

# Avaliação da Proporção de Crianças Obesas Beneficiadas pelo Programa Bolsa Família nas Regiões do Brasil

## Assessment of the Proportion of Obese Children Benefited by Family Allowance Program in the Regions of Brazil

André Antonio de Oliveira

Departamento de Estatística

Universidade Federal da Paraíba – UFPB, João Pessoa, PB.

*andreoliveira53@hotmail.com*

Tatiene Correia de Souza

Departamento de Estatística

Universidade Federal da Paraíba – UFPB, João Pessoa, PB.

*tatiene@de.ufpb.br*

**Resumo:** Este artigo tem como objetivo avaliar e explicar a proporção de crianças obesas, entre 0 e 5 anos de idade, beneficiadas pelo Programa Bolsa Família no ano de 2014, e identificar para cada região do Brasil os fatores que influenciam a obesidade desses indivíduos. Utilizamos o modelo de regressão beta proposto por Ferrari & Cribari-Neto com a finalidade de explicar a obesidade infantil por região. Os resultados mostram que para as Regiões Norte e Sudeste o gasto *per capita* com o Programa Bolsa Família apresentou influência positiva na obesidade, ou seja, quanto mais se gastou com o referido programa assistencial, maior foi a incidência de crianças obesas. Nos municípios das Regiões Sul e Centro-Oeste, a renda *per capita* influenciou negativamente na obesidade infantil. Na Região Nordeste, nos municípios com uma maior taxa de desemprego e um maior percentual de pobres, houve uma tendência a apresentar uma maior incidência de obesidade em crianças.

**Palavras-chave:** Bolsa Família; modelo de regressão beta; obesidade.

Recebido em 12/08/2015 - Aceito em 10/11/2015.

RECEN 18(1) p. 55-80 jan/jun 2016 DOI: 10.5935/RECEN.2016.01.03

**Abstract:** Our objective is to evaluate and explain the proportion of obese children, between 0 and 5 years old, benefited by the Family Allowance Program in the year of 2014. Additionally, our aim is to map each Brazilian region focusing on the factors that influence their obesity. The beta regression model proposed by Ferrari & Cribari-Neto is used to explain the obesity facts in children for each Brazilian Region. The results show that in the North and Southeast Regions the per capita spending with the Family Allowance Program presented positive influence in the obesity, ie, the more it is spent with the assistance program, the higher the incidence of obese children. In the municipalities of the South and Midwest Regions, the per capita income had a negative influence on the obesity in children. In the Northeast Region, in the municipalities with higher rate of unemployment and higher percentage of underprivileged people, there was a tendency to present a higher incidence of obese children.

**Keywords:** beta regression model; Family Allowance Program; obesity.

## 1 Introdução

A obesidade é um dos problemas de saúde pública cada vez mais comum nos dias atuais e que afeta toda a população independente de sexo, faixa etária ou classe social. O Ministério da Saúde [1] define a obesidade como sendo uma doença crônica caracterizada pelo excesso de gordura corporal, que causa prejuízos à saúde do indivíduo. Este problema pode estar relacionado principalmente com a alimentação, falta de exercícios físicos ou fatores genéticos e pode desencadear outras doenças mais graves como diabetes e doenças cardiovasculares.

Essa questão tem se tornado ainda mais preocupante por atingir crianças e adolescentes em grande escala. Segundo a Organização Mundial de Saúde [2], a obesidade infantil é um problema global que está atingindo muitos países de baixa e média renda. Em 2013, o número de crianças com excesso de peso, com idade inferior a cinco anos, estava estimado em mais de 42 milhões, sendo que 31 milhões vivendo em países em desenvolvimento.

No Brasil, segundo dados divulgados pela Secretaria de Direitos Humanos da Presidência da República (SDH/PR) [3] em um estudo sobre a alimentação adequada de crianças e adolescentes, apenas 1,9% das crianças com menos de 5 anos de idade apresentaram baixo peso. Em contrapartida, constatou-se 7,3% das crianças nessa faixa etária com excesso de peso, resultados esses referentes ao ano de 2006. Além do mais, segundo esse mesmo estudo, o estado nutricional na primeira infância repercute na vida adulta, e a incidência de obesidade em adultos tem crescido nos últimos anos em todas as regiões brasileiras.

Nesse contexto, diversos estudos buscaram um maior aprofundamento no tema da obesidade infantil. Abrantes et al [4] realizou um estudo sobre a prevalência de sobrepeso e obesidade em crianças e adolescentes das Regiões Nordeste e Sudeste, e concluiu que a prevalência de obesidade foi maior em crianças do que em adolescentes. Além do mais, a Região Sudeste apresentou uma maior prevalência de crianças obesas comparada à Região Nordeste. Moreira et al [5] objetivou identificar a prevalência de excesso de peso e sua associação com fatores econômicos, biológicos e maternos em menores de 5 anos da região semiárida do estado de Alagoas. Contudo, não foi evidenciada associação significativa entre o excesso de peso e as variáveis socioeconômicas estudadas.

Oliveira et al [6] afirmou que o governo brasileiro vem implantando programas de transferência de renda, como o Programa Bolsa Família, partindo do fato de que um incremento na renda familiar pode promover uma melhora no estado nutricional das crianças. Segundo Segall-Corrêa et al [7], as políticas de transferência de renda podem exercer um papel fundamental na melhoria das condições sociais da população, principalmente entre aquelas pessoas que se encontram em situação de extrema pobreza.

Nesse cenário, um dos principais programas de transferência de renda é o Programa Bolsa Família. Criado em 2003 no governo do então presidente Lula, o Bolsa Família beneficia famílias em situação de pobreza e extrema pobreza em todo o país. Integra o Plano Brasil sem Miséria, que tem como foco de atuação os milhões de brasileiros com renda familiar *per capita* inferior a R\$ 77,00 mensais e está baseado na garantia de renda, inclusão produtiva e no acesso aos serviços públicos [8]. O Pro-

grama Bolsa Família é reconhecido internacionalmente como o maior programa de transferência de renda do mundo.

Segundo uma pesquisa realizada em 2008 pelo Instituto Brasileiro de Análises Sociais e Econômicas (IBASE) [9], com titulares do Cartão Bolsa Família, a maior parte do benefício recebido mensalmente era gasto principalmente com alimentação, e que uma das principais mudanças ocorridas nos hábitos alimentares após o recebimento desse auxílio foi o aumento no consumo de açúcares. 78% dos titulares disseram que passaram a comprar mais desse grupo alimentar. A pesquisa também concluiu que, no geral, prevalece na decisão de consumo da dieta das famílias os alimentos de maior densidade calórica e menor valor nutritivo, contribuindo para o aumento da prevalência de excesso de peso e obesidade.

Diversos autores buscaram associar o Programa Bolsa Família à situação nutricional dos beneficiários. Lima et al [10] apresentou como objetivo em seu estudo a verificação do estado nutricional da população adulta beneficiária do Programa Bolsa Família no município de Curitiba, no estado do Paraná, e observou uma prevalência de sobrepeso e obesidade em 56% dessa população. Cabral et al [11] estudou beneficiários desse mesmo programa em Maceió, no estado de Alagoas, e encontrou alta prevalência de desnutrição em crianças e adolescentes, mas excesso de peso em adultos. Acreditou-se no estudo que o excesso de peso tenha sido influenciado pelo aumento no consumo de alimentos com alta densidade energética, devido a renda extra proveniente do benefício.

