Índice de Capacidade de Pagamento (ICP). Na seqüência, a metodologia para o cálculo do ICP, baseada em Lógica Fuzzy, é descrita nas seções 3 e 4. A metodologia proposta encontra-se implementada em um aplicativo computacional desenvolvido pelos autores com a finalidade de agilizar o cálculo do ICP. A representação espacial dos resultados é discutida na seção 5 e contou com o uso de sistemas de informação geográfica. Por fim, na seção 6, são explicitadas as principais conclusões do trabalho.

2. Índice de capacidade de pagamento (ICP)

O ICP proposto é um número entre zero (0) e um (1) que expressa a capacidade de um cliente da classe residencial estar em dia com o pagamento das faturas de energia elétrica. Um valor nulo para o ICP indica que o cliente não tem capacidade de pagar as faturas de energia, é inadimplente ou fica em dívida com a concessionária durante um longo período de tempo. Por outro lado, um ICP unitário indica que o cliente está sempre em dia com o pagamento das faturas e que o valor pago está adequado à renda média desse cliente. Valores entre zero (0) e um (1) indicam situações intermediárias entre estes dois extremos. Esse índice também pode ser aplicado para expressar a capacidade média de pagamento de uma região ou área geográfica préestabelecida. A sua utilização e análise, tanto em nível regional como individual, permite o estabelecimento de estratégias preventivas de combate à inadimplência.

3. Metodologia para o cálculo do ICP

A capacidade de pagamento de um cliente residencial depende de uma série de fatores, entre os quais podem ser destacados: o rendimento domiciliar, o consumo de energia elétrica, a participação da conta de energia no orçamento domiciliar (peso da conta) e a duração do atraso



no pagamento da conta. Logo, a determinação do ICP passa pelo estabelecimento de um conjunto de relações entre os quatro fatores supracitados.

Contudo, alguns destes fatores, como o peso da conta, não são conhecidos com precisão em cada um dos clientes residenciais atendidos pela concessionária. Esta pode apenas inferir se a participação da conta no orçamento domiciliar é alta ou baixa com base no consumo da unidade consumidora ou no valor da fatura.

Afirmações como "O consumo domiciliar é baixo" ou "A participação da conta de luz no orçamento familiar é alta" são exemplos de variáveis lingüísticas, ou seja, sentenças expressas em linguagem natural em que a magnitude da variável é definida de forma imprecisa ou vaga. Por exemplo, na sentença "A participação da conta de luz no orçamento familiar é alta" não é informado a partir de que valor esta participação pode ser considerada alta, mas apesar desta imprecisão na definição do que seja uma participação alta, tem-se a capacidade cognitiva para estabelecer algum juízo de valor e classificar uma participação de 10% como sendo alta e uma participação de 1% como sendo não alta, por exemplo. Mas como trabalhar com variáveis lingüísticas? Em situações como esta, a Lógica Fuzzy (OLIVEIRA, 1999; OLIVEIRA et al., 2007) tem se mostrado bastante útil, pois trata de situações em que há imprecisão na descrição das propriedades de um fenômeno (MENDES et al. 2009).

A. Sistema de inferência fuzzy

O ICP de um cliente residencial é calculado em função da média do seu histórico anual de atrasos no pagamento da conta e da participação estimada da conta no seu orçamento domiciliar, definida como a razão do valor médio da conta de energia pela renda domiciliar. No entanto, as concessionárias não dispõem de informações sobre os rendimentos domiciliares dos seus clientes residenciais. As poucas informações disponíveis em nível de clientes são o consumo, o número de dias de atraso no pagamento da conta e os valores das faturas. Em função da imprecisão resultante das aproximações necessárias para contornar a escassez de variáveis disponíveis no nível dos clientes, propõem-se um sistema de inferência fuzzy para calcular o ICP de cada cliente residencial. O sistema proposto é ilustrado na Figura 1.

