

TEXTO PARA DISCUSSÃO Nº 1336

MUDANÇAS NO MERCADO DE TRABALHO RETIRAM FAMÍLIAS DA POBREZA? DETERMINANTES DOMICILIARES E AGREGADOS PARA A SAÍDA DA POBREZA NAS REGIÕES METROPOLITANAS DO BRASIL

**Ana Flávia Machado
Rafael Perez Ribas**

Brasília, maio de 2008

TEXTO PARA DISCUSSÃO Nº 1336

MUDANÇAS NO MERCADO DE TRABALHO RETIRAM FAMÍLIAS DA POBREZA? DETERMINANTES DOMICILIARES E AGREGADOS PARA A SAÍDA DA POBREZA NAS REGIÕES METROPOLITANAS DO BRASIL*

Ana Flávia Machado
Rafael Perez Ribas*****

Brasília, maio de 2008

* Os autores agradecem as sugestões e os comentários de Paulo Picchetti, Fábio Monteiro Vaz, Marcelo Cortez Neri e Guilherme Issamu Hirata. Contudo, permanecem como os únicos responsáveis por eventuais erros e omissões. As sintaxes usadas neste trabalho encontram-se à disposição para todos que as queiram usar. Pedidos podem ser feitos por intermédio dos e-mails afmachad@cedeplar.ufmg.br e rafael.ribas@undp-povertycentre.org.

** Do Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Universidade Federal de Minas Gerais (Cedeplar/UFMG).

*** Do Centro Internacional de Pobreza do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (CIP/Pnud).

Governo Federal

**Ministro de Estado Extraordinário
de Assuntos Estratégicos** – Roberto Mangabeira Unger

**Núcleo de Assuntos Estratégicos
da Presidência da República**

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Núcleo de Assuntos Estratégicos da Presidência da República, o Ipea fornece suporte técnico e institucional às ações governamentais – possibilitando a formulação de inúmeras políticas públicas e programas de desenvolvimento brasileiro – e disponibiliza, para a sociedade, pesquisas e estudos realizados por seus técnicos.

Presidente
Marcio Pochmann

Diretor de Administração e Finanças
Fernando Ferreira

Diretor de Estudos Macroeconômicos
João Sicsú

Diretor de Estudos Sociais
Jorge Abrahão de Castro

Diretora de Estudos Regionais e Urbanos
Liana Maria da Frota Carleial

Diretor de Estudos Setoriais
Márcio Wohlers de Almeida

Diretor de Cooperação e Desenvolvimento
Mário Lisboa Theodoro

Chefe de Gabinete
Persio Marco Antonio Davison

Assessor-Chefe de Comunicação
Estanislau Maria de Freitas Júnior

URL: <http://www.ipea.gov.br>

Ouvidoria: <http://www.ipea.gov.br/ouvidoria>

ISSN 1415-4765

JEL C41; I32; J64; R23

TEXTO PARA DISCUSSÃO

Publicação cujo objetivo é divulgar resultados de estudos direta ou indiretamente desenvolvidos pelo Ipea, os quais, por sua relevância, levam informações para profissionais especializados e estabelecem um espaço para sugestões.

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e de inteira responsabilidade do(s) autor(es), não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada ou do Núcleo de Assuntos Estratégicos da Presidência da República.

É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

SUMÁRIO

SINOPSE

ABSTRACT

1 INTRODUÇÃO	7
2 DURAÇÃO E MOBILIDADE NA POBREZA: UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA	8
3 IMPUTAÇÃO DA RENDA NÃO-TRABALHO NA PESQUISA MENSAL DE EMPREGO (PME)	12
4 ESPECIFICAÇÃO DO MODELO DE DURAÇÃO	13
5 AMOSTRA NA PME E DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS	16
6 RESULTADOS	18
7 CONCLUSÃO	26
REFERÊNCIAS	29
APÊNDICE – MÉTODO DE IMPUTAÇÃO DA RENDA NÃO-TRABALHO	32
ANEXO	35

SINOPSE

O objetivo do artigo é estimar a probabilidade de famílias saírem da pobreza, assim como os seus determinantes, considerando o tempo de permanência nesta situação. Interesse particular reside em avaliar se mudanças de curto prazo no mercado de trabalho afetam a probabilidade de famílias permanecerem na pobreza. Assumindo que as transições de pobreza ocorrem com mais frequência em intervalos de tempo menores, dados organizados em periodicidade mensal são melhores que aqueles organizados por intervalos anuais, e por isso utilizamos o painel da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), de março de 2002 a maio de 2007. A PME é o único painel disponível no Brasil que permite análise sobre duração. Entretanto, em se tratando de pobreza, informações sobre renda não-trabalho são imprescindíveis e, dado que a PME não dispõe destes dados, imputamos a renda não-trabalho para sanar a questão. Tendo em vista que este estudo possui um período curto de acompanhamento dos domicílios, adotamos técnicas de estimação que controlam tanto a censura à direita como à esquerda. Entre os resultados, podemos destacar: quanto mais tempo a família fica na pobreza, maiores são suas chances de permanecer nela; entre as características domiciliares, a presença de idoso é a de maior impacto sobre a probabilidade de saída; os domicílios na situação de pobreza mais extrema não correspondem àqueles com maiores chances de permanência. No mercado de trabalho, mudanças na taxa de desemprego não afetam diretamente a permanência de famílias na pobreza. O efeito do desemprego ocorre, na realidade, indiretamente, por meio da sazonalidade da atividade econômica e da variação na massa salarial.

ABSTRACT

The objective of this paper is to estimate the length of poverty spells and its determinants. We analyze if short-term changes in the labor market affect the probability of staying in poverty. On the assumption that poverty transitions occur more frequently when we use a monthly data rather than an annual data, we are using the panel data of Brazilian Monthly Employment Survey (PME) from March of 2002 to May of 2007. PME is the only panel data which is available in Brazil to carry out this kind of analysis. However, considering that this survey follows households for a very short period, we had to adopt estimation techniques which control cases of right- and left-censoring. The most important results are: how longer the poverty spells, lower the probability to escape from it; households with elderlies have more chances to exit poverty than the others. In the labor market, changes in unemployment rate do not affect directly poverty duration. The effect of unemployment rate occurs indirectly by means of the seasonality of economic activity and of changes in the average wage.

1 INTRODUÇÃO

As razões que levam um indivíduo ou uma família a entrar ou reentrar na pobreza estão intimamente associadas ao seu tempo de permanência nesta situação. Algumas famílias podem sair da pobreza em algum momento e, então, escapar definitivamente desta situação. Ao mesmo tempo, outras famílias podem ser chamadas de pobres crônicas, se sua situação de insuficiência de renda durar um longo tempo. Muitos estudos mostram que quanto maior o tempo na pobreza de uma família ou indivíduo, maiores são suas chances de permanecer nesta situação (ICELAND, 1997b; STEVENS, 1999; DMITRI, 2000; MCKERNAN e RATCLIFFE, 2003; HUSSAIN, 2002).

O objetivo deste estudo é estimar a probabilidade de famílias saírem da pobreza, assim como seus determinantes, considerando o tempo de permanência nesta situação. Nossa hipótese principal é que quanto mais duradoura a permanência na pobreza, menor a probabilidade de sair dela. Em outras palavras, a própria duração do evento determinaria sua natureza crônica. Pelo lado da oferta, características domiciliares são os determinantes críticos desta saída. Contudo, no âmbito da demanda, temos interesse, também, em saber se mudanças no mercado de trabalho, como variações na taxa de desemprego e no nível médio de rendimentos, apresentam efeitos sobre tal duração. Desse modo, um objetivo específico do trabalho é avaliar se mudanças na demanda agregada são capazes de retirar famílias da pobreza.

No Brasil, a única pesquisa domiciliar que possibilita este tipo de análise com representatividade amostral é a Pesquisa Mensal de Emprego (PME), realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). A PME é um painel rotativo que acompanha o domicílio por quatro meses consecutivos e, depois de oito meses de intervalo, o entrevista por mais quatro meses. Após um total de oito entrevistas, o domicílio sai definitivamente da amostra. Infelizmente, este período de dezesseis meses, que é o de fato coberto entre a primeira e a última entrevista no painel, não é tempo suficiente para estimar a duração de uma família na pobreza. Por conseguinte, detecta-se um elevado número de observações censuradas na análise de duração. Todavia, consideramos este formato de pesquisa ideal para a análise de transições e efeitos de variação na demanda agregada, pois possibilita a investigação de mudanças em um curto espaço de tempo. Caso fossem utilizados dados anuais, uma série de eventos que ocorrem ao longo de um ano estaria sendo negligenciada. No nosso caso, optamos por utilizar a PME no período de março de 2002 a maio de 2007.

Outra limitação da PME é o seu questionário, que se restringe a cobrir questões relacionadas exclusivamente ao mercado de trabalho. Nesse sentido, a pesquisa inclui somente a renda proveniente do trabalho, não considerando outras fontes de renda, tais como pensões, aposentadorias, seguro-desemprego, remunerações de ativos e transferências de programas sociais. Para contornar o problema de subestimação da renda domiciliar e conseqüente sobreestimação da pobreza, utilizamos a técnica proposta por Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003) para imputar a renda domiciliar não provinda do trabalho.

Em relação aos casos censurados à direita, quando não observamos a saída do domicílio da pobreza, e à esquerda, quando não observamos a entrada nesta situação, optamos por não excluí-los. No caso das observações censuradas à direita, a utilização

de modelos convencionais de duração já contorna o problema. No outro caso, porém, a solução não é tão trivial. De fato, a existência de censura à esquerda pode viesar a análise de duração. Todavia, a omissão destes casos introduz um viés na análise de mobilidade maior do que se eles fossem incluídos, pois isto iria sistematicamente excluir pessoas em meio a um longo período na pobreza (ICELAND, 1997a). Para reduzir um possível viés, utilizamos modelos de duração estimados por máxima verossimilhança que levam em consideração a probabilidade de entrada na pobreza, tratando a censura à esquerda como um problema de condição inicial (RIDDER, 1984). Estes modelos, porém, assumem o pressuposto de estacionariedade. Ou seja, a probabilidade condicionada de entrada na pobreza é assumida ser constante (D'ADDIO e ROSHOLM, 2002).