Saldiva et al [12] avaliou as condições de saúde e nutrição de crianças menores de cinco anos e associou a qualidade do consumo alimentar aos beneficiários do Bolsa Família de um município do semiárido brasileiro. Um aspecto relevante identificado no estudo foi o consumo excessivo de guloseimas associado positivamente com crianças que pertenciam às famílias beneficiárias. Baseado nesse resultado, foi formulada a hipótese de que com o aumento da renda mensal, as famílias passaram a consumir mais alimentos com baixo valor nutricional. Silva [13], Monteiro et al [14], Cotta & Machado [15] e Wolf & Filho [16] também apresentaram como objetivo em seus estudos a avaliação da situação nutricional de beneficiários do Programa Bolsa Família.

O nosso objetivo, no presente artigo, é avaliar e explicar a proporção de crian-

ças obesas, entre 0 e 5 anos de idade, beneficiadas pelo Programa Bolsa Família no ano 2014, e identificar para cada uma das cinco regiões do Brasil os fatores que influenciam na obesidade desses indivíduos através de variáveis relacionadas às condições sociais, econômicas, demográficas e nutricionais dos beneficiários do Bolsa Família nos municípios brasileiros. Como a variável de interesse é uma proporção, é necessário o uso de modelos apropriados para essas situações. Para isso, utilizou-se o modelo de regressão beta proposto por Ferrari & Cribari-Neto [17]. A classe de modelos de regressão beta tem como objetivo permitir a modelagem de respostas que pertencem ao intervalo  $(0, 1)$ , por meio de uma estrutura de regressão que contém uma função de ligação, covariáveis e parâmetros desconhecidos.

O presente artigo encontra-se dividido em cinco seções. A seção 2 apresenta o modelo de regressão beta. Uma breve descrição dos dados encontra-se na seção 3. Na seção 4 foram apresentados os modelos de regressão beta considerando as cinco regiões brasileiras. Por último, na seção 5 são apresentadas as conclusões e considerações finais.

## 2 Modelo de regressão beta

A classe de modelos de regressão beta é comumente utilizada em modelagens de variáveis que assumem valores no intervalo unitário  $(0, 1)$ . Ferrari & Cribari-Neto [17], Paolino [18], Kieschnick & McCullough [19] e Ospina et al [20] utilizaram modelos de regressão para situações em que a variável resposta segue distribuição beta. Em tais modelos, assume-se que a resposta média é relacionada com um preditor linear por meio de uma função de ligação. O preditor linear envolve covariáveis e parâmetros de regressão desconhecidos. Esses modelos também são indexados por um parâmetro de dispersão, que em certas situações pode variar ao longo das observações [21–28].

Ferrari & Cribari-Neto [17] propuseram uma parametrização alternativa para a densidade beta que permite a modelagem da média da resposta através de uma estrutura de regressão, e que envolve também um parâmetro de precisão. A função de densidade beta nessa reparametrização tem a forma:

$$f(y; \mu, \phi) = \frac{\Gamma(\phi)}{\Gamma(\mu\phi)\Gamma((1-\mu)\phi)} y^{\mu\phi-1}(1-y)^{(1-\mu)\phi-1}, \quad 0 < y < 1 \quad (1)$$

em que  $0 < \mu < 1$  e  $\phi > 0$ . Aqui,  $E(y) = \mu$  e  $\text{var}(y) = \frac{V(\mu)}{1+\phi}$ , sendo  $V(\mu) = \mu(1-\mu)$ , a ‘função variância’,  $\mu$  é a média da variável resposta e  $\phi$  pode ser interpretado como o parâmetro de precisão.

Sejam  $y_1, \dots, y_n$  variáveis aleatórias independentes, em que cada  $y_t$ ,  $t = 1, \dots, n$ , segue a densidade apresentada em (1) com média  $\mu_t$  e parâmetro de precisão  $\phi_t$  sendo desconhecidos, o modelo de regressão beta (Ferrari & Cribari-Neto [17]) assume que a média satisfaz a seguinte relação funcional:

$$g(\mu_t) = \sum_{i=1}^k x_{ti} \beta_i = \eta_t \quad (2)$$

em que  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_k)^\top$  é um vetor de parâmetros de regressão desconhecidos ( $\beta \in \mathbb{R}^k$ ),  $x_{t1}, \dots, x_{tk}$  são observações de  $k$  covariáveis,  $\eta_t$  é o preditor linear e  $g(\cdot)$  é uma função estritamente monótona e duas vezes diferenciável, com domínio em  $(0, 1)$  e imagem em  $\mathbb{R}$ , denominada função de ligação. Portanto  $\mu_t = g^{-1}(\eta_t)$  e  $\text{var}(y_t) = \mu_t(1-\mu_t)/(1+\phi)$ . Além disso, podemos considerar ainda que o parâmetro de dispersão  $\phi_t$  varia ao longo das observações [28]. Desse modo, podemos admitir que o parâmetro de precisão é dado por:

$$h(\phi_t) = \sum_{j=1}^q z_{tj} \gamma_j = \vartheta_j \quad (3)$$

em que  $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_q)^\top$  é um vetor de parâmetros desconhecidos,  $z_{t1}, \dots, z_{tq}$  são observações de  $q$  covariáveis ( $k+q < n$ ) assumidas fixas e conhecidas e  $h(\cdot)$  é uma função estritamente monótona e duas vezes diferenciável que mapeia os pontos positivos da reta. Há várias possíveis escolhas para as funções de ligação  $g(\cdot)$  e  $h(\cdot)$ . Entre elas podemos utilizar a função de ligação logit

$$g(\mu) = \log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right) \quad (4)$$

ou a função probit

$$g(\mu) = \Phi^{-1}(\mu) \quad (5)$$

em que  $\Phi(\cdot)$  é a função acumulada da distribuição normal padrão, entre outras. Para maiores detalhes sobre as funções de ligação ver McCullagh & Nelder [29].

O logaritmo da função de verossimilhança é:

$$l(\beta, \gamma) = \sum_{t=1}^n l_t(\mu_t, \phi_t) \quad (6)$$

em que:

$$l_t(\mu_t, \phi_t) = \log \Gamma(\phi_t) - \log \Gamma(\mu_t \phi_t) - \log \Gamma((1 - \mu_t) \phi_t) + \{(\mu_t \phi_t - 1) \log y_t + (1 - \mu_t) \phi_t - 1\} \log(1 - y_t) \quad (7)$$

Como os estimadores de máxima verossimilhança de  $\beta$  e  $\gamma$  não possuem forma fechada, eles precisam ser obtidos numericamente maximizando a função de log-verossimilhança através de um algoritmo de maximização não-linear.

Sob certas condições de regularidade, temos que, para tamanhos de amostras grandes, a distribuição aproximada conjunta de  $\hat{\beta}$  e  $\hat{\gamma}$  é normal  $(k + q)$ -multivariada:

$$\begin{pmatrix} \hat{\beta} \\ \hat{\gamma} \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left( \begin{pmatrix} \beta \\ \gamma \end{pmatrix}, K^{-1} \right) \quad (8)$$

aproximadamente, sendo  $\hat{\beta}$  e  $\hat{\gamma}$  os estimadores de máxima verossimilhança de  $\beta$  e  $\gamma$ , respectivamente.