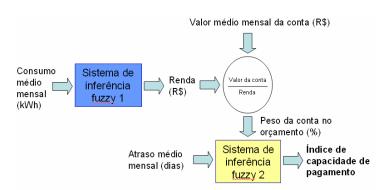


Figura 1. Sistema de Inferência Fuzzy

As variáveis de entrada do sistema são as informações dos clientes disponíveis no cadastro de faturamento: a duração média (em dias) dos atrasos no pagamento da conta nos últimos 12 meses, a média do valor da conta (R\$) nos últimos 12 meses e a média do consumo de energia elétrica (kWh) nos últimos 12 meses. A variável de saída do sistema é o ICP do cliente.

Conforme ilustrado na Figura 1, o sistema completo é composto por dois sistemas de inferência fuzzy em uma estrutura hierárquica. Inicialmente, o sistema de inferência Fuzzy 1 gera uma estimativa do rendimento médio domiciliar do cliente a partir de seu consumo médio de energia elétrica. Na seqüência, esta renda estimada é combinada com a despesa média do cliente com energia elétrica para calcular a participação (o peso) da conta no orçamento do cliente. Por



fim, o sistema de inferência Fuzzy 2 define o valor do ICP a partir do nº médio de dias em atraso e do peso da conta no orçamento domiciliar.

B. Sistema de inferência Fuzzy 1

No âmbito do projeto foi conduzida uma pesquisa por amostragem junto a 1000 clientes residenciais atendidos pela concessionária analisada. Esta pesquisa confirmou a relação entre o consumo de energia elétrica e o rendimento médio domiciliar, seja este declarado pelo próprio cliente ou estimado a partir de suas posses com base no Critério de Classificação Econômica Brasil - CCEB (ABEP, 2008). O CCEB é um critério de classificação sócio econômica (BUSSAB & FERREIRA, 1999) e tem como objetivo estimar o potencial de compra das famílias e sugerir a segmentação do mercado em classes econômicas (estratos sociais), PEREIRA (2004). Na Figura 2 a linha no interior de cada caixa representa o consumo mediano em cada classe de renda do CCEB. O crescimento do consumo mediano de energia elétrica com o nível de renda sugere uma relação direta entre estas duas variáveis.

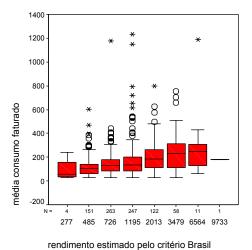


Figura 2. Consumo de energia e rendimento domiciliar

Cada nível de rendimento domiciliar do CCEB está associado com uma classe socioeconômica: A1 (R\$ 9733), A2 (R\$ 6564), B1 (R\$ 3479), B2 (R\$ 2013), C1 (R\$ 1195), C2 (R\$ 726), D (R\$ 485), E (R\$ 277). Por sua vez, as classes socioeconômicas guardam uma associação com as faixas de consumo dos consumidores residenciais, conforme ilustrado pelo mapa da Figura , gerado pela aplicação da análise de correspondência (LEBART et al.,2000) aos dados da pesquisa.

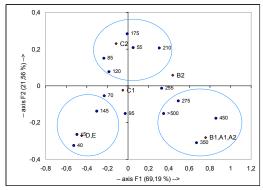


Figura 3. Faixas de consumo e classes socioeconômicas



As associações indicadas na Figura 3 são bem definidas, por exemplo, as classes de menor renda D e E estão associadas com as menores faixas de consumo, enquanto as faixas de maior renda, B1, A1, A2 estão associadas com as faixas de consumo mais elevadas.

Estes resultados mostram que o consumo de energia elétrica é uma boa *proxy* da renda média domiciliar (FRANCISCO et al., 2007). Assim propõe-se estimar a renda domiciliar a partir do consumo de energia elétrica por meio de um sistema de inferência fuzzy. A inferência fuzzy baseia-se em um conjunto de regras tipo *IF-THEN* fornecida por especialistas ou extraída de dados numéricos. Estas regras têm a seguinte forma geral:

$$Se < \underline{antecedente} > então < \underline{conseqüente} >$$

Na regra acima, o antecedente e o conseqüente são expressos em linguagem natural por meio de conjuntos fuzzy. Logo, as regras fuzzy mapeiam conjuntos fuzzy de entrada em conjuntos fuzzy de saída.