Os resultados das estimações desses modelos de duração indicam que a probabilidade de saída da pobreza é decrescente ao longo do tempo, principalmente a partir do segundo mês de duração nesta situação. Entre as características domiciliares, a presença de, ao menos, um idoso é a de maior impacto sobre a probabilidade de saída da pobreza, *vis-à-vis* a permanência nela, aumentando em mais de 20% as chances de sua ocorrência. Em relação às condições em que as famílias entram na pobreza, identificamos que, em média, quanto maior a distância da renda *per capita* inicial em relação à linha de pobreza, menor a probabilidade de saída da pobreza. Entretanto, este efeito possui um formato côncavo, implicando que os domicílios com renda zero não são aqueles com maiores chances de permanecer nesta situação.

Finalmente, em termos de mudanças no mercado de trabalho, constatamos que a transição de trabalhadores da indústria e do comércio para o setor de serviços nas áreas metropolitanas reduz significativamente a duração das famílias na pobreza. Outro resultado é que mudanças na taxa de desemprego da economia não afetam diretamente a permanência, ou a saída, de famílias na pobreza. Variações na massa salarial, por sua vez, apresentam impacto significativo.

Além desta introdução, o trabalho está dividido em mais seis seções. Na segunda seção, apresentamos uma síntese da literatura sobre duração e mobilidade na pobreza. A seção seguinte faz uma breve descrição sobre como foram imputados os rendimentos não provenientes do trabalho para os domicílios da PME. A seção 4 se ocupa da especificação dos modelos e das técnicas de estimação utilizadas neste estudo. Na quinta seção, descrevemos o tratamento dado às informações da PME para montar nossa base de dados, enquanto a penúltima seção aponta os resultados dos modelos de duração estimados. Por fim, são traçadas algumas conclusões com base nos resultados obtidos.

2 DURAÇÃO E MOBILIDADE NA POBREZA: UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA

Na literatura, são vários os estudos que estimam duração na pobreza e os determinantes de entrada e saída desta situação. No entanto, a maior parte deles foi realizada para países desenvolvidos, onde há maior disponibilidade de dados em painel. Em países em desenvolvimento, como o Brasil, são poucos ainda os trabalhos realizados nesta direção.

Entre os países desenvolvidos, a maioria dos trabalhos é para os EUA, com base no PSID (*Panel Study of Income Dynamics*), um painel com uma série ininterrupta desde 1967. Duncan (1983) e Duncan e Rodgers (1991), por exemplo, estimam o

número de anos na pobreza das famílias, sem levar em consideração, porém, qualquer problema relacionado à censura no tempo de duração. Com um período curto de observações, tal procedimento induz à subestimação do tempo na pobreza. Uma família em sua última entrevista pode estar, na verdade, entrando em um longo período de pobreza, assim como, na primeira entrevista, uma família pode já ter experimentado um longo histórico não-observado de privação de renda.

O estudo de Bane e Ellwood (1986), que também utiliza dados do PSID, vai além dos anteriores, utilizando uma abordagem de duração que considera casos de censura à direita (quando a saída da pobreza não é observada). Entretanto, esta investigação se circunscreve tão-somente na análise de observações consecutivas em um único estado, a chamada análise dos intervalos simples de duração. Stevens (1994, 1999) avança em relação ao trabalho de Bane e Ellwood, uma vez que estima as taxas de risco e seus determinantes para múltiplos intervalos de pobreza, ampliando ainda em seis anos a série. Comparando os modelos com intervalos simples e múltiplo, o autor conclui que o primeiro tende a sobreestimar a taxa de saída da pobreza. Os resultados apontam que a probabilidade de permanência na pobreza aumentou entre a década de 1970 e 1980, principalmente para os domicílios chefiados por mulheres. Além disso, a saída da pobreza não implica permanência fora dela. Stevens mostra que 50% das pessoas que saíram desta situação retornaram a ela em menos de cinco anos, sendo que esta probabilidade de retorno vinha aumentando, ao longo do tempo, para as famílias chefiadas por mulheres brancas.

O trabalho de Iceland (1997b) é outro que utiliza o PSID para estimar a probabilidade de saída *vis-à-vis* a permanência na pobreza. Buscando relacionar aspectos de demanda agregada a este evento, ele recorre a variáveis que traduzem as transformações no mercado de trabalho metropolitano norte-americano no período de 1970 a 1985. Para tanto, utiliza variações anuais nas proporções de empregados na indústria, nos serviços e no comércio, objetivando captar o efeito da reestruturação industrial que, a princípio, reduz o número de postos de trabalho neste setor. A possível presença de descasamento entre qualificação do indivíduo e exigências dos postos de trabalho (*skill mismatching*) é expressa pela variação anual na proporção de ocupados com mais de onze anos de estudo (*high school* completo ou mais). Importante salientar que o autor não omitiu as observações censuradas à esquerda, pois considerou que esta exclusão introduziria um grande viés na análise. A forma de lidar com o problema, descrita em Iceland (1997a), foi incluir uma *dummy* identificando os casos censurados na regressão.

Os resultados de Iceland apontam que a segregação espacial não produz efeitos significativos sobre a saída da pobreza. No entanto, a desindustrialização das áreas metropolitanas tende a favorecer mais os brancos do que os negros, no sentido de se livrarem da pobreza. Nas regiões com crescimento expressivo do setor de comércio, por sua vez, as chances de saída dos negros eram maiores do que nas áreas industrializadas, onde estes trabalhadores estavam geralmente ocupados como operários, os chamados *blue collars*. A hipótese de *skill matching* não é robusta para brancos, mas o é para negros, em especial no setor de serviços.

Em vez de trabalharem com dados anuais, Ruggles e Williams (1987) e McKernan e Ratcliffe (2003) utilizam o SIPP (*Survey of Income and Program Participation*), também dos EUA, para investigar os determinantes de entrada e saída da pobreza entre os meses. De acordo com estes autores, dados mensais permitem

uma estimação mais precisa da relação entre eventos e mobilidade. Ruggles e Williams argumentam ser mais difícil associar uma mudança anual na condição do domicílio a um evento que ocorreu em algum momento no intervalo de 12 meses do que relacionar uma mudança mensal a um evento que ocorreu no próprio mês ou no anterior. McKernan e Ratcliffe utilizam a mesma estratégia de estimação proposta por Iceland (1997a). Assim como Ruggles e Williams, mostram que os eventos de entrada e saída na pobreza estão mais ligados a mudanças na ocupação e nos rendimentos do que a mudanças na estrutura e composição domiciliar.

Com dados da Dinamarca, Hussain (2002) trabalha com intervalos simples e múltiplos e, assim como Stevens (1994, 1999), incorpora o tratamento para a censura nos dados e para a heterogeneidade não-observada. Para o período de 1976 a 1997, mostra que os níveis de escolaridade e horas trabalhadas aumentaram a probabilidade de saída da pobreza e reduziram a probabilidade de reentrada. Outra evidência é que a presença de crianças e de chefe sem cônjuge reduz a probabilidade de saída e aumenta a probabilidade de reentrada. Em relação à demanda agregada, o autor coloca que, quanto menor a taxa de desemprego na economia, menor o tempo médio na pobreza.

Cappelari e Jenkins (2002) utilizam nove *waves* do BHPS (*British Household Panel Survey*), de 1991 a 1999, para estimar um modelo markoviano de entrada e saída da pobreza que não leva em consideração o tempo de duração em cada situação. Contudo, eles identificam um efeito significativo da situação inicial sobre a probabilidade de permanência nela: a chamada genuína dependência de estado. Seus resultados apontam ainda que a taxa de persistência na pobreza é crescente de acordo com a idade do chefe do domicílio, e maior entre os domicílios chefiados por homens, não-ocupados e de origem paquistanesa ou bengali.

Para a Rússia, Dmitri (2000) faz uso de um modelo convencional de duração e encontra que, entre os grupos mais vulneráveis à permanência na pobreza, estão as mães solteiras e os desempregados. O autor identifica também que, apesar da pobreza rural ser mais severa que a pobreza em áreas metropolitanas, os domicílios rurais possuem maior probabilidade de escapar desta situação. No entanto, vale ressaltar aqui, o trabalho de Denisova (2007), também para a Rússia, não corrobora este resultado.

Bigsten e Shimeles (2003) encontram um resultado parecido com o de Dmitri na Etiópia, mostrando que em áreas urbanas a pobreza é mais persistente do que em áreas rurais. Além disso, em áreas rurais, o tamanho da área plantada, o preço dos produtos cultivados e o acesso a mercados locais, assim como a educação do chefe do domicílio, reduzem significativamente a vulnerabilidade à pobreza.

Na Argentina, Beccaria e Maurício (2006) analisaram a probabilidade de entrada e duração na pobreza de 1991 a 2003. Sua conclusão é que uma maior taxa de entrada na pobreza e uma menor probabilidade de saída dela é quase totalmente explicada pela maior frequência de eventos no mercado de trabalho levam à redução na renda, como o desemprego e a redução no salário. Os eventos relacionados a características demográficas, segundo os autores, são pouco relevantes.

No Brasil, existem poucos estudos conhecidos sobre duração na pobreza. Barros, Mendonça e Neri (1995) foram uns dos primeiros a fazer este tipo de análise. Eles também utilizaram o painel da PME, mas somente para uma análise descritiva. Ou seja, eles não investigam os determinantes da duração na pobreza nem controlam o problema

de censura. Contudo, eles encontram resultados interessantes, concluindo que, em cada mês, 15% da população cruza a linha de pobreza de um salário mínimo em algum dos sentidos. Mesmo havendo uma grande fração de experiências na pobreza que é de curta duração, quanto maior o tempo de privação, menor é a probabilidade de saída desta situação. Finalmente, os autores apontam que, entre os não-pobres, aqueles que já estiveram na pobreza têm as maiores chances de se tornarem pobres.