### 3 Descrição dos dados

Uma breve descrição das variáveis utilizadas nesse estudo está apresentada na tabela 1. As fontes de dados consultadas foram o Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil, o Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome (MDS), o Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional (SISVAN), o Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS) e o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Tabela 1. Descrição das variáveis utilizadas

Variáveis	Definição
<i>Obesidade_2014</i>	Proporção de crianças beneficiadas pelo Programa Bolsa Família entre 0 e 5 anos de idade com obesidade em 2014
<i>Obesidade_2010</i>	Proporção de crianças beneficiadas pelo Programa Bolsa Família entre 0 e 5 anos de idade com obesidade em 2010
<i>Sobrepeso</i>	Proporção de crianças beneficiadas pelo Programa Bolsa Família entre 0 e 5 anos de idade com sobrepeso em 2010
<i>Gastos</i>	Gasto com assistencialismo <i>per capita</i> em 2014 (Programa Bolsa Família)
<i>Renda</i>	Renda <i>per capita</i> em 2010
<i>Pobres</i>	Percentual de pobres em 2010
<i>IDH</i>	Índice de Desenvolvimento Humano em 2010
<i>Desemprego</i>	Taxa de desemprego em 2010
<i>Gini</i>	Índice de Gini em 2010
<i>Mortalidade</i>	Taxa de Mortalidade Infantil em 2010
<i>Analfabetismo</i>	Taxa de Analfabetismo entre pessoas acima de 15 anos de idade em 2010
<i>PIB</i>	Produto Interno Bruto <i>per capita</i> em 2011
<i>População</i>	População estimada do município em 2014
<i>Dummy</i>	Variável <i>dummy</i> : 1 se <i>População</i> > 50000 habitantes, 0 caso contrário

Na tabela 2, encontram-se algumas estatísticas descritivas como mínimo, primeiro quartil ( $Q_{1/4}$ ), mediana, média, terceiro quartil ( $Q_{3/4}$ ) e máximo das variáveis. Essas estatísticas são baseadas em 4957 observações. Com base nas suas análises, algumas conclusões podem ser feitas a respeito das variáveis. Em relação à variável obesidade no ano de 2014, o valor máximo encontrado foi de 0,9074, ou seja, no município correspondente a esse valor cerca de 91% das crianças que receberam o benefício do Programa Bolsa Família apresentaram obesidade, enquanto que 75% dos municípios obtiveram valores para essa mesma variável inferiores ou iguais a 0,1111. Já considerando o ano de 2010, 25% dos municípios obtiveram um percentual de obesos menor ou igual a 5,36%. Em relação ao sobrepeso, o valor máximo encontrado foi de 0,4462.

A variável gasto *per capita* com o Programa Bolsa Família no ano de 2014 foi obtida dividindo-se os gastos, em reais, com o referido programa assistencialista pela população estimada dos municípios no ano considerado. Com isso, temos que 50%

dos municípios apresentaram um gasto *per capita* com o referido programa assistencialista menor ou igual a R\$132,30, enquanto que o valor máximo encontrado foi de R\$2.839,00 reais. Considerando o percentual de pobres, temos que os valores de mínimo e máximo foram 0,42% e 78,59%, respectivamente.

Tabela 2. Estatística descritiva das variáveis utilizadas

Variáveis	Mínimo	Q <sub>1/4</sub>	Mediana	Média	Q <sub>3/4</sub>	Máximo
<i>Obesidade_2014</i>	0,0045	0,0588	0,0818	0,0919	0,1111	0,9074
<i>Obesidade_2010</i>	0,0039	0,0536	0,0779	0,0897	0,1087	0,8994
<i>Sobrepeso</i>	0,0041	0,0629	0,0806	0,0853	0,1013	0,4462
<i>Gastos</i>	2,30	65,75	132,30	155,80	234,70	2839,00
<i>Renda</i>	96,25	274,20	441,94	476,24	630,12	2043,74
<i>Pobres</i>	0,42	7,82	20,57	24,43	39,62	78,59
<i>IDH</i>	0,4200	0,6000	0,6600	0,6550	0,7100	0,8600
<i>Desemprego</i>	0,10	4,10	6,05	6,59	8,34	39,15
<i>Gini</i>	0,32	0,46	0,50	0,49	0,54	0,80
<i>Mortalidade</i>	8,49	14,10	17,40	19,65	24,30	46,80
<i>Analfabetismo</i>	1,04	8,49	13,98	16,68	24,80	44,40
<i>PIB</i>	2462,00	5594,00	10208,00	13765,00	16622,00	387137,00
<i>População</i>	1000	6207	12702	36773	26640	6453682

O Índice de Desenvolvimento Humano (*IDH*) médio encontrado foi de 0,6550. No caso do Índice de Gini (*Gini*), que mede o grau de desigualdade na distribuição de indivíduos segundo a renda domiciliar *per capita*, o valor médio encontrado foi de 0,49, sendo que o valor 0 corresponde a quando não há desigualdade (a renda domiciliar *per capita* de todos os indivíduos tem o mesmo valor) e o índice tende a 1 à medida que essa desigualdade aumenta. Já em relação a taxa de desemprego, o valor médio encontrado foi de 6,59. Para a variável mortalidade infantil, que considera o número de crianças que não deverão sobreviver ao primeiro ano de vida em cada 1000 crianças nascidas vivas, temos que 75% dos municípios apresentaram um valor menor ou igual a 24,30, ou seja, a cada 1000 crianças nascidas vivas, cerca de 25 não irão sobreviver ao primeiro ano de vida. O valor mínimo para o Produto Interno Bruto *per capita* corresponde a R\$2.462,00. Enquanto que 75% das observações apresentaram uma taxa de analfabetismo menor ou igual a 24,80.

Considerando a variável população, temos que o valor médio foi de 36,773 ha-

bitantes. Com o objetivo de complementar a análise sobre a influência do número de habitantes no estudo, foi criada a variável *Dummy*, que classifica os municípios como urbanos ou rurais. Nesse estudo, o município é classificado como urbano se sua população no ano de 2014 exceder 50.000 habitantes ( $Dummy = 1$ ), e é classificado como rural caso contrário ( $Dummy = 0$ ). Dos 4957 municípios considerados, 624 foram classificados como urbanos, representando um percentual de aproximadamente 12,59% do total de municípios.

Destacamos que a maior proporção de crianças obesas no ano de 2014 foi encontrada no Estado do Maranhão, no município de Paulo Ramos, enquanto que em Tumiritinga (Minas Gerais) foi encontrada a menor proporção. Já em relação ao sobrepeso infantil, a cidade de Calçado (Pernambuco) apresentou o maior valor. Para a variável gasto *per capita*, Campo dos Goytacazes e Carapebus, ambos no Estado do Rio de Janeiro, tiveram o maior e o menor gasto *per capita* com o Programa Bolsa Família, respectivamente.

O município de Fernando Prestes (São Paulo) registrou o menor percentual de pobres para o ano de 2010, enquanto que Uiramutã, em Roraima, registrou o maior percentual para essa mesma variável. Santa Terezinha, no Estado de Santa Catarina, e Campo Alegre do Fidalgo, no Piauí, registraram os valores de mínimo e máximo para a variável taxa de desemprego, respectivamente. O menor Produto Interno Bruto *per capita* encontrado, no ano de 2011, corresponde à cidade de Curralinho (Pará), enquanto que a maior taxa de analfabetismo para 2010, corresponde à Alagoinha do Piauí (Piauí).

#### 4 Especificação dos modelos

Nesta seção serão apresentadas as modelagens referentes à proporção de crianças obesas beneficiadas pelo Programa Bolsa Família para o ano de 2014 nas cinco regiões do Brasil. Aqui o interesse consiste em explicar a proporção de crianças obesas por região e, para isso, utilizamos o modelo de regressão beta proposto por Ferrari & Cribari-Neto [17] que é adequado para os casos em que a variável resposta é uma proporção, ou seja, restrita ao intervalo (0,1). O procedimento computacional foi desenvolvido utilizando o pacote *betareg* [30] do *software* estatístico R [30,31].

Na seleção de covariáveis utilizadas para explicar a obesidade em crianças nas cinco regiões brasileiras, utilizamos os critérios de seleção de modelos AIC (*Akaike's information criterion*), que foi proposto por Akaike [32] e o BIC. Vale salientar que para as Regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul utilizamos o critério de seleção de modelos AIC, enquanto que para as Regiões Norte e Nordeste, utilizamos o critério BIC. Isso se deve ao fato de que para essas duas regiões o melhor ajuste foi obtido a partir deste último critério.