Neste caso, propõe-se a seguinte base de regras para estimar o rendimento domiciliar (as rendas apresentadas são as mesmas consideradas pelo CCEB) em função do consumo de energia elétrica do domicílio:

SE consumo é alto ENTÃO consumidor é classe A (renda R\$ 8.148,00)

SE consumo é moderado alto ENTÃO consumidor é classe B (renda R\$ 2.746,00)

SE consumo é médio ENTÃO consumidor é classe C (renda R\$ 960,50)

SE consumo é moderado baixo ENTÃO consumidor é classe D (renda R\$ 485,00)

SE consumo é baixo ENTÃO consumidor é classe E (renda R\$ 277,00)

Na Figura 4 são apresentados os conjuntos fuzzy dos antecedentes da base de regras que caracterizam o nível de consumo. A delimitação dos domínios destes conjuntos baseou-se nos resultados da pesquisa de campo junto aos consumidores da concessionária, por exemplo, nas estatísticas descritivas (quartis, mediana e média) dos consumos de energia elétrica observados na amostra.

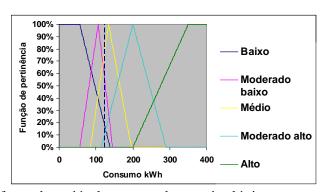


Figura 4. Conjuntos fuzzy da variável consumo de energia elétrica em uma unidade consumidora residencial

A estimativa do nível da renda domiciliar da unidade consumidora residencial é obtida pelo processo de *defuzzyficação*, que neste caso consiste em ponderar os rendimentos das classes socioeconômicas do CCEB pelo grau de pertinência do consumo na classe socioeconômica, assim:

RENDA =
$$p(A)$$
 x 8148 + $p(B)$ x 2746 + $p(C)$ x 960,5 + $p(D)$ x 485 + $p(E)$ x 277 (1)

Em que p(j) é o grau de pertinência na classe socioeconômica j. Por exemplo, um consumo médio mensal de 125 kWh tem pertinência não nula nos seguintes conjuntos fuzzy, conforme ilustrado na Figura 4:



13% no consumo moderado alto 82% no consumo médio 51% no consumo moderado baixo 16% no consumo baixo

Portanto as regras ativadas são as seguintes:

SE consumo é moderado alto ENTÃO consumidor é classe B (R\$ 2746,00)

SE consumo é médio ENTÃO consumidor é classe C (R\$ 960,50)

SE consumo é moderado baixo ENTÃO consumidor é classe D (R\$ 485,00)

SE consumo é baixo ENTÃO consumidor é classe E (R\$ 277,00)

Aplicando a *defuzzyficação* obtém-se a estimativa do rendimento médio domiciliar para a unidade consumidora com consumo de 125 kWh:

RENDA =
$$0 \times 8148 + 0.13 \times 2746 + 0.82 \times 960.5 + 0.51 \times 485 + 0.16 \times 277 = R$ 884.00$$
 (2)

Percorrendo o consumo de 0 até 500 kWh e calculando a renda domiciliar estimada pode-se construir a curva renda-consumo, uma função que relaciona o consumo médio mensal com a renda média mensal domiciliar, conforme mostrado na Figura 5. A função estima a renda média mensal domiciliar correspondente a um determinado nível de consumo médio mensal (kWh).