Existem ainda dois trabalhos que estimaram as probabilidades de entrada e saída na pobreza, utilizando um modelo de transição semelhante ao proposto por Cappelari e Jenkins (2002): são os de Machado, Ribas e Penido (2007) e de Ribas e Machado (2007). O primeiro analisa transições mensais com base na PME de 2004. Conclui que a ocupação no setor informal possui um efeito ambíguo sobre a mobilidade, pois contribui para que os trabalhadores saiam da pobreza, ao mesmo tempo em que aumenta a vulnerabilidade a ela. Ademais, quanto maior o tempo de ocupação do trabalhador, menor a probabilidade de entrada na pobreza. No entanto, este trabalho, assim como o de Barros, Mendonça e Neri (1995), assume uma definição de pobreza monetária que não leva em consideração as fontes de renda não-trabalho. Portanto, as taxas de pobreza em ambos os estudos estão certamente sobreestimadas e a mobilidade estimada está, de fato, exclusivamente relacionada às mudanças nos postos de trabalho.

O segundo estudo foi realizado com base na mobilidade de coortes no intervalo de dois anos, utilizando a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (Pnad/IBGE). Entre os resultados, Ribas e Machado apontam que as pessoas mais velhas, assim como aquelas com o ensino fundamental completo, possuem menor probabilidade de permanecer e de transitar para a pobreza. Sexo e cor, por sua vez, só possuem efeitos sobre a permanência na pobreza – maior entre negros e mulheres –, mas não sobre a transição para ela.

Em suma, a conclusão que podemos tirar desta revisão é que, primeiramente, os eventos de entrada e permanência na pobreza estão mais associados a mudanças relacionadas ao emprego no mercado de trabalho do que a fatores de estrutura e composição domiciliar. Entretanto, acreditamos que muitos dos trabalhos que chegam a esta conclusão não levam em consideração a endogeneidade de choques na renda em um modelo de mobilidade. A segunda conclusão é que a omissão de dados censurados, assim como a análise somente de intervalos simples de duração, pode subestimar o tempo médio de pobreza. Devemos lembrar, porém, que a análise de intervalos múltiplos de duração só é possível quando possuímos um painel com um elevado número de *waves*. Por fim, destacamos que a análise de duração com dados anuais ignora uma série de eventos que ocorrem entre duas entrevistas. Iceland (2003) afirma, inclusive, que estimações com base em dados anuais tendem a sobreestimar o tempo de pobreza: mostra, por exemplo, que quase 80% dos pobres nos EUA, entre 1996 e 1999, ficaram menos de um ano na pobreza. Por consequência, o tempo médio de pobreza entre os mais diversos grupos demográficos não é maior do que seis meses.

3 IMPUTAÇÃO DA RENDA NÃO-TRABALHO NA PESQUISA MENSAL DE EMPREGO (PME)

Muitos estudos sobre pobreza consideram a baixa renda domiciliar *per capita* como uma medida de insuficiência ou privação na capacidade da família em suprir suas necessidades básicas. A renda domiciliar é oriunda de várias fontes (trabalho, juros, aluguéis, aposentadorias e pensões, transferências privadas e governamentais), sendo predominante a renda do trabalho (BARROS, CURY e ULYSSEA, 2007). Como já mencionado, dado o interesse particular em investigar o mercado de trabalho metropolitano brasileiro, a PME não contém informações sobre outras fontes de renda que não a proveniente do trabalho. Por esta razão, adaptamos a técnica proposta por Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003) para imputar a renda não-trabalho nos domicílios da PME, com base nas informações da Pnad.

A técnica proposta pelos autores consiste em estimar uma variável de interesse em função de covariáveis comuns a duas bases de dados distintas. Normalmente, esta técnica é utilizada na elaboração dos chamados “mapas de pobreza” (*poverty maps*). Nestes casos, a variável de renda ou consumo é estimada por meio de uma pesquisa amostral, que não possui representatividade em nível municipal, e imputada nos dados do censo demográfico. Independentemente da qualidade desta técnica,¹ há duas vantagens no nosso caso em se trabalhar com as duas bases de dados, o que torna a imputação consistente. A primeira vantagem é a semelhança entre os questionários da Pnad e da PME em determinados pontos. A segunda reside no fato do tamanho amostral e de sua respectiva representatividade serem quase idênticas entre as duas pesquisas nas áreas metropolitanas.

Para imputar a renda não-trabalho nos domicílios, em primeiro lugar, selecionamos na Pnad apenas as regiões metropolitanas (RMs) que a PME abrange: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. Como aposentadoria, pensões e outras rendas (juros, aluguéis, transferências, doações etc.) apresentam determinantes bastante diferenciados, optamos por estimar um modelo para cada tipo de renda. Temos, portanto, quatro modelos: aposentadoria recebida pelos indivíduos; pensões recebidas pelos indivíduos; outras rendas recebidas pelos domicílios mais pobres; e outras rendas recebidas pelos domicílios mais ricos. A divisão entre “domicílios mais pobres” e “domicílios mais ricos”, neste caso, é baseada na renda domiciliar *per capita* provinda do trabalho e ocorre no sexto decil da sua distribuição. Esta divisão se deve à diversidade na natureza das outras rendas: entre os mais pobres, predominam rendas oriundas de programas de transferências, tais como o Bolsa Família, e doações; entre os mais ricos, há maior incidência de remunerações provenientes de aluguéis e juros.

Os quatro modelos de rendimentos foram estimados na Pnad utilizando o método de dois estágios de Heckman (1979). No primeiro estágio, estimamos a equação referente à probabilidade de receber determinado tipo de renda não-trabalho por meio de um modelo probit. Em seguida, calculamos a razão inversa de Mills. No segundo estágio, estimamos o logaritmo do rendimento em função de um subconjunto de variáveis do primeiro estágio e da própria razão inversa de Mills. As variáveis explicativas, tanto do primeiro como do segundo estágio, foram selecionadas por

1. Sobre críticas à técnica de Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003), ver Tarozzi e Deaton (2007).

meio de *stepwise*, tendo sido naturalmente selecionadas neste processo as variáveis instrumentais, necessárias para que a estimação seja consistente.² Foram estimados, portanto, 96 sistemas de equações (quatro fontes de renda, seis RMs, e quatro anos – de 2002 a 2005).

Estimadas as equações de probabilidade e de rendimentos, seus coeficientes e desvios-padrões são transplantados às informações da PME. Importante salientar que os desvios-padrões das regressões também foram parametrizados por meio de *stepwise*. Ou seja, assumimos que os erros são heteroscedásticos. Dessa forma, o exercício de imputação se resume basicamente em tomar os vetores de coeficientes estimados com a Pnad e relacioná-los às características dos indivíduos e domicílios da PME. Contudo, um cuidado tomado foi em relação à diferença de periodicidade entre as duas pesquisas. As estimativas da Pnad para determinado ano foram imputadas na PME do mesmo ano, a partir do mês em que o salário mínimo foi reajustado – o que geralmente ocorre em abril ou maio –, e na PME do ano seguinte, até o mês anterior ao novo reajuste do salário mínimo. Dado que a série disponível da PME é mais ampla do que a da Pnad, as estimativas da Pnad de 2005, em particular, serviram para a imputação dos valores até maio de 2007 da PME. Além disso, para todos os anos, os valores de setembro da Pnad foram deflacionados de acordo com o Índice Nacional de Preço ao Consumidor (INPC) ajustado (CORSEUIL e FOGUEL, 2002),³ ficando equivalente aos valores para cada mês da PME. Mais detalhes sobre o processo de imputação encontram-se disponíveis no apêndice deste volume.

Para mostrar a consistência desse processo de imputação, apresentamos no anexo a estatística descritiva das diferentes fontes de renda observadas na Pnad e imputadas na PME. Na tabela A1, referente ao mês de setembro de 2005, verificamos que não há diferença significativa entre as estatísticas.

4 ESPECIFICAÇÃO DO MODELO DE DURAÇÃO

Para estimar a duração na pobreza no Brasil metropolitano entre 2002 e 2007, analisamos a extensão dos intervalos de tempo nesta situação e os determinantes do fenômeno. Nossa hipótese é que as características de estrutura e composição domiciliar, hiato de renda e variáveis de demanda agregada são os determinantes para a saída da pobreza, *vis-à-vis* a permanência na situação.

Os conhecidos modelos de sobrevivência são os mais indicados para estimar o tempo em que um domicílio permanece pobre, transitando para fora da pobreza, quando ocorre a chamada falha. Recorrendo a tais modelos, calcula-se a probabilidade de permanência na pobreza além de um determinado período de tempo t , denominada função de sobrevivência, que pode ser descrita na forma $S(t) = P(T \geq t)$. Esta função de sobrevivência pode ser descrita ainda como $S(t) = 1 - F(t)$, onde $F(t)$ representa a distribuição acumulada de casos em função do tempo de duração.

2. Em todos os casos, as variáveis explicativas da equação de rendimentos formavam um subconjunto das variáveis explicativas da equação de seleção, sendo que as variáveis omitidas na primeira equação não possuíam, de fato, significância.

3. Disponível em www.ipeadata.gov.br.

A probabilidade de ocorrência da falha, ou seja, a probabilidade de saída da pobreza em determinado ponto do tempo, chamada taxa ou função de risco, pode ser descrita em relação à diferença na função de sobrevivência em dois pontos no tempo, $S(t_1) - S(t_2)$, ponderada pela extensão deste intervalo:

$$h(t) = \frac{S(t_1) - S(t_2)}{(t_2 - t_1)S(t_2)}.$$

Ou ainda, considerando que $f(t)$ representa a função densidade da distribuição de casos em função do tempo de sobrevivência, a função de risco pode ser escrita como:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)},$$

lembrando que $F(t) = \int_0^t f(s)ds$.

Em um modelo paramétrico de duração, a função $f(t | X)$ pode assumir várias formas. Neste trabalho, consideramos as distribuições Weibull, Gompertz, Log-logística e Gaussiana inversa. Infelizmente, devido ao elevado número de casos censurados à esquerda, não pudemos realizar testes de ajustes das distribuições, como o Cox-Snell, para saber qual delas possui o maior poder de explicação. Por isso, optamos por estimar modelos que assumem distribuições distintas, a fim de verificar a robustez dos resultados.