Inicialmente, ao usar o modelo de regressão beta, nosso interesse reside em determinar se a precisão é fixa, ou seja, se há ou não estrutura de regressão para o parâmetro de precisão. Para tanto, empregamos o teste score [33] em que a hipótese nula é  $H_0 : \phi_1 = \dots = \phi_n = \phi$ , ou seja, testamos a hipótese de que a precisão é constante, e concluímos que a mesma é variável para todos os cenários estudados, isto é, para cada uma das cinco regiões do Brasil há o ajuste considerando os parâmetros da média e da precisão. Para essas modelagens foram consideradas diferentes funções de ligação considerando as duas estruturas de regressão, e foram selecionados os ajustes mais adequados para cada região.

Nas tabelas 3 a 7, encontram-se os ajustes referentes às Regiões Sudeste, Sul, Centro-Oeste, Norte e Nordeste, respectivamente, com seus coeficientes estimados, erros-padrão e  $p$ -valores. Vale salientar que as funções de ligação utilizadas na estrutura de regressão da média foram *cloglog* para as Regiões Norte e Centro-Oeste e *loglog* para Nordeste, Sul e Sudeste. Enquanto que para a estrutura de regressão da precisão verificamos que a função de ligação *log* foi mais adequada para os cinco ajustes.

Para os cinco modelos de regressão beta foi aplicado o teste de especificação RESET [34, 35]. Esse teste considera como hipótese nula que o modelo selecionado está bem especificado versus a hipótese alternativa de que ele está mal especificado. O teste RESET realizado considerou o preditor linear estimado elevado a terceira potência como variável de teste. Para os cinco modelos considerados concluiu-se que a especificação correta deles não foi rejeitada aos níveis usuais de significância.

Em relação ao modelo de regressão beta selecionado para explicar a proporção de crianças obesas nos municípios da Região Sudeste (ver tabela 3), temos que as covariáveis *Sobrepeso*, *Desemprego* e *Gastos* tiveram influência positiva na variável resposta.

Isto é, municípios, que apresentaram uma maior proporção de crianças com sobrepeso, uma taxa de desemprego elevada e um maior gasto com assistencialismo *per capita*, tenderam a ter uma maior incidência de indivíduos com obesidade para o ano de 2014. Além dessas covariáveis, *Analfabetismo* e *INT1*, interação entre *Desemprego* e *Gastos*, também foram selecionadas, sendo que a taxa de analfabetismo teve influência negativa na variável resposta. O fato do gasto com assistencialismo *per capita* ter influenciado positivamente na obesidade pode indicar que com uma maior renda extra, as famílias passaram a consumir mais alimentos e isso pode ter influenciado diretamente no estado nutricional dos indivíduos que as compõe.

Tabela 3. Estimativas dos parâmetros, erros-padrão e *p*-valores do modelo de regressão beta com dispersão variável para os dados referentes à Região Sudeste

Modelo para $\mu$			
Variáveis	Estimativa	Erro-padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	-1,002	$2,567 \times 10^{-2}$	$< 2 \times 10^{-16}$
<i>Sobrepeso</i>	$8,703 \times 10^{-1}$	$1,498 \times 10^{-1}$	$< 6 \times 10^{-9}$
<i>Analfabetismo</i>	$-3,544 \times 10^{-3}$	$9,671 \times 10^{-4}$	$2 \times 10^{-4}$
<i>Desemprego</i>	$6,046 \times 10^{-3}$	$2,818 \times 10^{-3}$	0,031
<i>Gastos</i>	$4,321 \times 10^{-4}$	$2,153 \times 10^{-4}$	0,044
<i>INT1</i>	$-4,686 \times 10^{-5}$	$2,130 \times 10^{-5}$	0,027
Modelo para $\phi$			
Variáveis	Estimativa	Erro-padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	2,396	0,397	$< 1 \times 10^{-9}$
<i>Gastos</i>	0,001	$4 \times 10^{-4}$	0,011
<i>Dummy</i>	0,292	0,106	0,006
<i>Gini</i>	4,268	0,690	$< 6 \times 10^{-10}$
<i>Mortalidade</i>	-0,051	0,015	$7 \times 10^{-4}$

Considerando o modelo para o parâmetro de precisão, apenas a covariável *Mortalidade* apresentou influência negativa na precisão das respostas, enquanto que *Gastos*, *Dummy* e *Gini* apresentaram influência positiva, ou seja, o gasto com assistencialismo *per capita*, pelo fato de um município ser classificado como urbano e apresentar um Índice de Gini mais elevado fez com que a precisão das respostas fosse maior, isto é,

as respostas tenderam a ser menos dispersas.

Com o objetivo de verificar possíveis afastamentos das suposições feitas para o modelo, a figura 1 apresenta os gráficos de resíduos ponderados versus índices de observações e o gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados. O modelo de regressão beta selecionado para explicar a proporção de crianças obesas nos municípios da Região Sudeste parece estar bem ajustado, visto que no gráfico de resíduos ponderados versus índices de observações, os resíduos permanecem dentro do intervalo  $(-2, 2)$ . Em geral, permanecem dentro das bandas de confiança no gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados, indicando que não há indícios de afastamento da suposição de que o modelo de regressão beta selecionado fornece uma boa representação para os dados.

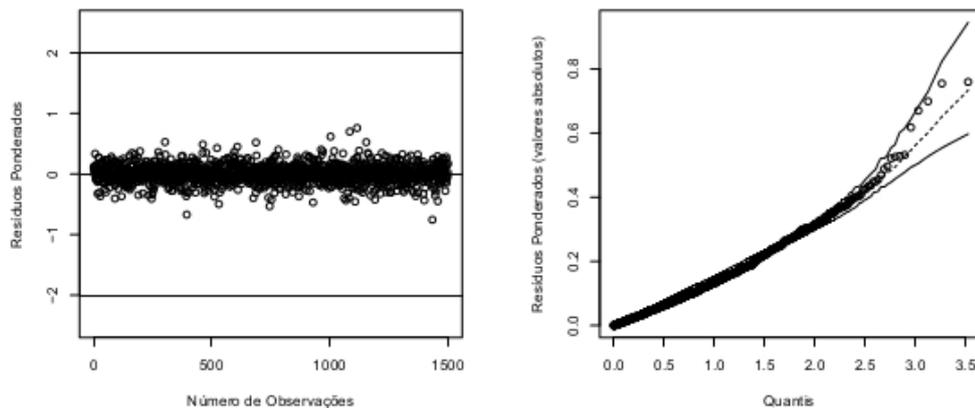


Figura 1. Gráfico dos resíduos quantis aleatorizados versus os índices de observações e gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados – Região Sudeste

Analisando os coeficientes estimados referentes ao ajuste da Região Sul apresentados na tabela 4, é possível observar que as covariáveis *Obesidade\_2010*, *Renda* e *IDH* foram selecionadas para compor a estrutura de regressão para a média. *Obesidade\_2010* e *IDH* influenciaram positivamente na proporção de obesos em 2014, isto é, a proporção de crianças obesas em 2010 e o *IDH* do município para o mesmo ano exerceram efeito positivo na variável resposta, enquanto que a renda *per capita* teve influência negativa. Este último resultado pode estar relacionado ao fato de que nesta região, nos municípios que apresentaram uma maior renda *per capita*, seus habitantes

tenderam a se alimentar de maneira mais adequada e consumir alimentos mais saudáveis, devido ao rendimento maior, reduzindo assim a incidência de obesos. Além das covariáveis citadas acima, algumas iterações também foram selecionadas, sendo *INT1*, iteração entre as variáveis *Obesidade\_2010* e *Renda*, e *INT2*, iteração entre *Obesidade\_2010* e *IDH*.

