

CRITÉRIOS PARA CONSTRUÇÃO DE CRAS

Assessoria de Vigilância Social

O Paraná apresenta várias diferenças em seus municípios no que diz respeito aos indicadores socioeconômicos, retratando a heterogeneidade de seu território e exigindo do poder público olhar atento para as diferenças, as desigualdades e seus desequilíbrios.

Para avaliar a priorização de municípios que receberiam recursos da Secretaria de Estado da Família e Desenvolvimento Social (SEDS) para construção de Centros de Referência da Assistência Social (CRAS), foram avaliados indicadores que poderiam descrever a situação dos mesmos em termos de seu desempenho municipal e a presença de extrema pobreza. Os indicadores escolhidos foram Índice Firjan de Desempenho Fiscal (ano base 2010), Índice IPARDES de Desempenho Municipal (ano base 2009) e percentual de população em extrema pobreza (ano base 2010)¹.

Esses indicadores oferecem um retrato interessante sobre a capacidade fiscal do município, o desempenho em áreas sociais fundamentais como saúde e educação, e o potencial de geração de renda, bem como a proporção da extrema miséria. Com esses indicadores tem-se uma boa ideia sobre a condição do município e a necessidade de auxílio por recursos para estruturar a Política de Assistência Social.

No sentido de subsidiar o desenvolvimento e a implementação desses recursos, o presente trabalho hierarquiza os municípios paranaenses, através de metodologia estatística adequada, fornecendo critérios para a construção de Centros de Referência da Assistência Social (CRAS) pela SEDS.

Medidas e estimativas

Para o Índice Firjan de Desempenho Fiscal não havia cálculos para 12 municípios², como não se devia descartar esses municípios, resolveu-se imputar um valor estimado para esse índice através de análise de regressão simples, feita pelos dados disponíveis para IFDF como variável dependente e o IPDM como variável independente.

¹A metodologia do IPDM está disponível no site do IPARDES (Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico Social): http://www.ipardes.pr.gov.br/index.php?pg_conteudo=1&cod_conteudo=19

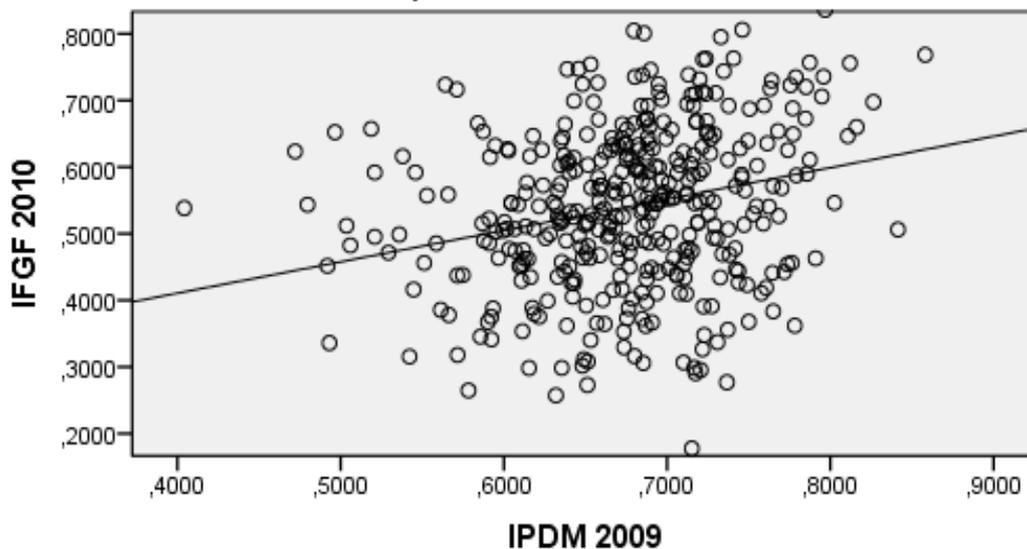
A apresentação do IFGM está disponível no site do sistema FIIRJAN (Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro): <http://www.firjan.org.br/IFGF/>