As funções de densidade para cada uma das distribuições assumidas estão descritas a seguir:

$$\begin{aligned} f(t | X) &= \gamma \lambda t^{\gamma-1} \exp(-\lambda t^\gamma) && \text{Weibull} \\ f(t | X) &= \lambda \exp(\gamma t - \lambda \gamma^{-1} (e^\gamma - 1)) && \text{Gompertz} \\ f(t | X) &= \frac{\mu^{1/\gamma} t^{1/\gamma-1}}{\gamma (1 + (\mu \cdot t)^{1/\gamma})^2} && \text{Log - logística} \\ f(t | X) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\gamma \cdot t^3}} \exp\left[-\frac{(t - \lambda)^2}{2\gamma\lambda^2 t}\right] && \text{Gaussiana inversa,} \end{aligned} \tag{1}$$

onde $\lambda = \exp(X'\beta)$, $\mu = \exp(-X'\beta)$ e γ e β são parâmetros que definem o formato da distribuição condicionada.⁴

Outra distribuição utilizada neste trabalho é a Gaussiana inversa parametrizada de acordo com o processo de Wiener com absorção. Os processos de Wiener em modelos de sobrevivência são adotados, geralmente, para estimar a distância entre o início do processo e o estado de absorção (LANCASTER, 1982; DOKSUM e HØYLAND, 1992). Dessa forma, assume-se uma heterogeneidade no estado em que as pessoas iniciam tal processo. Esta distância, por sua vez, determina o formato da função de risco. De acordo com Aalen e Gjessing (2001), uma grande distância entre os pontos pode estar associada a uma taxa de risco crescente. Por sua vez, uma distância intermediária pode implicar uma taxa de risco que é crescente e depois decrescente, enquanto uma pequena distância pode configurar taxas de risco decrescentes.

4. A distribuição Gama generalizada, que representa o caso geral de distribuições exponencial, Weibull e Log-logística, não foi considerada, porque as estimativas de máxima verossimilhança deste modelo, utilizando os nossos dados, não convergiram.

A função de densidade estimada pelo processo de Wiener com absorção possui a seguinte especificação:

$$f(t | X) = \frac{c}{\sigma \sqrt{2\pi \cdot t^3}} \exp \left[-\frac{(c - \eta \cdot t)^2}{2\sigma^2 t} \right], \quad (2)$$

onde $\eta = \exp(X'\beta)$, σ e β são parâmetros que definem o formato da distribuição condicionada, e $c = \exp(Z'\gamma)$ é o componente que determina a distância entre os pontos de entrada e absorção no processo, a partir do vetor de características Z e do vetor de coeficientes γ . Repare-se que, se $c = \sqrt{\gamma^{-1}}$ e $\eta = \sqrt{\gamma^{-1}}/\lambda$, a função (2) se torna idêntica à função da distribuição Gaussiana inversa em (1).

Acreditamos que o processo de Wiener nos auxiliaria no controle do efeito de reentrada na pobreza, que não estamos considerando devido à limitação do painel utilizado. Ou seja, de acordo com suas características, certos domicílios entrariam na pobreza já sujeitos a permanecer mais tempo que outros nesta situação.

De acordo com Iceland (1997a), um dos principais problemas dos modelos de duração da pobreza reside nos dados censurados à esquerda. Segundo D'Addio e Rosholm (2002), aplicações de modelos de duração com correção para a censura à esquerda são raros na literatura.⁵ Isto porque eles incorporam certa complexidade na análise e a percepção geral é que observações censuradas à esquerda não contêm muita informação que possa ser explorada empiricamente. A complexidade desta estimação é uma conseqüência, principalmente, do fato de ser desconhecido o evento de entrada em determinada situação.

D'Addio e Rosholm apontam ainda que geralmente as soluções para o problema de censura à esquerda são duas: assumir um pressuposto muito restritivo (estacionariedade) ou omitir todos os casos com censura à esquerda. Entretanto, em algumas situações, principalmente quando o período de observação é relativamente curto e a proporção de casos censurados é elevada, a informação contida nestes casos é crucial.

Dessa forma, optamos por assumir o pressuposto de estacionariedade em troca de não impor restrições à amostra. Adotar o pressuposto de estacionariedade significa assumir que a taxa ou probabilidade condicionada de entrada na pobreza é constante. Com isso, estimamos os modelos de duração por meio da maximização da função de verossimilhança proposta por Amemiya (1999). Sendo n_1 o número de casos censurados à esquerda e $n_2 = n - n_1$ o número de demais casos, a função de verossimilhança de Amemiya consiste em uma expressão separada em duas partes, de acordo com o tipo de amostra, que são multiplicadas pelas probabilidades das informações serem ou não censuradas à esquerda:

$$L = \prod_{i=1}^{n_1} \left[\frac{S(t_i | X_i) P_0(X_i)}{E(T | X_i) P_0(X_i) + P_1(X_i)} \right] \cdot \prod_{i=1}^{n_2} \left[\frac{e(\tau_i | X_i) h(t_i | X_i) S(t_i | X_i) P_1(X_i)}{P_1(X_i) P_0(X_i) + P_1(X_i)} \right] \quad (3)$$

Nesta função: t_i é o tempo total do caso i na situação; τ_i é o tempo observado do caso i na situação; $E(T | X_i)$ representa a duração esperada do caso i ; $e(\tau_i | X_i)$ representa a taxa de entrada na situação no tempo τ_i ; $P_0(X_i)$ e $P_1(X_i)$ são as

5. Como referência, podemos citar Gritz (1993) e Rosholm (2001).

probabilidades de estar na situação no tempo 0, anterior ao início da contagem, e no tempo 1, o primeiro da contagem, respectivamente; e X_i é o vetor de características que determina a entrada e a permanência na situação analisada.

Assumindo que a taxa de entrada na situação é constante, podemos dizer que $e(\tau_i | X_i) = e(X_i)$, $P_0(X_i) = e(X_i)E[T | X_i]$ e $P_1(X_i) = \tau_1 e(X_i)$. Portanto, a função (3) pode ser simplificada como:

$$L = \prod_{i=1}^n \left[\frac{h(t_i | X_i)^{d_i} S(t_i | X_i)}{E(T | X_i) + \tau_1} \right], \quad (4)$$

onde $d_i = \{0, 1\}$ é um indicador se a observação não é censurada à esquerda e τ_1 denota a duração observada a partir do primeiro período.⁶

5 AMOSTRA NA PME E DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Conforme mencionado anteriormente, os dados sobre duração na pobreza advêm da PME no período de março de 2002 a maio de 2007. Tomando por referência a linha de pobreza das regiões metropolitanas construída pelo Banco Mundial (WORLD BANK, 2006) e deflacionada para os meses da PME,⁷ definimos como pobres aqueles domicílios cuja renda *per capita* está abaixo desta linha. Cabe lembrar que a renda domiciliar inclui todas os tipos de rendimentos, depois de realizada a imputação descrita anteriormente. Além disso, dentro do universo domiciliar, não incluímos as pessoas declaradas pensionistas, empregados domésticos ou parentes de empregados domésticos.

Para construção do banco específico para a análise de duração na pobreza, utilizamos primeiramente o algoritmo proposto por Ribas e Soares (2007) para reconstituição do painel de indivíduos como um todo. Em seguida, identificamos aqueles domicílios onde, ao menos, um membro foi observado em mais de uma entrevista, e os separamos daqueles onde todos os membros saíram da amostra. Ou seja, consideramos como domicílios, ou famílias, atritados aqueles nos quais nenhum membro foi encontrado em entrevistas posteriores.

Identificadas as famílias com pelo menos duas entrevistas realizadas e que passaram ao menos um mês na pobreza, contamos o número de meses de cada uma destas famílias nesta situação. Esta duração foi computada de acordo com o intervalo de meses entre duas observações consecutivas. Para as famílias que entraram na pobreza na quarta entrevista, permaneceram na mesma situação na quinta entrevista (oito meses depois) e saíram dela na sexta entrevista, por exemplo, computamos um total de dez meses na pobreza. Entretanto, caso estas mesmas famílias tivessem sido observadas fora da pobreza na quinta entrevista, nós as trataríamos como censuradas à direita, pois não saberíamos em que mês elas, de fato, saíram da pobreza. Este mesmo critério de interpolação foi adotado para famílias que atritaram na entrevista seguinte, mas que retornaram um mês depois. Cabe mencionar, também, que casos de atrito

6. D'Addio e Rosholm (2002) propõem uma outra função de verossimilhança que produz resultados mais robustos. Porém, a utilização desta função requer o uso de informações retrospectivas sobre eventos anteriores à entrada na situação de análise.

7. As linhas de pobreza foram deflacionadas de acordo com o INPC modificado, proposto por Corseuil e Foguel (2002), e disponível em www.ipeadata.org.br.

não foram completamente excluídos da amostra. Nesta situação, foram considerados como censurados à direita.

A tabela 1 reporta a estatística descritiva das variáveis selecionadas para o modelo de duração na pobreza, e mostra que o tempo médio de duração observado na pobreza é de 2,69 meses. Porém, quase 45% da amostra são censurados à direita e 46% censurados à esquerda. Na tabela, identificamos ainda que São Paulo detém 38% da amostra e Rio de Janeiro, 22%. A percentagem média de pessoas em idade ativa (entre 18 e 65 anos) nos domicílios pobres é de 59%. Além disso, entre as famílias na pobreza, 47% contam com pelo menos uma criança, 22% possuem mais de uma criança, 31% possuem ao menos um adolescente, 20% contam com mais de um adolescente, e 17% residem com um idoso. Quase 57% dos domicílios pobres têm, no mínimo, um adulto com fundamental completo; 45% dos domicílios são chefiados por brancos, o mesmo percentual de solteiros, e 37% são chefiados por mulheres solteiras. A idade média do chefe na amostra é de 46 anos e o hiato médio de renda, em relação à linha de pobreza, é de 51%.