Tabela 4. Estimativas dos parâmetros, erros-padrão e *p*-valores do modelo de regressão beta com dispersão variável para os dados referentes a Região Sul

Modelo para $\mu$			
Variáveis	Estimativa	Erro-padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	-2,065	$2,910 \times 10^{-1}$	$< 1 \times 10^{-12}$
<i>Obesidade_2010</i>	$1,010 \times 10$	2,607	$1 \times 10^{-4}$
<i>Renda</i>	$-5,256 \times 10^{-4}$	$1,071 \times 10^{-4}$	$< 9 \times 10^{-7}$
<i>IDH</i>	2,054	$4,875 \times 10^{-1}$	$< 2 \times 10^{-5}$
<i>INT1</i>	$5,030 \times 10^{-3}$	$1,053 \times 10^{-3}$	$< 1 \times 10^{-6}$
<i>INT2</i>	$-1,747 \times 10$	4,425	$< 7 \times 10^{-5}$
Modelo para $\phi$			
Variáveis	Estimativa	Erro-padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	8,537	1,587	$< 7 \times 10^{-8}$
<i>Dummy</i>	1,148	0,161	$< 1 \times 10^{-12}$
<i>Desemprego</i>	0,095	0,023	$< 3 \times 10^{-5}$
<i>IDH</i>	-8,716	2,067	$< 2 \times 10^{-5}$
<i>Gini</i>	3,874	1,046	$2 \times 10^{-4}$
<i>Mortalidade</i>	-0,068	0,025	0,007
<i>Pobres</i>	-0,035	0,013	0,005

Em relação à estrutura de regressão para o parâmetro de precisão, as covariáveis *Dummy*, *Desemprego* e *Gini* influenciaram positivamente na precisão das respostas, ou seja, o fato de um município ter sido classificado como urbano, apresentado uma maior taxa de desemprego e um maior Índice de Gini fez com que ele apresentasse respostas mais precisas, ou seja, menos dispersas. Por outro lado, o *IDH* do município, a taxa de mortalidade infantil e o percentual de pobres, todos para o ano de 2010, exerceram efeito negativo na precisão, isto é, conforme um determinado município apresentou maiores valores para essas variáveis, a precisão das respostas diminuiu.

De acordo com a figura 2, o modelo de regressão beta selecionado para explicar a obesidade em crianças na Região Sul parece estar bem ajustado, pois os resíduos permanecem dentro do intervalo  $(-2, 2)$  e, em geral, permanecem dentro das bandas de confiança dos envelopes simulados, indicando que não há indícios de afastamento da suposição de que o modelo de regressão beta selecionado fornece boa representação para os dados.

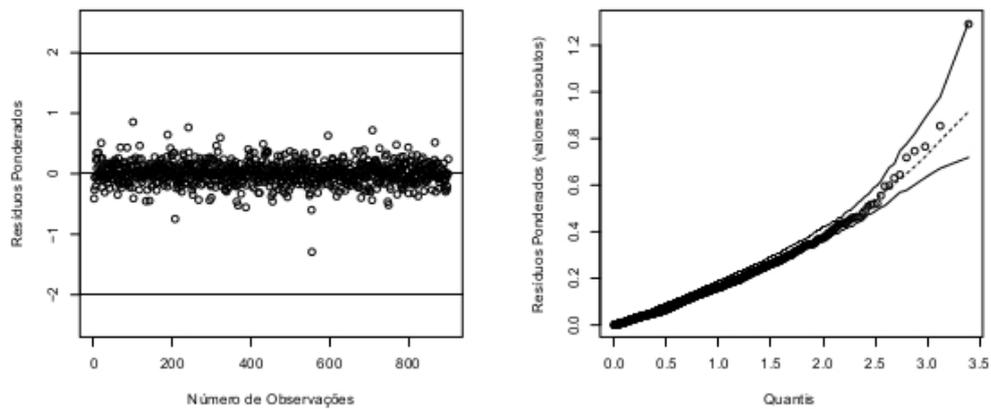


Figura 2. Gráfico dos resíduos quantis aleatorizados versus os índices de observações e gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados – Região Sul

Considerando o ajuste selecionado para explicar a obesidade em crianças referente à Região Centro-Oeste, é possível observar que as covariáveis *Obesidade\_2010* e *Gini* foram selecionadas e tiveram influência positiva na proporção de obesos em 2014. Por sua vez, a *Renda* influenciou negativamente, ou seja, nos municípios desta região que apresentaram uma maior proporção de indivíduos obesos em 2010 e um maior Índice de Gini, houve uma tendência de aumento na obesidade em crianças no ano de 2014, enquanto que, nos municípios com maior renda *per capita*, a tendência apresentada foi de diminuição na incidência de obesidade. Também foram selecionadas duas iterações, a primeira entre *Obesidade\_2010* e *Gini* e a segunda entre *Obesidade\_2010* e *Renda*.

Já em relação ao ajuste para o parâmetro de precisão, as variáveis *Sobrepeso*, *Dummy* e *Gini* foram selecionadas, sendo que *Sobrepeso* influenciou negativamente na precisão das respostas, ou seja, o fato de um município ter apresentado uma maior proporção

Tabela 5. Estimativas dos parâmetros, erros-padrão e *p*-valores do modelo de regressão beta com dispersão variável para os dados referentes a Região Centro-Oeste

Modelo para $\mu$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	-2,967	$3,972 \times 10^{-1}$	$< 7 \times 10^{-14}$
<i>Obesidade_2010</i>	$1,123 \times 10$	3,070	$2 \times 10^{-4}$
<i>Gini</i>	1,571	$7,690 \times 10^{-1}$	0,041
<i>Renda</i>	$-6,128 \times 10^{-4}$	$2,481 \times 10^{-4}$	0,013
<i>INT1</i>	$-2,310 \times 10$	5,954	$1 \times 10^{-4}$
<i>INT2</i>	$5,305 \times 10^{-3}$	$2,149 \times 10^{-3}$	0,013
Modelo para $\phi$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	2,485	0,596	$< 3 \times 10^{-5}$
<i>Sobrepeso</i>	-4,488	1,779	0,011
<i>Dummy</i>	0,719	0,229	0,001
<i>Gini</i>	2,486	1,163	0,032

de indivíduos com sobrepeso no ano de 2010 fez com que as respostas fossem menos precisas. Em contrapartida, o fato de um município ter apresentado uma população urbana e um elevado Índice de Gini fez com que houvesse uma maior precisão nas respostas.

O modelo de regressão beta selecionado para explicar a proporção de crianças obesas na Região Centro-Oeste parece estar bem ajustado, haja vista os resíduos permanecerem dentro do intervalo  $(-2, 2)$  e se encontrarem, em sua maioria, dentro das bandas de confiança dos envelopes simulados (ver figura 3).

Analisando o modelo de regressão beta selecionado referente à Região Norte (Tabela 6), pode-se concluir que as variáveis *Obesidade\_2010*, *Dummy*, *Gastos* e *População* exerceram efeito positivo na proporção de crianças obesas para o ano de 2014, ou seja, a proporção de crianças obesas em 2010, o fato do município ter sido classificado como urbano, o gasto *per capita* referente ao Programa Bolsa Família e o número de habitantes dos municípios, considerando o ano de 2014, influenciaram positivamente na variável resposta. No entanto, a variável *Pobres* exerceu influência negativa nessa mesma variável. Foram selecionadas duas iterações, sendo a *INT1* iteração entre

*Obesidade\_2010 e Gastos, e INT2* iteração entre *Dummy* e *População*.