O percentual de população em extrema pobreza foi retirado de tabulações especiais que o Ministério do Desenvolvimento Social solicitou ao IBGE, contabilizando as pessoas residentes que viviam com renda de até R\$70,00 considerando o rendimento nominal mensal domiciliar. No caso de rendimento zero o MDS solicitou que fossem consideradas como de extrema pobreza apenas aquelas que viviam em domicílios sem banheiro, ou sem energia elétrica, ou sem ligação e água, ou que viviam em domicílios urbanos sem ligação de esgoto, ou com pelo menos um morador de 15 anos ou mais analfabeto, ou com pelo menos 14 moradores com até 14 anos de idade, ou pelo menos com um morador de 65 anos ou mais de idade.

² O IFGM é feito a partir dos dados da Secretaria do Tesouro Nacional, caso o município não tenha completado as informações a tempo da disponibilização das informações ele fica sem o cálculo de seu índice.

A forma funcional adotada para a estimativa do IFDF foi a linear, tanto para a variável dependente (IFDF) quanto para a variável independente (IPDM). Tal decisão baseou-se no fato de que o diagrama de dispersão da variável dependente em relação à variável independente comporta-se segundo uma linha reta, conforme gráfico 1.

Gráfico 1 - Diagrama de Dispersão - IFGF x IPDM dos municípios paranaenses



Assim, o modelo estatístico pode ser escrito da seguinte forma:

$$IFDF = \alpha + \beta \cdot IPDM + \varepsilon_t \quad (1)$$

em que

$IFDF$ = Índice Firjan de Desempenho Fiscal (ano base 2010), para os 387 municípios paranaenses;

$IPDM$ = Índice IPARDES de Desempenho Municipal (ano base 2009), para os 387 municípios paranaenses;

α = coeficiente linear (intercepto);

β = coeficiente angular; e

ε_t = componente aleatório, decorrente de especificação deficiente do modelo, dos erros de mensuração ou de outras causas.

Com relação ao coeficiente angular β , estabelece-se que o mesmo seja maior do que zero, considerando que as variações no IPDM nos municípios paranaenses no ano 2009 (t), induzam a variações, no mesmo sentido, no IFDF dos municípios paranaenses no ano 2010(t+1).

A hipótese referente ao coeficiente parcial de regressão foi testada por meio do teste t de Student, enquanto o grau de ajustamento da regressão foi indicado pelo coeficiente de determinação R^2 (WERKEMA e AGUIAR, 1996). Utilizou-se, ainda, o teste F de Snedecor, para testar a hipótese segundo a qual a variável independente (IPDM 2009) é estatisticamente relevante, para explicar as variações na variável dependente (IFDF 2010). Com relação ao poder explicativo do modelo, indicado pelas estatísticas F de Snedecor e t de Student, os dois valores indicam alto poder explicativo. O coeficiente de correlação R apresentou valor 0,2502, indicando correlação linear estatisticamente diferente de zero ($p < 0,05$), porém fraca, o que pode ser explicado devido a grande heterogeneidade nos valores do IFDF de 2010, para um determinado valor fixo do IPDM em 2009, entre todos os municípios paranaenses, conforme pode ser observado no gráfico 1.

Na estimação dos coeficientes da equação (1) utilizou-se o método de Mínimos Quadrados Ordinários. Partindo-se do modelo analítico previamente estabelecido, estimou-se por meio do método de Mínimos Quadrados Ordinários, a equação para o IFDF dos municípios paranaenses, apresentada no quadro 1.

QUADRO 1 - ESTIMATIVA DA EQUAÇÃO PARA O IFDF 2010 DOS MUNICÍPIOS PARANAENSES

VARIÁVEIS	COEFICIENTES ESTIMADOS	ERROS PADRÕES	ESTATÍSTICA t
Constante	0,2224 ⁽¹⁾	0,0643	3,4585
IPDM 2009	0,4708 ⁽¹⁾	0,0945	4,9809
R	0,2502	-	-
F	26,4065	-	-

FONTE DOS DADOS BRUTOS: SEDS

(1) significativo a 0,01 de probabilidade.