TABELA 1

Estatística descritiva das variáveis

Variável	Média	Erro-Padrão	Variável	Média	Erro-Padrão
Duração observada	2.69268	0.011981	Chefe não-casado	0.45482	0.001510
Censura à direita	0.44832	0.001637	Chefe mulher não-casada	0.37072	0.001449
Censura à esquerda	0.46455	0.002313	Idade do chefe	46.3144	0.049177
RM Recife	0.11748	0.000854	<i>Presença de</i>		
RM Salvador	0.09659	0.000703	uma criança ou mais	0.46791	0.001572
RM Belo Horizonte	0.10125	0.000563	duas crianças ou mais	0.21964	0.001296
RM Rio de Janeiro	0.22308	0.001090	um adolescente ou mais	0.30931	0.001380
RM São Paulo	0.38088	0.001414	dois adolescentes ou mais	0.20069	0.001153
RM Porto Alegre	0.08072	0.000483	um idoso ou mais	0.16691	0.001152
Hiato de renda	0.51138	0.001115	adulto analfabeto	0.15381	0.001054
Hiato de renda ao quadrado	0.39594	0.001281	adulto analfabeto funcional	0.35967	0.001448
Log do número de membros	1.10952	0.001921	adulto com ensino fundamental	0.56801	0.001505
Família estendida	0.05669	0.000640	dois adultos com ensino fundamental	0.23310	0.001259
Proporção em idade ativa	0.58794	0.000871	adulto com ensino médio	0.32480	0.001450
Chefe de cor branca	0.45204	0.001588	adulto com ensino superior	0.03195	0.000572
Número de estratos	372		Número de observações	165656	
Número de UPAs*	80432		Universo de domicílios	6.90E+07	

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Nota: *UPA = unidade primária de amostragem.

A tabela 2 apresenta o número de observações utilizadas nas estimações dos modelos de duração. Na amostra reduzida, utilizada para estimar os efeitos de variáveis fixas, a participação de dados censurados somente à direita e somente à esquerda é semelhante (cerca de 30%), enquanto o percentual de dados com censura intervalar é de 16%. Com estes números, consideramos que o total relativo e, principalmente, o total absoluto de observações não-censuradas é suficiente para estimar modelos de duração na pobreza com base na PME. Na amostra expandida, utilizada para estimar os efeitos de mudanças na demanda agregada, o número de observações com censura à direita e censura intervalar aumenta e, por consequência, o percentual de casos não-censurados diminui. Contudo, há pouca perda no número absoluto destes casos.

TABELA 2

Número de observações

Amostra reduzida		
Total de observações	165,656	%
Não-censuradas	40,548	24.48
Censuradas à direita	48,653	29.37
Censuradas à esquerda	49,618	29.95
Censuradas no intervalo	26,837	16.20
Amostra expandida		
Total de observações	324,056	%
Não-censuradas	40,036	12.35
Censuradas à direita	94,796	29.25
Censuradas à esquerda	47,227	14.57
Censuradas no intervalo	141,997	43.82

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

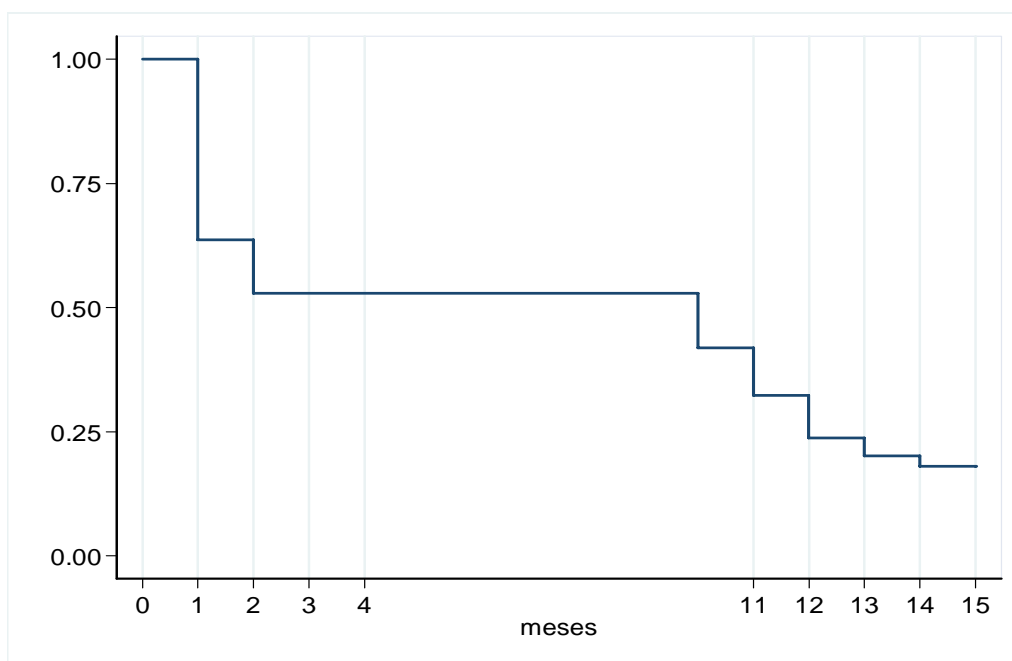
A diferença entre a amostra reduzida e a amostra expandida é o número de vezes em que o mesmo domicílio é replicado na base de dados. No primeiro caso, cada domicílio está representado por apenas uma observação que contém o número total de meses observados na pobreza, que pode ser censurado ou não, e variáveis que caracterizam permanentemente o domicílio. Estas variáveis permanentes, no caso, representam em geral as características da família na primeira vez em que é observada na pobreza. No outro caso, cada observação representa um momento (ou mês) em que o domicílio estava na pobreza. Ou seja, um mesmo domicílio pode ser identificado por repetidas vezes na amostra expandida. Cada observação contém o número de meses observados na pobreza até aquele momento e as características do mercado de trabalho naquele mês, além das mesmas variáveis permanentes da amostra anterior. Por consequência da expansão, o número de observações que não completaram toda a duração em meio à pobreza aumenta e, assim, o número de casos censurados à direita, também. A pequena redução no número de casos não-censurados deve-se à inclusão de variáveis agregadas defasadas, para que pudéssemos analisar as variações ocorridas no mercado de trabalho trimestralmente. Portanto, os três primeiros meses da pesquisa (março, abril e maio de 2002) foram omitidos da amostra expandida.

6 RESULTADOS

6.1 INCLINAÇÃO DA FUNÇÃO DE PROBABILIDADE (RISCO) DE SAÍDA DA POBREZA

A análise de duração na pobreza, utilizando os dados da PME, exige um controle para censura tanto à direita como à esquerda, segundo salientado anteriormente. Antes de mostrarmos os resultados dos modelos paramétricos que levam em consideração este controle, apresentamos a função Kaplan-Meier, omitindo os casos censurados à esquerda (gráfico 1). O intuito desta estimação não-paramétrica é apenas visualizar a função de sobrevivência que emerge dos dados observados.

GRÁFICO 1

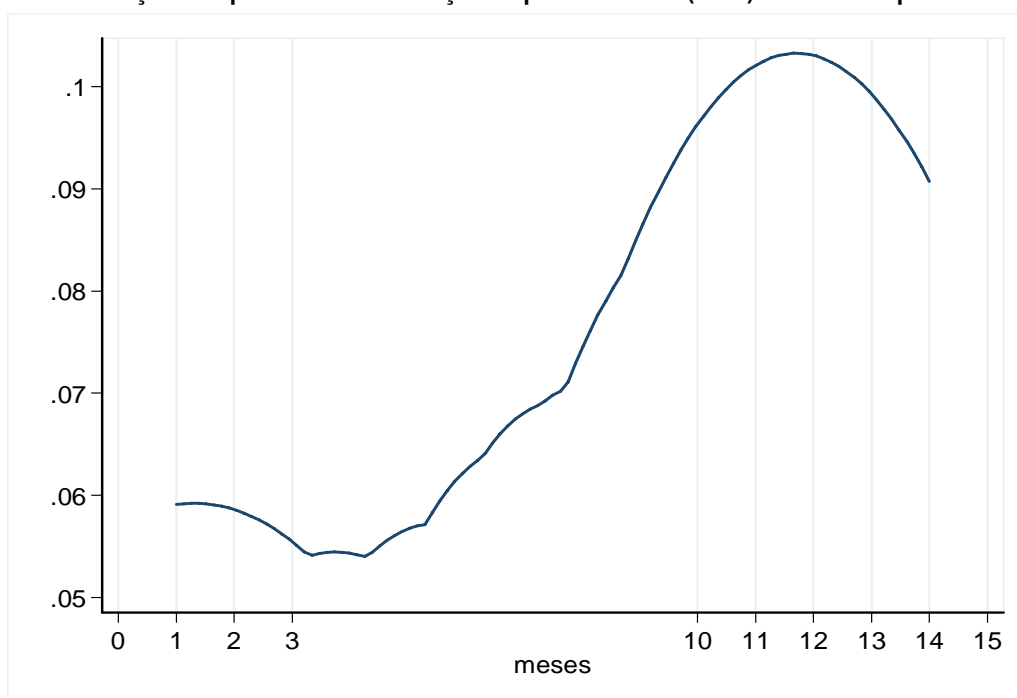
Estimação não-paramétrica (Kaplan-Meier) da função de duração na pobreza

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

No instante $t = 0$, contávamos com 100% da amostra na pobreza, algo assumido pelo modelo de análise de sobrevivência. Depois de um mês, cerca de 60% ainda permaneciam na pobreza, caindo para a metade da amostra no terceiro mês. A inclinação acentuada da curva nos dois primeiros meses mostra a elevada probabilidade de saída da pobreza neste intervalo. A reta horizontal que sucede o terceiro mês e vai até o décimo mês é consequência do intervalo de oito meses entre a quarta e a quinta entrevista dos domicílios na PME. A partir do décimo mês, identificamos a saída de algumas famílias da pobreza, porém em uma intensidade bem menor do que nos dois primeiros meses. Por fim, a distância da curva de sobrevivência em relação ao eixo das abscissas é um registro da considerável existência de dados censurados à direita, ou seja, da presença de domicílios que ainda permanecerão na pobreza por algum tempo.

A omissão de casos censurados à esquerda e a saída de nenhum domicílio entre o terceiro e o décimo mês resultam em uma função de risco positivamente inclinada, na ausência de parametrização (gráfico 2). Em virtude desta evidência, salientamos a necessidade do uso de modelos paramétricos e da não-omissão de casos censurados para a estimação de uma função de risco mais consistente.