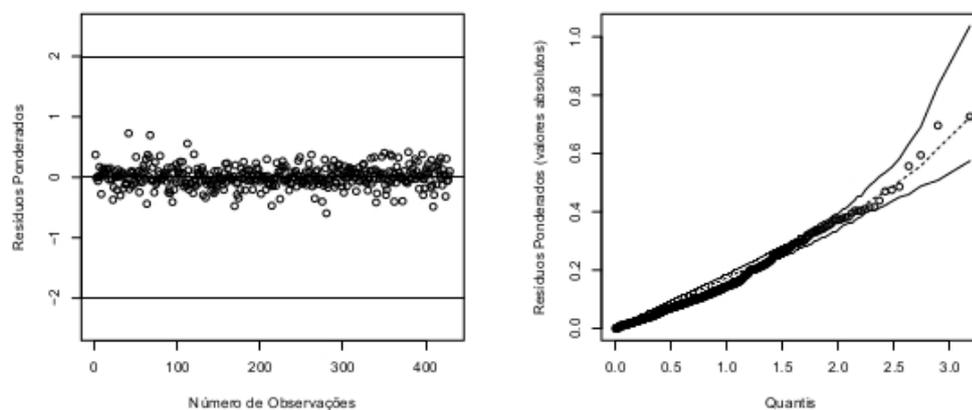


Figura 3. Gráfico dos resíduos quantis aleatorizados versus os índices de observações e gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados – Região Centro-Oeste

Tabela 6. Estimativas dos parâmetros, erros-padrão e *p*-valores do modelo de regressão beta com dispersão variável para os dados referentes a Região Norte

Modelo para $\mu$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	-2,931	$1,219 \times 10^{-1}$	$< 2 \times 10^{-16}$
<i>Obesidade_2010</i>	5,596	1,159	$< 1 \times 10^{-6}$
<i>Dummy</i>	$1,837 \times 10^{-1}$	$7,528 \times 10^{-2}$	0,014
<i>Pobres</i>	$-8,490 \times 10^{-3}$	$2,110 \times 10^{-3}$	$< 5 \times 10^{-5}$
<i>Gastos</i>	$2,456 \times 10^{-3}$	$5,987 \times 10^{-4}$	$< 4 \times 10^{-5}$
<i>População</i>	$7,089 \times 10^{-6}$	$1,935 \times 10^{-6}$	$2 \times 10^{-4}$
<i>INT1</i>	$-1,679 \times 10^{-2}$	$5,126 \times 10^{-3}$	0,001
<i>INT2</i>	$-7,378 \times 10^{-6}$	$1,956 \times 10^{-6}$	$1 \times 10^{-4}$
Modelo para $\phi$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	3,657	0,338	$< 2 \times 10^{-16}$
<i>Desemprego</i>	-0,035	0,017	0,045
<i>Mortalidade</i>	0,030	0,014	0,029

Em relação à estrutura de regressão para a precisão, as variáveis *Desemprego* e *Mortalidade* foram selecionadas, sendo que *Desemprego* exerceu efeito negativo, enquanto a *Mortalidade* influenciou positivamente, ou seja, municípios que apresentaram uma taxa de desemprego maior tenderam a apresentar respostas menos precisas. Por outro lado, os que apresentaram uma taxa de mortalidade mais elevada tenderam a ter mais precisão nas respostas, isto é, nesses municípios as respostas tenderam a ser menos dispersas.

A figura 4 apresenta os gráficos de resíduos ponderados versus índices de observações e o gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados. O modelo de regressão beta selecionado para a Região Norte parece estar bem ajustado, pois os resíduos permanecem dentro do intervalo  $(-2, 2)$  e, em geral, dentro das bandas de confiança dos envelopes simulados.

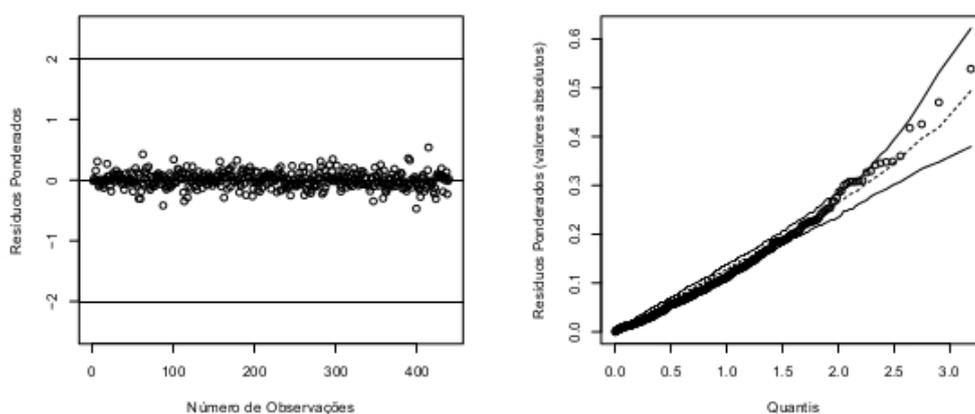


Figura 4. Gráfico dos resíduos quantis aleatorizados versus os índices de observações e gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados – Região Norte

As covariáveis selecionadas para explicar a proporção de crianças obesas em 2014 referentes ao ajuste da Região Nordeste se encontram apresentadas na tabela 7. Através de sua análise, verifica-se que *Pobres* e *Desemprego* influenciaram positivamente na variável resposta, isto é, municípios com um maior percentual de pobres e uma maior taxa de desemprego tenderam a apresentar uma maior incidência de indivíduos obesos. Esse resultado pode estar relacionado ao fato de que famílias com menos renda ou que possuem indivíduos desempregados tendem a se alimentar de maneira inade-

quada, consumindo alimentos com alto teor calórico e influenciando diretamente na alimentação das crianças. Já as covariáveis *Obesidade\_2010*, *Gini* e *Mortalidade* influenciaram negativamente na proporção de crianças obesas em 2014. Além disso, três iterações foram selecionadas, sendo *INT1* iteração entre as covariáveis *Obesidade\_2010* e *Mortalidade*, *INT2* iteração entre *Pobres* e *Desemprego*, e *INT3* iteração entre *Obesidade\_2010* e *Gini*.

Considerando a modelagem para o parâmetro de precisão, as variáveis *Gini* e *PIB* foram selecionadas e exerceram efeito positivo na precisão, enquanto que a variável *Dummy*, também selecionada, influenciou negativamente. Portanto, municípios que apresentaram um Índice de Gini e PIB elevados tenderam a ter mais precisão nas respostas, enquanto que o fato do município ter sido classificado como urbano, no ano de 2014, fez com que a precisão diminuísse, ou seja, as respostas tendessem a ser mais dispersas.

Tabela 7. Estimativas dos parâmetros, erros-padrão e *p*-valores do modelo de regressão beta com dispersão variável para os dados referentes a Região Nordeste

Modelo para $\mu$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	$-6,422 \times 10^{-1}$	$9,928 \times 10^{-2}$	$< 9 \times 10^{-11}$
<i>Obesidade_2010</i>	-3,146	$8,057 \times 10^{-1}$	$< 9 \times 10^{-5}$
<i>Pobres</i>	$2,898 \times 10^{-3}$	$9,288 \times 10^{-4}$	0,001
<i>Gini</i>	$-5,281 \times 10^{-1}$	$1,660 \times 10^{-1}$	0,001
<i>Desemprego</i>	$1,935 \times 10^{-2}$	$3,781 \times 10^{-3}$	$< 3 \times 10^{-7}$
<i>Mortalidade</i>	$-7,135 \times 10^{-3}$	$1,490 \times 10^{-3}$	$< 1 \times 10^{-6}$
<i>INT1</i>	$7,051 \times 10^{-2}$	$1,179 \times 10^{-2}$	$< 2 \times 10^{-9}$
<i>INT2</i>	$-3,936 \times 10^{-4}$	$8,687 \times 10^{-5}$	$< 5 \times 10^{-6}$
<i>INT3</i>	4,692	1,383	$6 \times 10^{-4}$
Modelo para $\phi$			
Variáveis	Estimativa	Erro-Padrão	<i>p</i> -valor
<i>Intercepto</i>	2,753	$3,751 \times 10^{-1}$	$< 2 \times 10^{-13}$
<i>Gini</i>	2,104	$7,081 \times 10^{-1}$	0,002
<i>PIB</i>	$1,315 \times 10^{-5}$	$5,185 \times 10^{-6}$	0,011
<i>Dummy</i>	$-3,692 \times 10^{-1}$	$1,125 \times 10^{-1}$	0,001

Através da análise dos gráficos apresentados na figura 5, conclui-se que o modelo de regressão beta selecionado para a Região Nordeste parece estar bem ajustado, haja vista os resíduos permanecerem dentro do intervalo  $(-2, 2)$ . Porém, há resíduos que se encontram fora das bandas de confiança dos envelopes simulados, mas não há fortes indícios de afastamento da suposição de que o modelo de regressão beta selecionado é adequado para os dados.