A equação para o IFDF para os municípios paranaenses, apresentada na tabela 1, é a seguinte:

$$IFDF_{2010} = 0,2224 + 0,4708 \cdot IPDM_{2009} \quad (2)$$

De posse da equação (2), procedeu-se à estimativa do IFDF para o ano de 2010 para os 12 municípios em que não se tinha os valores do IFDF.

Após essa imputação para os 12 municípios, foi aplicada uma técnica de análise multivariada visando reduzir esses três indicadores em um único fator explicativo. Aplicou-se a técnica de análise fatorial por componentes principais.

A análise fatorial por componentes principais é uma técnica de análise multivariada que estuda as relações internas de um conjunto de variáveis. As variáveis originais são substituídas por um conjunto menor de fatores - ou variáveis não observáveis - não correlacionados (fatores ortogonais) e que explicam a maior parte da variância do conjunto original (FACHEL, 1976). É uma técnica utilizada para determinar quais variáveis devem ficar juntas, por estarem fortemente associadas com certo fator. Seu objetivo consiste em descobrir fatores latentes ou ocultos que geram a estrutura de correlação de um conjunto de variáveis (KERLINGER, 1980). Esses fatores, supõe-se independentes e linearmente relacionados às variáveis.

Os pressupostos de linearidade da relação entre variáveis e fatores e da independência entre fatores permitem separar a variância de cada variável em duas partes. A primeira se denomina "comunalidade" e identifica a contribuição dos fatores comuns na variância de cada variável. A segunda parte da variância denomina-se "especificidade" e expressa o quanto de específico conserva cada variável.

Cada comunalidade, por sua vez, pode expressar-se como soma das contribuições de cada fator, ou seja, a i -ésima comunalidade é a soma dos quadrados dos componentes da i -ésima variável nos m fatores. A determinação do número m de fatores é feita com base na proporção da variância explicada pelos m fatores retidos ($m < p$), onde p é o número de variáveis originais envolvidas.

Se o conjunto de fatores extraídos é pequeno e se esses explicam suficientemente bem as variáveis originais, ter-se-á ganho em simplicidade. Se determinar o sentido dos fatores em termos de orientações ou características dos municípios, ter-se-á dado um passo importante no processo de sua tipificação. (FACHEL, 1976).

Em muitas aplicações, principalmente quando análise fatorial é preliminar a algum outro tipo de análise multivariada, ou quando o seu uso principal é para construção de índices, recomenda-se procurar descrever os fatores em termos das variáveis observadas. Para isto, estimam-se os valores de cada fator para cada indivíduo (município). Esses valores são denominados escores fatoriais.

Com o objetivo de reduzir o número de variáveis a um número menor de fatores, utilizou-se os seguintes critérios:

a) processaram-se os dados com as 3 variáveis iniciais e reteve-se um fator cujo autovalor (valor próprio da matriz de correlação, raiz característica ou EINGEVALVE) fosse superior a 1,0, ficando, portanto, retido apenas aquele fator que teve uma explicação maior do que uma variável pode explicar isoladamente. A variância total explicada pelo fator extraído deveria ser pelo menos em torno de 60% da variância das três variáveis originais;

b) identificou-se, através da matriz do fator retido, as correlações das variáveis dentro do fator, ou seja, as associações das variáveis entre si, bem como o grau da correlação.