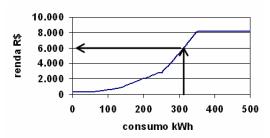


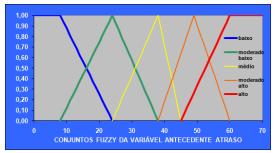
Figura 5. Curva Renda x Consumo

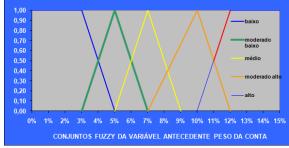
C. Sistema de inferência fuzzy 2

Conforme ilustrado na Figura 1, as variáveis de entrada do sistema de inferência Fuzzy 2 são o atraso médio mensal e o peso da conta. O atraso médio mensal é obtido no cadastro de consumidores da concessionária, enquanto o peso da conta é calculado pela razão entre o valor médio da fatura, também obtida no cadastro, e o rendimento domiciliar estimado pelo sistema de inferência Fuzzy 1. A seguir, na Tabela 1 são apresentados os intervalos que definem o domínio de cada conjunto fuzzy das variáveis antecedentes do sistema de inferência Fuzzy 2. Na seqüência, estes conjuntos são apresentados graficamente nas Figuras 6 e 7.

Tabela 1. Intervalos dos conjuntos fuzzy de entrada

Conjuntos fuzzy	Variáve	el atraso	Variável peso da conta			
Conjuntos fuzzy	Limite inferior	Limite superior	Limite inferior	Limite superior		
Alto	45	527	10%	20%		
Moderado alto	38	60	7%	12%		
Médio	24	45	5%	9%		
Moderado baixo	8	38	3%	7%		
Baixo	0	24	0%	5%		





(a) Conjuntos da variável Atraso

(b) Conjuntos da variável peso da conta

Figura 6. Conjuntos fuzzy dos antecedentes

Os intervalos dos conjuntos fuzzy da variável atraso (Tabela 1 e Figura 6a) foram definidos com base nos procedimentos de cobrança atualmente adotados pela concessionária, cujas ações tomadas pela distribuidora variam em função da duração no atraso do pagamento da fatura de eletricidade. Para atrasos com durações maiores que 7 dias, a ação da concessionária pode variar desde a telecobrança (até 23 dias de atraso), passando pela notificação do corte (até 37 dias de atraso) e o corte do fornecimento de eletricidade (até 44 dias de atraso) até ações no SPC/Serasa e na justiça quando os atrasos ultrapassam 45 dias. Por sua vez, os intervalos dos conjuntos fuzzy da variável peso da conta (Tabela 1 e Figura 6b) foram definidos com base nos resultados da pesquisa de campo envolvendo 1000 clientes residenciais.

A combinação dos cinco conjuntos fuzzy relativos aos atrasos com os cinco conjuntos fuzzy relativos ao peso da conta no orçamento domiciliar gera uma base com 25 regras tipo *IF-THEN*, por exemplo:

SE atraso baixo E peso da conta baixo ENTÃO capacidade de pagamento alta

As 25 regras podem ser organizadas na matriz de regras ilustrada na Tabela 2 (matriz cromática), onde as cores são as legendas dos conjuntos fuzzy conseqüentes, descritos na Tabela 3.

Tabela 2. Matriz cromática das regras fuzzy

li)	PESO DA CONTA									
ATRASO	baixo	moderado baixo	médio	moderado alto	alto					
alto										
moderado alto										
médio										
moderado baixo										
baixo										

Tabela 3. Conjuntos fuzzy da capacidade de pagamento

Canacidada da nacamento	Domínios dos conjuntos fuzzy conseqüentes					
Capacidade de pagamento	Limite inferior	Limite superior				
alta (azul)	80%	100%				
moderada alta (verde)	50%	100%				
média (amarelo)	25%	75%				
moderada baixa (laranja)	0%	50%				
baixa (vermelho)	0%	25%				

Os cinco conjuntos fuzzy do conseqüente têm forma triangular, conforme indicado na Figura 7.