GRÁFICO 2

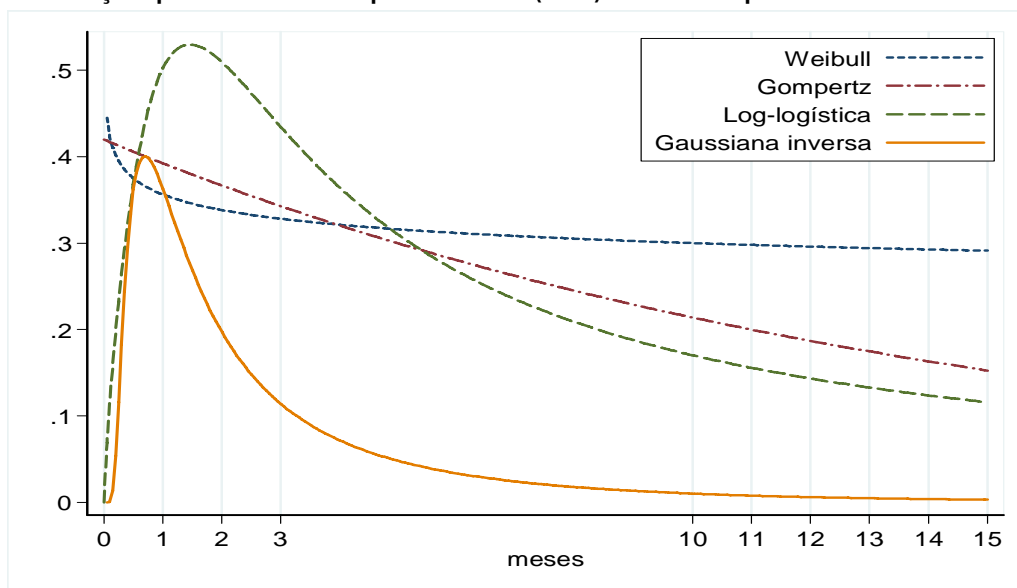
Estimação não-paramétrica da função de probabilidade (risco) de saída da pobreza

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Ao contrário do gráfico 2, o gráfico 3 mostra que todas as funções de risco, estimadas parametricamente e com a amostra completa, possuem inclinação negativa a partir do segundo mês de duração na pobreza. Portanto, quanto mais tempo a família fica na pobreza, maiores são suas chances de permanecer nela. Com exceção do modelo Weibull, os demais apontam que, após o décimo mês, a probabilidade média de saída da pobreza é menor que 20%. A função Gaussiana inversa é a que indica o cenário mais crítico. De acordo com ela, a probabilidade média de saída da pobreza nos primeiros meses é menor que 40%. Após o terceiro mês, a probabilidade cai para menos de 10% e, após o décimo mês, ela é quase zero.

Para verificar se há heterogeneidade no formato das funções de risco de acordo com o processo de Wiener, testamos a hipótese do parâmetro c na função (2) ser constante. A estatística qui-quadrado do teste de Hausman (13362,29 com 25 g.l.) apontou que a estimação pelo processo de Wiener com absorção é mais consistente que a simples estimação de um modelo com distribuição Gaussiana inversa. Os resultados da estimação dos determinantes da distância entre o ponto inicial e o estado de absorção estão no anexo (tabela A2).

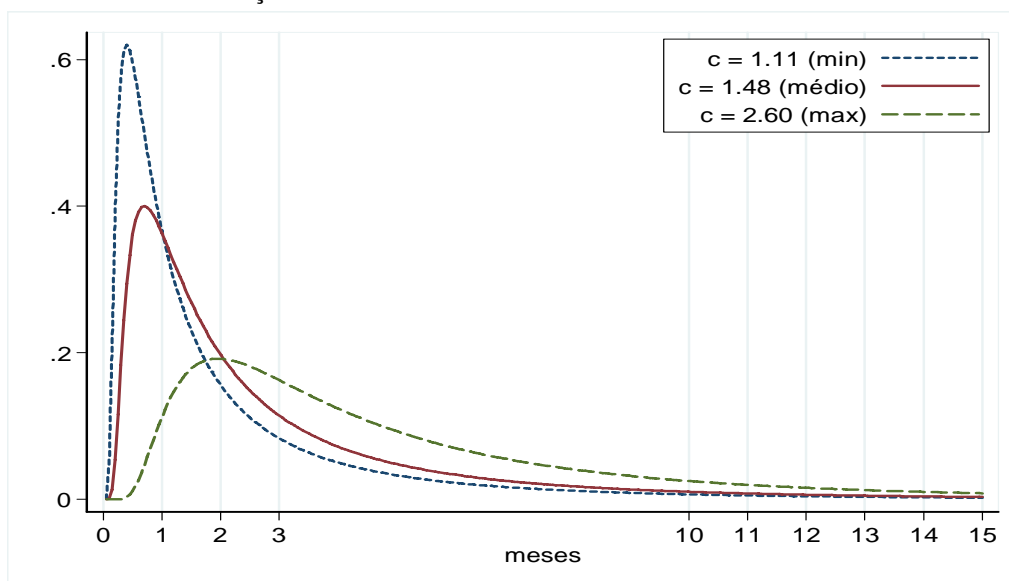
GRÁFICO 3

Funções parametrizadas de probabilidade (risco) de saída da pobreza

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

O gráfico 4 ilustra três funções médias de risco estimadas pelo processo de Wiener: uma com o valor mínimo de c estimado na amostra, 1,11; outra com o valor médio de c estimado na amostra, 1,48; e outra com o valor máximo de c estimado na amostra, 2,6. Dessa forma, identificamos que há famílias com elevada probabilidade de sair da pobreza logo no primeiro mês, assim como há famílias que entram na pobreza já condicionadas a permanecer nela por um longo tempo. Apesar disso, independentemente do valor obtido para c , as funções de risco estimadas são sempre decrescente a partir do segundo mês.

GRÁFICO 4

Funções de probabilidade de saída da pobreza parametrizadas conforme o processo de Wiener com absorção

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

6.2. DETERMINANTES DA SAÍDA DA POBREZA

A tabela 3 informa os resultados da estimação da função de risco, utilizando as distribuições Weibull, Gompertz, Log-logística e a Gaussiana inversa (processo de Wiener com absorção). As regressões apresentadas na tabela estimam os efeitos de característica fixas do domicílio, captadas durante o primeiro mês observado na pobreza. Além dos coeficientes das regressões, a tabela informa as razões de chance, para o modelo Log-logístico, e as razões de risco, para os demais modelos, relacionadas a cada variável explicativa.

Como podemos notar, quase todos os coeficientes são significativos. As exceções são os coeficientes das *dummies* de chefe não-casado e chefe mulher não-casada. As características familiares que reduzem a probabilidade de permanecer na pobreza são a formação estendida,⁸ a maior proporção de pessoas em idade ativa, e a presença de adultos com um maior nível de formação educacional. O efeito relacionado à proporção de pessoas em idade ativa, assim como o de maior escolaridade dos adultos, aponta indiretamente para o papel positivo da inserção no mercado de trabalho sobre a possibilidade de sair da pobreza. A probabilidade de saída da pobreza é tanto maior quanto mais velho for o chefe do domicílio. No entanto, mais importante do que todas estas características é o fato de haver um idoso no domicílio. A presença do idoso aumenta em mais de 20% as chances de saída da pobreza. A razão disto é, provavelmente, o papel da aposentadoria na complementação de renda das famílias pobres. Ou seja, as aposentadorias e pensões dos idosos nestas famílias certamente contribuem para redução no hiato de renda, facilitando a saída da pobreza quando outro membro consegue uma remuneração adicional.

TABELA 3

Resultado das regressões para diferentes modelos de duração

	Weibull		Gompertz		Log-logística		Gaussiana inversa	
	Razão de risco	Coef.	Razão de risco	Coef.	Razão de chance	Coef.	Razão de risco	Coef.
RM Salvador	0.96763	-0.03290**	0.96360	-0.03708***	0.83375	-0.18182***	1.07912	0.07614***
RM Belo Horizonte	1.27206	0.24064***	1.24222	0.21690***	1.39104	0.33005***	1.33586	0.28958***
RM Rio de Janeiro	1.08136	0.07822***	1.07189	0.06942***	1.06876	0.06650***	1.14468	0.13513***
RM São Paulo	1.18567	0.17031***	1.16088	0.14918***	1.21272	0.19287***	1.26489	0.23499***
RM Porto Alegre	1.29204	0.25623***	1.25987	0.23101***	1.41824	0.34942***	1.33342	0.28774***
Log do número de membros	0.83593	-0.17921***	0.85443	-0.15732***	0.75071	-0.28673***	0.87353	-0.13521***
Família estendida	1.05662	0.05507**	1.04486	0.04388**	1.11531	0.10914***	1.02957	0.02914
Proporção em idade ativa	1.15022	0.13995***	1.13267	0.12458***	1.32071	0.27817***	0.86382	-0.14639*
<i>Presença de</i>								
uma criança ou mais	0.91890	-0.08458***	0.92279	-0.08035***	0.90982	-0.09451***	0.80215	-0.22045***
duas crianças ou mais	0.84166	-0.17238***	0.85921	-0.15174***	0.69786	-0.35974***	0.86685	-0.14289***
um adolescente ou mais	0.90879	-0.09564***	0.91596	-0.08779***	0.88906	-0.11759***	0.79000	-0.23572***
dois adolescentes ou mais	0.96938	-0.03110*	0.96953	-0.03095**	0.98155	-0.01862	0.85019	-0.16230***
um idoso ou mais	1.22268	0.20104***	1.20752	0.18857***	1.34476	0.29622***	1.26400	0.23428***
adulto analfabeto	0.96902	-0.03147*	0.97080	-0.02963*	0.97103	-0.02940	0.91253	-0.09153***
adulto analfabeto funcional	0.97031	-0.03014**	0.97348	-0.02688**	0.94976	-0.05155***	0.98057	-0.01962
adulto com ensino fundamental	1.05944	0.05774***	1.05208	0.05077***	1.12079	0.11403***	0.99574	-0.00427
dois adultos com ensino fundamental	1.10257	0.09764***	1.08950	0.08572***	1.15790	0.14661***	1.11930	0.11271***
adulto com ensino médio	1.08563	0.08216***	1.07620	0.07344***	1.13326	0.12510***	1.09389	0.08974***
adulto com ensino superior	1.16096	0.14925***	1.15513	0.14422***	1.16266	0.15071***	1.30038	0.26266***
chefe de cor branca	1.02680	0.02645**	1.02633	0.02599**	1.05845	0.05680***	1.00624	0.00622
chefe não-casado	0.98227	-0.01789	0.98243	-0.01773	0.99889	-0.00111	0.92823	-0.07448
chefe mulher não-casada	0.99631	-0.00369	0.99535	-0.00466	0.99188	-0.00815	0.93741	-0.06463
Idade do chefe	1.01094	0.01256***	1.01014	0.01152***	1.01828	0.03282***	1.01515	0.01706***
Idade do chefe ao quadrado		-0.00002		-0.00002		-0.00016***		-0.00002
Hiato de renda	0.78376	-0.84113***	0.80403	-0.75411***	0.61997	-1.55680***	0.93260	-0.46405***
Hiato de renda ao quadrado		0.58418***		0.52406***		1.05472***		0.38550***
Constante		-1.29955***		-1.18945***		-1.70628***		-1.08123***
Parâmetro da função de risco	p	0.92549***	gamma	-0.06742***	gamma	0.56365***	c'	1.45594***