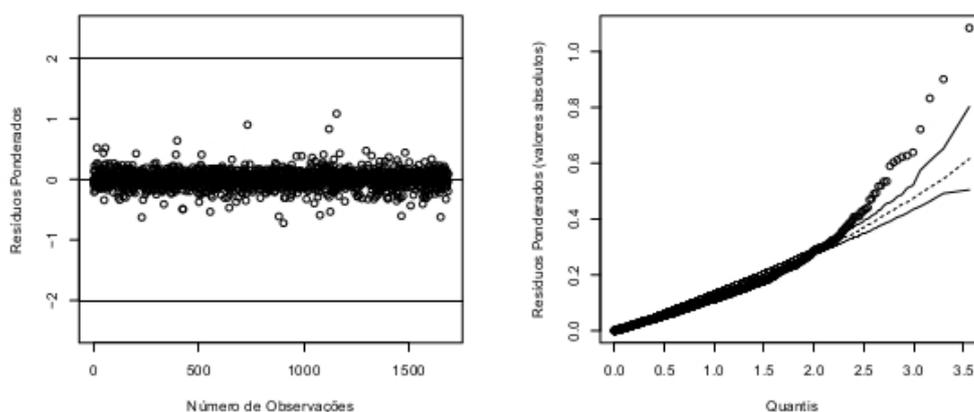


Figura 5. Gráfico dos resíduos quantis aleatorizados versus os índices de observações e gráfico de probabilidade normal com envelopes simulados – Região Nordeste

Os modelos de regressão beta ajustados para as cinco regiões do Brasil conduzem a algumas conclusões relevantes. Nos municípios das Regiões Sul e Centro-Oeste a renda *per capita* influenciou negativamente na variável resposta, enquanto a proporção de obesos para o ano de 2010 apresentou influência positiva. Na Região Sudeste, o sobrepeso infantil influenciou positivamente a proporção de obesos em 2014. Nos municípios desta mesma região com uma taxa de desemprego mais elevada houve uma tendência a apresentar uma maior incidência de crianças obesas, resultado este semelhante ao encontrado na Região Nordeste. Além disso, em duas das cinco regiões do Brasil, o gasto com assistencialismo *per capita* apresentou influência positiva na obesidade de crianças. No que se refere às diferenças encontradas entre os modelos de regressão, ainda considerando a estrutura de regressão para a média, podemos destacar o fato de que o percentual de pobres dos municípios apresentou diferentes influências entre as Regiões Norte e Nordeste. Nos municípios da Região Norte esta

variável apresentou influência negativa na variável resposta, enquanto na Região Nordeste houve uma influência positiva nesta mesma variável.

Com relação à estrutura de regressão para o parâmetro de precisão, nos municípios das Regiões Sudeste, Sul e Centro-Oeste classificados como urbanos houve uma tendência a apresentar uma maior precisão nas respostas, ao contrário do resultado encontrado na Região Nordeste. Vale destacar também que para as Regiões Sudeste e Sul a taxa de mortalidade infantil influenciou negativamente na precisão das respostas, ou seja, conforme um determinado município apresentou um maior valor para essa variável, a precisão das respostas tendeu a diminuir.

## 5 Conclusões

Nesse artigo avaliamos e explicamos a proporção de crianças obesas, entre 0 e 5 anos de idade, beneficiadas pelo Programa Bolsa Família no ano de 2014 e identificamos os fatores que influenciaram na obesidade desses indivíduos em cada uma das cinco regiões brasileiras. Para isso, utilizamos o modelo de regressão beta que é apropriado para situações em que a variável resposta é uma proporção, ou seja, restrita ao intervalo (0, 1). Para cada uma das cinco regiões brasileiras, há modelagens considerando a estrutura de regressão da média e precisão do modelo de regressão beta com dispersão variável.

Verificamos que para os municípios da Região Sudeste, variáveis como o sobrepeso e taxa de desemprego tiveram influência positiva na obesidade. Vale destacar que nesta região a variável gasto *per capita* com assistencialismo foi significativa, e influenciou positivamente na variável resposta, ou seja, municípios com maiores gastos *per capita* com o Programa Bolsa Família tenderam a apresentar uma maior incidência de crianças obesas. Nos municípios da Região Sul, a obesidade no ano de 2010 e o Índice de Desenvolvimento Humano apresentaram influência positiva, enquanto que nestes municípios, a renda *per capita* apresentou influência negativa na proporção de indivíduos obesos. Para a Região Centro-Oeste, as variáveis obesidade em 2010 e renda *per capita* dos municípios também foram selecionadas, sendo que a obesidade no ano de 2010 influenciou positivamente e a renda *per capita* negativamente, resultados semelhantes aos encontrados na Região Sul. Adicionalmente, na Região Centro-Oeste, o

Índice de Gini apresentou influência positiva na proporção de obesos.

O modelo de regressão ajustado para a Região Norte revelou que variáveis como a obesidade em 2010, o fato do município ter sido classificado como urbano e sua população influenciaram positivamente na variável resposta. Nesse ajuste a variável gasto *per capita* com assistencialismo foi selecionada e apresentou influência positiva na obesidade de crianças, ou seja, assim como na Região Sudeste, municípios com maiores gastos com o Programa Bolsa Família tenderam a apresentar uma maior incidência de crianças obesas. Já em relação ao ajuste referente à Região Nordeste, o percentual de pobres e a taxa de desemprego tiveram influência positiva. Em contrapartida, nesta mesma região, os municípios com maiores taxas de mortalidade infantil tenderam a apresentar uma menor incidência de obesidade em crianças.

Observamos que para os modelos de regressão beta de duas das cinco regiões brasileiras, a variável gasto *per capita* com o Programa Bolsa Família foi selecionada e apresentou influência positiva na obesidade. Esse resultado exige atenção, pois o rendimento extra proveniente do benefício nestas duas regiões pode ter feito com que as famílias participantes do programa tenham aumentado o consumo de produtos industrializados e com alta densidade calórica, influenciando assim no estado nutricional das crianças pertencentes as mesmas.

## 6 Agradecimentos

Agradecemos ao apoio financeiro do CNPq.

## Referências

- [1] MINISTÉRIO DA SAÚDE. Obesidade e Desnutrição. Departamento de Nutrição da Faculdade de Ciências da Saúde da Universidade de Brasília (FS/UnB). Área Técnica de Alimentação e Nutrição do Departamento de Atenção Básica da Secretaria de Política de Saúde do Ministério da Saúde (DAB/SPS/MS). Disponível em: [http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/obesidade\\_desnutricao.pdf](http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/obesidade_desnutricao.pdf). Acesso em: mar/2015.