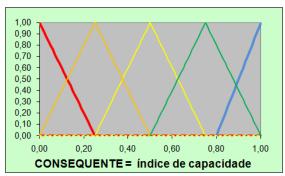


Figura 7. Conjuntos fuzzy conseqüentes

O atraso médio mensal assume valores positivos quando os pagamentos são efetuados em atraso. Nestes casos, esta variável registra a duração média dos atrasos no pagamento da fatura de eletricidade. Porém, ressalta-se que o atraso médio mensal pode assumir valores negativos, no caso dos pagamentos serem realizados antes do vencimento, e valor nulo quando todos os pagamentos são realizados na data de vencimento. Por esta razão, o sistema conta com mais duas regras, perfazendo um total de 27 regras fuzzy:

SE atrasos acima de 45 dias ENTÃO capacidade de pagamento é nula SE atrasos menor ou igual a zero ENTÃO capacidade de pagamento é plena (100%)

Para ilustrar a aplicação do sistema de inferência fuzzy, considere uma unidade consumidora residencial com 12 dias de atraso no pagamento da fatura e peso da conta no orçamento igual a 10,9%.

A *fuzzyficação* dos valores de entrada ativa dois conjuntos fuzzy na variável atraso (conjunto Baixo com pertinência 78% e conjunto Moderado Baixo com pertinência 22%) e dois conjuntos fuzzy na variável peso da conta (Moderado Alto com pertinência 53% e Alto com pertinência 47%), conforme ilustrado nas Figuras 8 e 9.

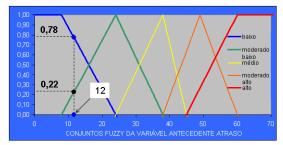


Figura 8. Conjuntos ativados na variável Atraso



Figura 9. Conjuntos ativados na variável Peso da Conta

A ativação dos conjuntos Fuzzy indicados acima implica na ativação de quatro regras:



SE atraso baixo E peso da conta moderado alto ENTÃO capacidade de pagamento moderada baixa (verde)

Grau de ativação da regra = $0.75 \times 0.55 = 0.41$

SE atraso baixo E peso da conta alto ENTÃO capacidade de pagamento moderada baixa (verde) Grau de ativação da regra $= 0.75 \times 0.45 = 0.34$

SE atraso moderado baixo E peso da conta moderado alto ENTÃO capacidade de pagamento média (amarelo)

Grau de ativação da regra = $0.25 \times 0.55 = 0.14$

SE atraso moderado baixo E peso da conta alto ENTÃO capacidade de pagamento moderada alta (laranja)

Grau de ativação da regra = $0.25 \times 0.45 = 0.11$

O conjunto fuzzy da variável de saída (capacidade de pagamento) é obtido pela composição dos conseqüentes ativados. O conjunto conseqüente "capacidade de pagamento moderada baixa" (verde) é ativado por duas regras fuzzy, uma com grau de ativação de 41% e outra com grau de ativação de 34%, logo a pertinência do conjunto fuzzy verde é o máximo entre estes dois valores, ou seja, 41%. A pertinência do conjunto fuzzy capacidade de pagamento médio (amarelo) é 14% e do conjunto fuzzy capacidade de pagamento moderada baixa (laranja) é 11%, cada um ativado por uma regra. O resultado da composição é o conjunto fuzzy hachurado na Figura 10.

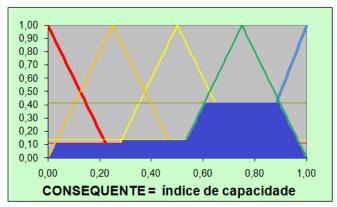


Figura 10. Resultados fuzzy

A abscissa do centro de gravidade do conjunto hachurado fornece o ICP igual a 59,9% para um cliente com atraso de 12 dias (< 45 dias) e peso da conta de 10,9%. O modelo fuzzy avalia o grau de verdade na proposição lógica "a capacidade de pagamento é alta", neste caso o grau é 59,9%.

4. ICP por região geográfica

Quando a metodologia é aplicada para o cálculo do ICP em áreas geográficas, a metodologia dispensa o uso do sistema de inferência fuzzy 1, apresentado na Figura 1, que gera uma estimativa do rendimento médio para cada domicílio e as variáveis de entrada do sistema passam a ser calculadas pela média dos dados de todos os consumidores da área ao invés do uso dos valores individuais.