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Obs.: O valor c da função Gaussiana inversa representa uma média da amostra, pois este valor foi parametrizado em função de algumas variáveis. Os coeficientes da regressão do logaritmo de c estão no anexo deste volume.

Notas: * = significativo a 5%; ** = significativo a 1%; *** = significativo a 0,1%.

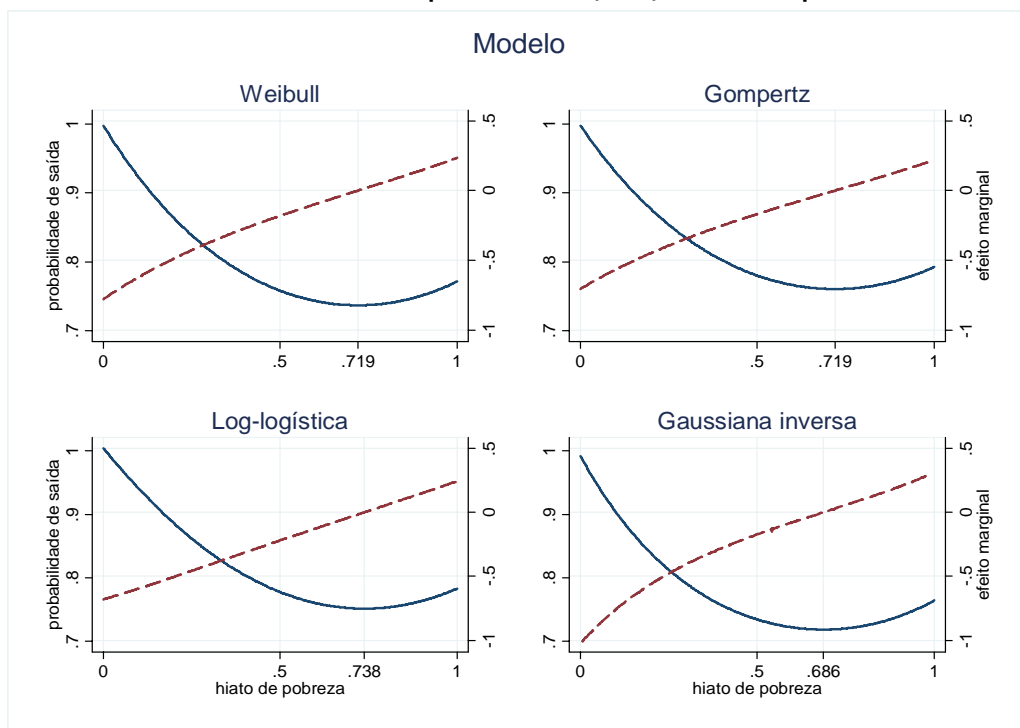
8. No caso do modelo de Gaussiana inversa, esse coeficiente não é significativo, assim como os de presença de adulto analfabeto funcional, adulto com ensino fundamental, e chefe de cor branca.

Fatores que contribuem para uma maior permanência na pobreza são o maior número de membros no domicílio, a presença de crianças e adolescentes, e a presença de adultos analfabetos. Além disso, famílias chefiadas por pessoas não-brancas possuem maior probabilidade de permanecer na pobreza que as chefiadas por pessoas brancas. Tal diferença pode ser resultado, entre outros, da já conhecida discriminação sofrida pelos negros no mercado de trabalho.

De um modo geral, muitos desses resultados são, de certa forma, esperados. Todavia, um resultado novo pode ser ressaltado com a introdução do hiato de renda como uma covariada no modelo de duração. De fato, na média, quanto maior a distância da renda *per capita* em relação à linha de pobreza, menor a probabilidade ou chance de transitar para fora da pobreza. Entretanto, este efeito é significativamente côncavo. O gráfico 5 apresenta as funções de risco estimadas de acordo com o hiato de renda. Nele, é possível verificar que os domicílios que entraram na pobreza com renda zero (hiato igual a 1) não são os com menores chances de sair desta situação. Ou seja, os pobres mais extremos não são os mais crônicos. Provavelmente, as famílias com hiato de renda igual a um são aquelas que perderam sua única fonte de renda, em decorrência, por exemplo, do desemprego do chefe. Porém, elas possuem mais chances de sair da pobreza – quando o chefe ou outro membro do domicílio encontra um novo posto de trabalho – do que as famílias que não passaram pela mesma situação, mas que continuam a receber seu pequeno montante de renda, que por sua vez é insuficiente para sustentar todos os seus membros.

GRÁFICO 5

Efeito do hiato da renda sobre a probabilidade (risco) de saída da pobreza



Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Nota: Linha sólida = probabilidade de saída; linha tracejada = efeito marginal.

6.3 EFEITOS DE MUDANÇA NO MERCADO DE TRABALHO SOBRE A SAÍDA DA POBREZA

Inspirado principalmente no trabalho de Iceland (1997b), construímos variáveis que registram mudanças agregadas no mercado de trabalho para incorporar os efeitos de demanda agregada ao modelo de duração na pobreza. Dessa forma, analisamos os efeitos das variações trimestrais na proporção de ocupados na indústria, na construção civil e no comércio, em relação ao setor de serviços, na taxa de desemprego e no rendimento real médio dos empregados públicos, por conta-própria e assalariados com carteira e sem carteira assinada. A tabela 4, que descreve a magnitude destas variações para 60 meses (de junho de 2002 a maio de 2007) nas seis RMs, mostra que, apesar das médias muito próximas de zero, as variâncias são suficientemente altas para se analisar o impacto das mudanças.

TABELA 4

Estatística descritiva das mudanças agregadas

Variação (%) na	Média	Desv.-Pad.	Mínimo	Máximo
Renda média dos trabalhadores	-0.1146	3.5527	-16.5691	12.1042
Renda média dos empregados por conta-própria	-0.3332	7.3220	-32.4074	22.8641
Renda média dos empregados com carteira	-0.0255	3.6118	-12.8106	13.3582
Renda média dos empregados sem carteira	1.2207	3.3574	-11.2621	15.2554
Renda média dos funcionários públicos	0.2407	5.7320	-18.4483	20.2215
Taxa de desemprego	-0.2946	10.0339	-26.1539	39.5833
Proporção de trabalhadores na indústria	-0.0479	4.3228	-17.1920	18.2049
Proporção de trabalhadores na construção	0.1114	6.5141	-17.8042	25.7944
Proporção de trabalhadores no comércio	-0.2843	3.8151	-14.5585	10.4305
Número de RMs	6			
Número de meses	60			
Total de observações	360			

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Entre essas mudanças ocorridas no mercado de trabalho, o único fator que demonstra uma clara tendência de aumento ao longo do tempo é o salário médio dos empregados sem carteira, com uma taxa de crescimento média de 1,22% por trimestre. A maior variabilidade, ou volatilidade, está na taxa de desemprego, com um desvio-padrão de 10% sobre a sua variação percentual média, seguida pelo salário médio dos empregados por conta-própria (desvio-padrão de 7,3%) e pela proporção de trabalhadores na construção civil (desvio-padrão de 6,5%). A renda média dos funcionários públicos também mostrou uma volatilidade relativamente alta, com desvio-padrão de 6,5%.

Para estimar o modelo de duração, incluindo essas variáveis que mudam ao longo do tempo, necessitamos expandir a amostra, observando, para cada família, todos os meses em que ela foi entrevistada e estava na pobreza. As conseqüências desta expansão sobre a amostra já foram mostradas na tabela 2. Os resultados da estimação da probabilidade de saída da pobreza com esta nova amostra são apresentados na tabela 5. Todos os modelos utilizam as covariadas referentes às características fixas dos domicílios, e a inclusão de cada grupo de variáveis agregadas é feita paulatinamente. O primeiro modelo considera somente a variação na renda média de todos os trabalhadores ocupados. No segundo, desagregamos a variação na renda média por posição na ocupação. O terceiro modelo incluiu ainda a variação na taxa de desemprego, e o

quarto incorpora as variações na proporção de empregados por setor. Por fim, o último e mais completo modelo inclui *dummies* para os meses do ano, objetivando um controle para o efeito de sazonalidade.⁹

Pelos efeitos estimados, verificamos que o aumento trimestral de 1% no salário médio dos trabalhadores na economia reduz entre 0,6% a 0,9% a probabilidade de saída da pobreza. Neste caso, explicação possível para este efeito decorre do aumento do salário médio que, ao provocar um aumento na oferta de trabalho dos trabalhadores mais qualificados, dificulta, por consequência, a inserção no mercado dos trabalhadores menos qualificados. Ou seja, a taxa de desemprego dos trabalhadores com baixa qualificação aumenta. Desagregando este efeito por posição na ocupação, observamos que o aumento trimestral de 1% no rendimento médio dos empregados com carteira reduz entre 5% e 9% a probabilidade de saída da pobreza. Por sua vez, o aumento de 1% no salário médio dos empregados sem carteira aumenta entre 6% e 12% esta probabilidade. De acordo com Machado, Ribas e Penido (2007), os trabalhadores pobres estão mais presentes no setor informal da economia. Dessa forma, podemos supor que o segundo tipo de variação possui um efeito de aumento na renda dos domicílios na pobreza, ao passo que o primeiro tipo de variação contribui para uma menor inserção dos pobres no mercado de trabalho, especialmente no setor formal.