A partir do fator 1 retido, foi possível obter o escore fatorial final para cada município, através do método de regressão, conforme segue:

Seja $\underline{Z}' = (Z_1, Z_2, \dots, Z_p)$ o vetor das observações padronizadas de ordem $1 \times p$. $\underline{f}' = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ o vetor dos escores fatoriais de ordem $1 \times p$ e $\underline{\varepsilon}' = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p)$ o vetor dos resíduos de ordem $1 \times p$. Considerando que os fatores são não correlacionados tem-se:

$$E(\underline{f} \underline{f}') = I_m \quad (3)$$

$$\text{cov}(\underline{Z}, \underline{f}) = E(\underline{Z} \underline{f}') = E[(L \underline{f} + \underline{\varepsilon}) \underline{f}'] = L E(\underline{f} \underline{f}') + E(\underline{\varepsilon} \underline{f}') = L I_m + 0 = L \quad (4)$$

$$R = \text{cov}(\underline{Z}) = E(\underline{Z} \underline{Z}') = \underset{p \times p}{L L'} + \underset{p \times p}{\psi} \quad (5)$$

em que:

L e ψ são constantes por terem sido estimados.

O método de regressão de \underline{f} sobre \underline{Z} é equivalente a encontrar para cada j , $j=1,2,\dots,m$, uma função linear das observações que dará um bom preditor de \underline{f}_j dado por:

$$\hat{\underline{f}}_j = \hat{\underline{e}}_j' \underline{Z} = \underline{Z}' \hat{\underline{e}}_j \quad (6)$$

em que $\hat{\underline{e}}_j$ é um vetor de ordem p , escolhido de forma que a variância de $(\hat{\underline{f}}_j - \underline{f}_j)$ é mínima. Tem-se:

$$\text{Var}(\hat{\underline{f}}_j - \underline{f}_j) = \text{E}(\underline{Z}' \hat{\underline{e}}_j - \underline{f}_j)^2 \quad (7)$$

Derivando a expressão (7) em relação a $\hat{\underline{e}}_j$ e igualando a zero, obtém-se a seguinte expressão para o cálculo dos escores fatoriais $\hat{\underline{f}}_j$ para a j -ésima unidade observacional como:

$$\hat{\underline{f}}_j = \hat{L}R^{-1} \underline{Z}_j ; j = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

que é a expressão utilizada para obter as estimativas dos escores fatoriais para a j -ésima unidade observacional, para o caso de fatores não correlacionados.

O quadro 2 apresenta a matriz de correlação de Pearson entre os três indicadores. Todos os três indicadores apresentaram correlação estatisticamente diferente de zero, sendo que a correlação entre IPDM e IFGF (0,2502) foi positiva e fraca e entre IFGF e % EXTREMA POBREZA (-0,1129) foi negativa e fraca. Por outro lado, a correlação entre IPDM e % EXTREMA POBREZA (-0,6525) foi negativa e forte, mostrando que quanto maior o valor do IPDM no município, menor é o % EXTREMA POBREZA.

Quadro 2 - Matriz de Correlação de Pearson entre os Indicadores

Indicador	Correlação	IPDM	IFGF	% EXTREMA POBREZA
IPDM	Correlação	1,0000	0,2500	-0,6520
	Valor p		0,0000	0,0000
	n	399	399	399
IFGF	Correlação	0,2500	1,0000	-0,1130
	Valor p	0,0000		0,0241
	n	399	399	399
% EXTREMA POBREZA	Correlação	-0,6520	-0,1130	1,0000
	Valor p	0,0000	0,0241	
	n	399	399	399

Os testes estatísticos de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e de esfericidade de Bartlett, indicam qual é o grau de suscetibilidade ou o ajuste dos dados à análise fatorial, isto é, qual é o nível de confiança que se pode esperar dos dados quando do seu tratamento pela técnica multivariada de análise fatorial (JOHNSON E WICHERN, 1988).

O primeiro deles (KMO) apresenta valores normalizados (entre 0 e 1) e mostra qual é a proporção da variância que as variáveis (indicadores utilizados) apresentam em comum ou a proporção desta que são devidas a fatores comuns. Para interpretação do resultado obtido, valores maiores que 0,5 indicam que a técnica de análise fatorial é adequada para o tratamento dos dados. Por outro lado, valores menores que 0,5, indicam a inadequação da técnica.