- [2] WORLD HEALTH ORGANIZATION. Childhood overweight and obesity on the rise. Disponível em: <http://www.who.int/dietphysicalactivity/childhood/en/>. Acesso em: mar/2015.
- [3] SECRETARIA DE DIREITOS HUMANOS DA PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. SDH/PR apresenta dados sobre alimentação de crianças e adolescentes no Brasil. Disponível em: <http://www.sdh.gov.br/noticias/pdf/alimentacao-adequada-estudo-completo>. Acesso em: mar/2015.
- [4] ABRANTES, M. M.; LAMOUNIER, J. A.; COLOSIMO, E. A. Prevalência de sobrepeso e obesidade em crianças e adolescentes das regiões Sudeste e Nordeste. *J Pediat*, vol. 78, n. 4, p. 335-340, 2002.
- [5] MOREIRA, M. A.; CABRAL, P. C.; FERREIRA, H. S.; LIRA, P. I. C. Overweight and associated factors in children from northeastern Brazil. *J Pediat*, vol. 88, n. 4, p. 347-352, 2012.
- [6] OLIVEIRA, F. C. C.; COTTA, R. M. M.; SANT'ANA, L. F.; PRIORI, S. E.; FRANCESCHINI, S. C. C. Programa Bolsa Família e estado nutricional infantil: desafios estratégicos. *Cienc Saude Coletiva*, vol. 16, n. 7, p. 3307-3316, 2011.
- [7] SEGALL-CORRÊA, A. M.; MARIN-LEON, L.; HELITO, H.; PÉREZ-ESCAMILLA, R.; SANTOS, L. M. P.; PAES-SOUZA, R. Transferência de renda e segurança alimentar no Brasil: análise dos dados nacionais. *Rev de Nutr*, vol. 21, p. 39s-51s, 2008.
- [8] MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO SOCIAL. Bolsa Família. Disponível em: <http://www.mds.gov.br/bolsafamilia>. Acesso em: mar/2015.
- [9] IBASE. Repercussões do programa Bolsa Família na segurança alimentar e nutricional das famílias beneficiadas. Instituto Brasileiro de Análises Sociais e Econômicas. Rio de Janeiro, 2008.

- [10] LIMA, F. E. L.; RABITO, E. I.; DIAS, M. R. M. G. Estado nutricional de população adulta beneficiária do Programa Bolsa Família no município de Curitiba, PR. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, vol. 14, n. 2, p. 198-206, 2011.
- [11] CABRAL, M. J.; VIEIRA, K. A.; SAWAYA, A. L.; FLORÊNCIO, T. M. M. T. Perfil socioeconômico, nutricional e de ingestão alimentar de beneficiários do Programa Bolsa Família. *Estudos Avançados*, vol. 27, n. 78, p. 71-87, 2013.
- [12] SALDIVA, S. R. D. M.; SILVA, L. F. F.; SALDIVA, P. H. N. Avaliação antropométrica e consumo alimentar em crianças menores de cinco anos residentes em um município da região do semiárido nordestino com cobertura parcial do programa bolsa família. *Rev de Nutr*, vol. 23, n. 2, p. 221-229, 2010.
- [13] SILVA, D. A. S. Sobrepeso e obesidade em crianças de cinco a dez anos de idade beneficiárias do programa bolsa família no estado de Sergipe, Brasil. *Revista Paulista de Pediatria*, vol. 29, n. 4, p. 529-535, 2011.
- [14] MONTEIRO, F.; SCHMIDT, S. T.; COSTA, I. B.; ALMEIDA, C. C. B.; MATUDA, N. S. Bolsa Família: insegurança alimentar e nutricional de crianças menores de cinco anos. *Cienc Saude Coletiva*, vol. 19, n. 5, p. 1347-1357, 2014.
- [15] COTTA, R. M. M.; MACHADO, J. C. Programa Bolsa Família e segurança alimentar e nutricional no Brasil: revisão crítica da literatura. *Rev Panam Salud Publ*, vol. 33, n. 1, p. 54-60, 2013.
- [16] WOLF, M. R.; FILHO, A. A. B. Estado nutricional dos beneficiários do Programa Bolsa Família no Brasil – uma revisão sistemática. *Cienc Saude Coletiva*, vol. 19, n. 5, p. 1331-1338, 2014.
- [17] FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. Beta regression for modeling rates and proportions. *J Appl Stat*, vol. 31, n. 7, p. 799-815, 2004.
- [18] PAOLINO, P. Maximum likelihood estimation of models with beta-distributed dependent variables. *Polit Anal*, vol. 9, n. 4, p. 325-346, 2001.

- [19] KIESCHNICK, R.; MCCULLOUGH, B. D. Regression analysis of variates observed on  $(0, 1)$ : percentages, proportions and fractions. *Stat Model*, vol. 3, p. 193-213, 2003.
- [20] OSPINA, R.; CRIBARI-NETO, F.; VASCONCELOS, K. L. P. Improved point and interval estimation for a beta regression model. *Comput Stat Data An*, vol. 51, n. 2, p. 960-981, 2006.
- [21] SMITHSON, M.; VERKUILEN, J. A better lemon-squeezer? Maximum likelihood regression with beta-distributed dependent variables. *Psychol Methods*, vol. 11, n. 1, p. 54-71, 2006.
- [22] ESPINHEIRA, P. L.; FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. On beta regression residuals. *J Appl Stat*, vol. 35, n. 4, p. 407-419, 2008.
- [23] ESPINHEIRA, P. L.; FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. Influence diagnostics in beta regression. *Comput Stat Data An*, vol. 52, n. 9, p. 4417-4431, 2008.
- [24] CRIBARI-NETO, F.; SOUZA, T. C. Testing inference in variable dispersion beta regressions. *J Stat Comput Sim*, vol. 82, n. 12, p. 1827-1843, 2012.
- [25] CRIBARI-NETO, F.; SOUZA, T. C. Religious belief and intelligence: worldwide evidence. *Intelligence*, vol. 41, n. 5, p. 482-489, 2013.
- [26] SILVA, C. R.; SOUZA, T. C. Modelagem da taxa de analfabetismo no estado da Paraíba via modelo de regressão beta. *Revista Brasileira de Biometria*, vol. 32, n. 3, p. 345-359, 2014.
- [27] ALMEIDA JUNIOR, P. M.; SOUZA, T. C. Estimativas de votos da presidente Dilma Roussef nas eleições presidenciais de 2010 sob o âmbito do Bolsa Família. *Ciência e Natura*, vol. 37, n. 1, p. 12-22, 2015.
- [28] SIMAS, A. B.; BARRETO-SOUZA, W.; ROCHA, A. V. Improved estimators for a general class of beta regression models. *Comput Stat Data An*, vol. 54, n. 2, p. 348-366, 2010.

- [29] MCCULLAGH, P.; NEIDER, J. A. Generalized linear models, 2<sup>nd</sup> ed. London. Chapman and Hall, 1989.
- [30] CRIBARI-NETO, F.; ZELEIS, A. Beta Regression in R. *J Stat Softw*, vol. 34, n. 2, p. 1-24, 2010.
- [31] KLEIBER, C.; ZELEIS, A. Applied econometrics with R. New York. Springer, 2008.
- [32] AKAIKE, H. A new look at statistical model identification. *IEEE T Automat Contr*, vol. 19, n. 6, p. 716-723, 1964.
- [33] ESPINHEIRA, P. L. Regressão Beta. Tese de doutorado. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.
- [34] RAMSEY, J. B. Tests for specification errors in classical linear least squares regression analysis. *J Roy Stat Soc B Met*, vol. 31, n. 2, p. 350-371, 1969.
- [35] PEREIRA, T. L.; CRIBARI-NETO, F. Detecting model misspecification in inflated beta regressions. *Commun Stat Simulat*, vol. 43, n. 3, p. 631-656, 2013.