Em relação à área de concessão como um todo, estimam-se os Índices de capacidade de Pagamento para cada município e também para cada área de ponderação, em função desses serem os limites geográficos utilizados pelo IBGE para o agrupamento dos dados do Censo. Como o



IBGE já fornece a renda média domiciliar dessas áreas, não há necessidade de se estimar a renda. Utiliza-se diretamente o dado fornecido pelo Censo e, nos períodos intermediários, entre um Censo e outro, interpola-se os valores de acordo com os dados anuais das PNADs (Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios) ou outro sistema de correção. Nesse projeto, utilizaram-se os dados de 2007 e para a renda municipal adquiriu-se os dados da empresa TARGET Marketing (Empresa especializada em pesquisas de mercado e que produz o banco de dados - BRASIL EM FOCO – IPC TARGET, com o perfil sócio-econômico dos 5.564 municípios brasileiros, atualizado anualmente).

Além da determinação da renda é necessário calcular o consumo médio, o faturamento médio e a média de atraso de pagamento para cada uma das áreas. Os dados dessas três variáveis são levantados e tratados simultaneamente e todos provêem da base de dados da concessionária. Para o cálculo da média dessas variáveis utilizou-se um período de doze meses e trabalhou-se inicialmente com a média mensal.

Em função da base cadastral não trazer nenhuma referência à área de ponderação, os dados disponíveis originalmente só podem ser trabalhados individualmente, isto é, por unidade consumidora, e agregados por município. Assim, para que também seja possível a agregação dos dados por área de ponderação, faz-se necessário anexar aos dados das variáveis às informações relativas ao georreferenciamento do ponto de entrega de energia (PEE) de cada domicílio. Dessa forma, utilizando-se as bases cartográficas da área de ponderação obtidas no IBGE e um *software* de georreferenciamento – ArcGIS – foi possível agrupar as informações para o nível proposto.

A seguir, a Figura 11 exemplifica o agrupamento de um conjunto de domicílios em uma área de ponderação no município de Niterói. Após um grupo de clientes serem alocados espacialmente dentro do município a que pertencem, é feita a seleção dos clientes de uma determinada área de ponderação, conforme indica a linha azul clara. De acordo com os clientes selecionados, calculam-se as médias das variáveis que alimentam o cálculo do ICP daquela respectiva área de ponderação.

O mesmo ocorre com as variáveis de cada município. Entretanto, neste caso, não há necessidade de utilização do georreferenciamento tendo em vista que a indicação do município já pertence aos dados cadastrais de cada domicílio.

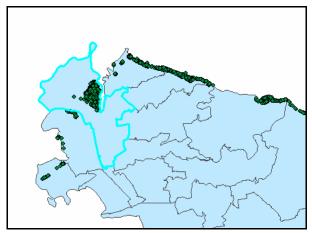


Figura 11. Clientes por área de ponderação

5. Representação espacial do ICP

Depois de calculada as médias de consumo, renda, faturamento e atraso, as participações por faixa de atraso e do próprio ICP por município e áreas de ponderação, constróise as tabelas de dados municipais e por áreas de ponderação que serão inseridas no *software* ArcGIS para elaboração dos mapas temáticos. A essas tabelas podem ser agregadas todas as informações disponíveis que sejam de interesse da concessionária. Por exemplo, existem dados de IDH (Índice de Desenvolvimento Humano) e posses de equipamentos disponibilizados pelo



IBGE que podem ser utilizados. A seguir, na Tabela 4, apresenta-se uma planilha simplificada contendo as informações para o cálculo do índice e a geração dos mapas.