O segundo teste, o de esfericidade de Bartlett é baseado na distribuição de Qui-Quadrado e testa a hipótese nula H_0 de que a matriz de correlação é uma matriz identidade (cuja diagonal principal é 1 e todas as outras iguais a zero), isto é, que não há correlação entre as variáveis. Valores de significância ($p > 0,05$), indicam que os dados não são adequados para o tratamento com a técnica em questão; que a hipótese nula não pode ser rejeitada (HAIR *et al*,1998).

O teste KMO apresentou valor 0,51 indicando que o grau de ajuste ao modelo de análise fatorial é adequado, enquanto que o teste de esfericidade de Bartlett apresentou valor $p < 0,01$, rejeitando a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade (cuja diagonal é 1,0 e todas as outras iguais a zero), isto é, que não existe correlação entre os três indicadores (Quadro 3).

Quadro 3 - Teste KMO e Bartlett para adequabilidade da análise

KMO	0,510
Teste de Esfericidade de Bartlett	247,200
Valor p	0,000

Observou-se que o indicador IFGF apresentou comunalidade menor que 50%, porém o mesmo foi mantido na análise devido a sua importância em permitir avaliar e comparar a capacidade de gestão fiscal dos municípios (Quadro 4).

Quadro 4 - Comunalidades e Especificidades dos indicadores Originais

Indicador	Comunalidade	Especificidade
IPDM	0,814	0,186
IFGF	0,189	0,811
% EXTREMA POBREZA	0,739	0,261

A aplicação da técnica de análise fatorial procurou avaliar o quanto seria possível unindo os 3 indicadores explicar sobre a diferença e as variações de condições entre todos os municípios paranaenses. Aplicando a técnica, pode-se constatar que foi possível reduzir os três indicadores em um único fator explicativo, com a potencialidade de explicar 58,07% das variações dos três indicadores entre todos os municípios (Quadro 5).

Quadro 5 - Autovalor > 1 e percentagem da variância explicada pelo fator 1

Fator	Autovalor	
	Abs.	% da variância
1	1,742	58,070

A matriz de correlação entre as variáveis originais e o fator comum (Quadro 6), contém os coeficientes de correlação entre um fator e todas as variáveis. Portanto, cada coluna identifica um fator. A interpretação do fator se efetua sobre essa matriz, considerando o sinal e a intensidade da correlação de cada fator com as variáveis originais. Observa-se que o indicador IPDM e % EXTREMA POBREZA apresentaram correlação com o fator 1 acima de 0,80, enquanto que o indicador IFGF apresentou correlação abaixo de 0,50, conforme já havia sido observado quando da obtenção da comunalidade desse indicador, que apresentou mais variância específica do que comum aos outros dois indicadores considerados na análise.

Quadro 6 - Matriz de correlação dos indicadores com o fator 1

Indicador	Fator 1
IPDM	,902
IFGF	,435
% EXTREMA POBREZA	-,860

O algoritmo calcula a matriz de correlação entre as variáveis originais (Quadro 2), os testes estatísticos de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e de esfericidade de Bartlett (Quadro 3), as comunalidades e especificidades dos indicadores originais (Quadro 4), os autovalores e a percentagem da variância total explicada pelos fatores comuns retidos (Quadro 5), a matriz de correlação entre as variáveis originais e o fator comum retido (Quadro 6), bem como o escore fatorial final obtido pelo método de regressão (Quadro A.1).

Com base na análise desse escore fatorial final, é possível caracterizar municípios mais ou menos homogêneos em termos de potencial socioeconômico e fiscal captado pelo fator retido com base nos três indicadores considerados.

Em seguida a partir do escore fatorial final retido foi construído um índice final para cada município (entre 0 e 1), sendo 0 o município em piores condições e 1 o município em melhores condições. O índice final foi obtido da seguinte forma:

$$I_i = \frac{ESCFIM_i - ESCF_{MIN}}{ESCF_{MAX} - ESCF_{MIN}} \quad (9)$$

em que:

I_i = Índice final para o i-ésimo município; $i = 1, \dots, 399$.

$ESCFIM_i$ = Escore fatorial final para o (i-ésimo) município;

$ESCF_{MIN}$ = Escore fatorial final mínimo; e

$ESCF_{MAX}$ = Escore fatorial final máximo.

O escore fatorial final mínimo foi de $ESCFIM_I = -4,10379$, obtido para o município de Doutor Ulysses, que ficou com índice final igual a zero, enquanto que o escore fatorial final máximo $ESCF_{MAX} = 2,41864$, foi obtido para o município de Maringá, que ficou com índice final igual a um (Quadro A.6).

Esse índice apresenta uma maneira de classificação dos piores aos melhores municípios em relação as condições apontadas por esses indicadores, permitindo uma hierarquia de priorização de investimento. Esse índice pode ser utilizado de diversas formas, pois é eficiente em demonstrar as deficiências de desempenho dos municípios tanto em questões de direitos sociais quanto de capacidade fiscal.

Considerações gerais

O índice que classifica os municípios, no entanto, não é suficiente para orientação do destino de recursos. Para além disso, são levadas em considerações diretrizes do Conselho estadual de Assistência Social (CEAS-PR). Para a construção de equipamentos da assistência social, os CRAS, foram levados em consideração dois grupos a serem priorizados e orientações a serem seguidas tão logo seja possível a disponibilização de recursos.

Primeiro, aqueles municípios que não possuem o equipamento e precisam se estruturar para atender as famílias referenciadas pelo Cadastro Único de Programas Sociais (CadÚnico). Municípios sem CRAS estão em defasagem de atendimento a essas famílias. A priorização da ordem de atendimento aos municípios, então, é estabelecida pelo índice final descrito acima, o pior classificado seria aquele mais necessitado de auxílio para construção desse equipamento. Segundo, os municípios que possuem todos os seus CRAS alugados ou compartilhados, não tendo nenhum CRAS próprio. A priorização também é feita segundo os valores do índice final.

Além disso, recomenda-se que:

1. Observe-se a diretriz da Política de Assistência Social de priorização de auxílio aos municípios de pequeno porte (1 e 2) e médio porte, avaliando a defasagem de atendimento em relação aos cadastrados no CadÚnico.
2. Sabendo-se que os dados sobre a existência do equipamento e a situação do imóvel do equipamento são do CENSO CRAS 2011. É preciso levar em consideração que esse Censo não é obrigatório, tem uma defasagem de 6 meses da informação, não contempla questões qualitativas sobre a condição do imóvel e também é autodeclaratório, ou seja, capta a informação que o gestor municipal da assistência social municipal se dispõe a informar. Por isso, na efetiva distribuição dos recursos, os Escritórios Regionais da SEDS precisam fazer parecer sobre as condições do município averiguando o que foi informado no Censo.

Tendo essas considerações em vista, tão logo sejam disponibilizados recursos é possível a divulgação da lista de municípios priorizados, para conferência sobre os dados.

O Quadro A1, no apêndice, apresenta os dados para os 399 municípios, os valores dos indicadores, o escore fatorial final obtido a partir do fator 1 retido, bem como o índice final correspondente para a classificação entre eles. Essa não é a lista para destinação de recursos, mas a listagem do índice produzido.

REFERÊNCIAS

FACHEL, Jandyra Maria Guimarães. **Análise fatorial**. São Paulo, 1976. 81p. Dissertação (Mestrado), USP/IME.

HAIR, J. F. et al. **Multivariate data analysis**. Fifth Edition. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

JOHNSON, Richard A.; WICHERN, Dean W. **Applied multivariate statistical analysis**. 2.ed. New Jersey: Prentice Hall International, 1988. 607 p.

KERLINGER, Fred Nichols. **Metodologia da pesquisa em ciências sociais**: um tratamento conceitual. São Paulo: EPU: EDUSP; Brasília: INEP, 1980. cap. 11-13.

WERKEMA, M.C.C; AGUIAR, S. **Análise de regressão: como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo**. Belo Horizonte : Fundação Christiano Ottoni, 1996. 311p.