Tabela 4. Planilha Municipal															
Código do Município	Empresa	Municipio	Rendimento médio domiciliar 2007 Target	Media Cons Lido	Media Cons Fat	Media Fat (R\$)	Media mensal dias Atraso pag	Atraso Classe1 - Até 0 dias	Atraso Classe2 - de 1 a 7	Atraso Classe3 - de 8 a 23	Atraso Classe4 - de 24 a 37	Atraso Classe5 - de 38 a 44	Atraso Classe6 - de 45 a 59	Atraso Classe7 - de 60 a 90	Atraso - Classe8 > 90
Cod_Mun	Empresa	Municipio	R_m_d_2007	M_c_lido07	M_c_fat07	M_fat_07	M_atraso07	M_atr_ate0	M_atr_1a7	M_atr_8a23	M_atr24a37	M_atr38a44	M_atr45a59	M_atr60a 90	M_atrsup91
330010	Ampla	Angra dos Reis	1.719	146,7	142,9	71,9	11,2	31,4%	21,1%	31,8%	11,0%	1,2%	1,2%	1,0%	1,2%
330015	Ampla	Aperibé	1.348	129,1	126,9	58,5	7,8	36,9%	24,2%	26,5%	9,6%	1,1%	0,7%	0,5%	0,5%
330020	Ampla	Araruama	1.563	134,5	132,6	71,4	9,4	41,5%	20,6%	24,5%	8,6%	1,1%	1,2%	1,0%	1,5%
330022	Ampla	Areal	1.609	142,9	140,9	69,3	13,5	27,2%	18,0%	33,0%	15,9%	1,6%	1,4%	1,2%	1,5%
330023	Ampla	Armação dos Búzios	1.807	231,6	228,1	124,3	10,3	34,8%	22,2%	29,2%	9,5%	0,9%	1,2%	1,0%	1,2%
330025	Ampla	Arraial do Cabo	1.745	124,6	122,4	68,6	11,0	40,0%	20,7%	23,7%	9,6%	1,4%	1,4%	1,3%	2,0%
330050	Ampla	Bom Jardim	1.519	130,8	129,0	63,5	9,3	34,0%	23,6%	28,3%	11,0%	0,9%	0,7%	0,6%	0,8%
330060	Ampla	Bom Jesus do Itabapoana	1.481	133,5	131,9	64,6	11,2	34,7%	19,8%	26,1%	13,9%	2,0%	1,4%	0,9%	1,2%
330070	Ampla	Cabo Frio	1.688	140,5	137,5	74,8	10,6	38,0%	21,8%	25,4%	9,2%	1,2%	1,3%	1,2%	1,8%
330080	Ampla	Cachoeiras de Macacu	1.499	117,5	113,9	53,8	9,5	36,6%	23,3%	28,4%	6,8%	0,7%	1,1%	1,4%	1,6%
330090	Ampla	Cambuci	1.313	120,6	117,8	50,6	8,6	37,8%	24,0%	24,2%	10,0%	1,1%	1,0%	0,9%	1,1%
330100	Ampla	Campos dos Goytacazes	1.520	134,9	130,2	61,1	13,2	30,8%	20,0%	28,6%	13,8%	2,1%	1,9%	1,3%	1,5%
330110	Ampla	Cantagalo	1.562	132,4	130,1	58,4	9,2	36,8%	24,6%	25,7%	8,8%	1,1%	0,9%	0,9%	1,3%

Tabela 4 Planilha Municipal

Finalmente, é possível criar mapas temáticos diferenciando cada espaço geográfico, conforme a Figura 12.

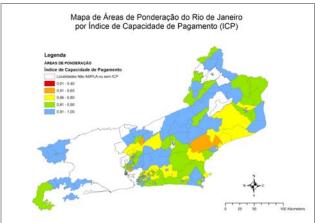


Figura 12. ICP por Área de Ponderação

6. Conclusões

330093 Ampla Carapebus

O presente trabalho apresentou uma metodologia baseada em Lógica Fuzzy para o cálculo do índice de capacidade de pagamento, um indicador robusto do nível de inadimplência a que a concessionária está sujeita. Ferramentas de georreferenciamento foram empregadas e os índices definidos foram formados desde o nível de clientes até municípios. Para operacionalização da ferramenta, um sistema simples foi desenvolvido com vistas à implementação, atualização e utilização da metodologia proposta neste artigo para definição de estratégias de combate à inadimplência para as concessionárias de energia do país.

A título de exemplo, o modelo proposto foi aplicado aos registros médios mensais dos 8.116 clientes residenciais localizados em um dos municípios atendidos pela companhia. Neste universo de clientes, o modelo atribuiu índices de capacidade de pagamento (ICP) superiores a 90% em 4.570 casos (clientes com elevada capacidade de pagamento), um montante próximo ao total de 4.812 clientes que efetivamente pagaram as faturas com até sete dias de atraso, o prazo máximo aceitável pela empresa.

Vale ressaltar que dentre as variáveis utilizadas no modelo, com exceção do rendimento domiciliar, todas são provenientes dos dados cadastrais da empresa. Apenas o rendimento é estimado e quanto melhor for essa estimativa, melhor será a qualidade dos resultados obtidos. O



bom resultado alcançado sugere a adequação da modelagem fuzzy proposta para a relação entre o rendimento domiciliar e o consumo de energia elétrica.

Cabe ressaltar que a proposta apresentada não se restringe à utilização de parâmetros específicos na definição dos limites de classificação de cada variável (consumo, atraso, renda, peso da conta) e do próprio ICP. Os limites adotados, neste artigo, para os domínios dos conjuntos fuzzy servem apenas de referência e não só podem como devem ser modificados e adaptados para a realidade de cada concessionária, de modo a melhor expressar a capacidade de pagamento, seja do município, área de ponderação ou consumidor, de acordo com os interesses da concessionária e da estratégia que se pretende adotar para a prevenção da inadimplência.

Referências Bibliográficas

ABEP – Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa. Adoção do CCEB 2008. Critério de Classificação Econômica Brasil. São Paulo, 2008b. Disponível em: http://www.abep.org/novo/Content.aspx?SectionID=84>. Acesso em: 05 maio 2010.

Araújo, A.C.M. Perdas e inadimplência na atividade de distribuição de energia elétrica no Brasil. *Tese de Doutorado*, UFRJ, 2007.

Bussab, W. O. e Ferreira, M. (1999) Critério Brasil de Estratificação Socioeconômica: Aspectos Demográficos. In: CLADEA, 34. San Juan, Porto Rico. Anais.

Francisco, E.R., Aranha, F., Zambaldi, F. e Goldzsmidt, R. Electricity Consumption as a Predictor of Household Income: a Spatial Statistics Approach. In: Davis, Clodoveu Augusto; Monteiro, Antonio Miguel. (Org.). *Advances in Geoinformatics*. 1a. ed. Berlin: Springer, 2007, v., p. 267-282.

Instituto Acende Brasil, Cadernos de Política Tarifária: Análise do processo de revisão tarifária e da regulação por incentivos, nº 5, dezembro 2007, disponível em http://www.acendebrasil.com.br/site/secoes/Estudos.asp, Acessado em 23 de setembro de 2009.

Lebart, L., Morineau, A. e Piron, M. *Statistique Exploratoire Multidimensionnelle*, 3^e édition, Dunod, Pairs, 2000.

Mendes, E.L., Souza, R.C. e Soares, T.M. (2005). Uma investigação para determinar um intervalo de confiança para o IASC via Bootstrap. In: Anais XXXVII SBPO, Gramado, RS.

Mendes, E. L., Lourenço, P.M. e Souza, R.C. (2009), Extracting Fuzzy Rules for Electrical Load Pattern Identification and Forecasting. In: ISF, Hong Kong. Annals of The 29th International Symposium on Forecasting.

Oliveira Jr., H.A. Lógica Difusa: aspectos práticos e aplicações. Editora Interciência, Rio de Janeiro, 1999

Oliveira Jr., H.A., Caldeira, A.M., Machado, M.A.S., Souza, R.C. e Tanscheit, R. *Inteligência computacional aplicada a administração, economia e engenharia em Matlab*. Thomson Pioneira, São Paulo, 2007.

Pereira, V.R. Métodos Alternativos no Critério Brasil para Construção de Indicadores Sócio-Econômicos: Teoria de Resposta ao Item. *Dissertação de Mestrado*, PUC-Rio, Departamento de Engenharia Elétrica, 2004.