Para sorte dos pobres, de acordo com a tabela 4, o rendimento no setor informal vem crescendo, em média, mais rápido que o rendimento no setor formal. Parte deste crescimento pode ser atribuída à política de recuperação do salário mínimo. Como bem nota Giambiagi e Franco (2007),¹⁰ o denominado “efeito farol” do salário mínimo é importante sobre o mercado de trabalho informal. Embora os empregadores que não assinam carteira não sejam obrigados a adotá-lo, pois já não estão seguindo a lei, considerações de caráter ético (convenção social a ser respeitada) e/ou de conveniência prática – para evitar insatisfação do empregado – podem levar o empregador a seguir a legislação, ainda que informalmente. Este comportamento tende a ser mais presente em RMs, em virtude da maior incidência de instituições trabalhistas.

Sem o controle de sazonalidade, verificamos que o efeito direto de redução de 1% na taxa de desemprego é de apenas 0,3% na probabilidade de saída da pobreza. Controlando a sazonalidade, este efeito perde significância. Portanto, a taxa de desemprego da economia em si não afeta a permanência de famílias na pobreza. Contudo, os efeitos do desemprego sobre a permanência na pobreza se dão por vias indiretas, particularmente por intermédio da sazonalidade da atividade econômica e do crescimento ou redução da massa salarial da economia.

9. Infelizmente o IBGE não divulgou, até a data da conclusão deste trabalho, as séries dessazonalizadas das variáveis agregadas. A justificativa é o ainda curto período da nova série da PME.

10. Na verdade, Giambiagi e Franco (2007) buscam mostrar que a política de salário mínimo não ajuda a reduzir a pobreza extrema no Brasil como um todo. Contudo, nossos resultados apontam para um efeito positivo do salário mínimo sobre a saída da pobreza em regiões metropolitanas.

TABELA 5

Resultado da estimação dos efeitos de mudanças agregadas para diferentes modelos de duração

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Efeito de variação na					
Modelo Weibull - razão de risco					
Renda média dos trabalhadores	0.9925 ***				
Renda média dos empregados por conta-própria		0.9984 ***	0.9983 ***	0.9989 **	0.9976 ***
Renda média dos empregados sem carteira		1.0707 ***	1.0726 ***	1.0777 ***	1.0988 ***
Renda média dos empregados com carteira		0.9386 ***	0.9379 ***	0.9329 ***	0.9183 ***
Renda média dos funcionários públicos		0.9983 ***	0.9982 ***	0.9990 *	0.9982 ***
Taxa de desemprego			0.9973 ***	0.9972 ***	1.0001
Proporção de trabalhadores na indústria				0.9945 ***	0.9932 ***
Proporção de trabalhadores na construção				0.9995	1.0004
Proporção de trabalhadores no comércio				0.9888 ***	0.9908 ***
Efeito de variação na					
Modelo Gompertz - razão de risco					
Renda média dos trabalhadores	0.9939 ***				
Renda média dos empregados por conta-própria		0.9986 ***	0.9986 ***	0.9991 *	0.9980 ***
Renda média dos empregados sem carteira		1.0585 ***	1.0600 ***	1.0645 ***	1.0822 ***
Renda média dos empregados com carteira		0.9490 ***	0.9485 ***	0.9440 ***	0.9314 ***
Renda média dos funcionários públicos		0.9984 ***	0.9984 ***	0.9990 *	0.9984 ***
Taxa de desemprego			0.9976 ***	0.9975 ***	1.0001
Proporção de trabalhadores na indústria				0.9953 ***	0.9941 ***
Proporção de trabalhadores na construção				0.9994	1.0002
Proporção de trabalhadores no comércio				0.9901 ***	0.9919 ***
Efeito de variação na					
Modelo Log-logístico - razão de chance					
Renda média dos trabalhadores	0.9937 ***				
Renda média dos empregados por conta-própria		0.9980 ***	0.9980 ***	0.9988 *	0.9976 ***
Renda média dos empregados sem carteira		1.0619 ***	1.0632 ***	1.0688 ***	1.0887 ***
Renda média dos empregados com carteira		0.9481 ***	0.9478 ***	0.9421 ***	0.9280 ***
Renda média dos funcionários públicos		0.9972 ***	0.9971 ***	0.9980 **	0.9970 ***
Taxa de desemprego			0.9973 ***	0.9971 ***	1.0008
Proporção de trabalhadores na indústria				0.9949 ***	0.9936 ***
Proporção de trabalhadores na construção				0.9983 **	0.9993
Proporção de trabalhadores no comércio				0.9871 ***	0.9895 ***
Efeito de variação na					
Modelo Gaussiana inversa - razão de risco					
Renda média dos trabalhadores	0.9911 ***				
Renda média dos empregados por conta-própria		0.9989	0.9988 *	0.9998	0.9976 ***
Renda média dos empregados sem carteira		1.0831 ***	1.0862 ***	1.0934 ***	1.1187 ***
Renda média dos empregados com carteira		0.9291 ***	0.9279 ***	0.9212 ***	0.9049 ***
Renda média dos funcionários públicos		0.9973 ***	0.9973 ***	0.9982 *	0.9971 ***
Taxa de desemprego			0.9966 ***	0.9965 ***	0.9999
Proporção de trabalhadores na indústria				0.9927 ***	0.9913 ***
Proporção de trabalhadores na construção				0.9996	1.0014 *
Proporção de trabalhadores no comércio				0.9852 ***	0.9874 ***
Variáveis de controle					
Características dos domicílios	x	x	x	x	x
Dummy de meses do ano					x

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Notas: * = significativo a 5%; ** = significativo a 1%; *** = significativo a 0,1%.

Em termos do emprego setorial, podemos notar que a redução de 1% na proporção de trabalhadores na indústria e no comércio, em prol do setor de serviços, aumenta em cerca de 0,5% e 1%, respectivamente, a probabilidade de saída dos domicílios da pobreza. Ou seja, uma transição de trabalhadores da indústria e do comércio para o setor de serviços nas áreas metropolitanas reduz significativamente a duração das famílias na pobreza. No entanto, de acordo com a tabela 4, esta transição vem ocorrendo, em média, de forma muito lenta. Por fim, o efeito de variações na proporção de ocupados na construção civil não possui significância na maioria dos modelos estimados.

7 CONCLUSÃO

Este estudo tem como objetivo estimar a probabilidade de domicílios saírem da pobreza e os determinantes deste evento, considerando seu tempo de permanência nesta situação. Os dados utilizados, provindos do painel da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), apresentaram inicialmente duas limitações. A primeira limitação era

em relação ao seu questionário, que não inclui perguntas sobre rendimentos não provenientes do trabalho, tais como pensões, aposentadorias, seguro-desemprego, remunerações de ativos e transferências de programas sociais. Portanto, utilizar as informações da PME somente da forma como elas são apresentadas implica uma subestimação da renda domiciliar e, conseqüentemente, sobrestimação da pobreza. Para contornarmos este problema, utilizamos a técnica proposta por Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003) para imputar a renda domiciliar não provinda do trabalho para os domicílios da PME.

A segunda limitação do painel utilizado é o curto intervalo de acompanhamento das famílias. A consequência disto é um elevado número de observações censuradas na análise de duração. Para não excluir os casos censurados à direita – quando não observamos a saída do domicílio da pobreza –, e os casos censurados à esquerda – quando não observamos a entrada nesta situação –, optamos por utilizar modelos paramétricos de sobrevivência que controlam a condição inicial de observação em determinada situação. Caso as observações censuradas fossem omitidas na análise, introduziríamos um grande viés na investigação, pois estaríamos sistematicamente excluindo famílias em meio a um longo período na pobreza.

Apesar dessa limitação no intervalo de acompanhamento dos domicílios, consideramos o formato do painel da PME ideal para a análise de transições e efeitos de variação na demanda agregada, pois possibilita a investigação de mudanças em um curto espaço de tempo. Nos resultados das estimações dos modelos paramétricos de sobrevivência, encontramos que a probabilidade de saída da pobreza é decrescente ao longo do tempo, principalmente a partir do segundo mês de duração nesta situação. Portanto, quanto mais tempo a família fica na pobreza, maiores são suas chances de permanecer nela. Entre as características domiciliares que afetam a probabilidade de saída da pobreza *vis-à-vis* a permanência nela, a presença de, ao menos, um idoso é a de maior impacto, aumentando em mais de 20% as chances disto acontecer. Provavelmente, a aposentadoria que os idosos recebem cumpre um papel fundamental como renda complementar em famílias pobres.

Em relação às condições em que as famílias entram na pobreza, identificamos que, na média, quanto maior a distância da renda *per capita* inicial em relação à linha de pobreza, menor a probabilidade ou chance da família transitar para fora da pobreza. Entretanto, os domicílios que entraram na pobreza com renda zero não são os com menores chances de sair desta situação. Para algumas famílias, a condição transitória de desemprego do chefe ou de outro membro as coloca em uma condição onde o hiato de renda é maior, porém a probabilidade de permanência na pobreza é menor, quando comparadas a famílias que detêm uma baixa renda permanente.

Finalmente, em termos de mudanças no mercado de trabalho, constatamos que a transição de trabalhadores da indústria e do comércio para o setor de serviços nas áreas metropolitanas reduz significativamente a duração das famílias na pobreza. No entanto, esta transição vem ocorrendo, em média, de forma muito lenta, até porque o processo de terciarização da economia pode já estar se esgotando. Outro resultado importante se refere às mudanças na taxa de desemprego da economia, que não afetam diretamente a permanência, ou a saída, de famílias na pobreza.

Nas regressões, mostramos ainda que o aumento no rendimento médio dos empregados com carteira reduz significativamente a probabilidade de saída da pobreza,

enquanto o aumento no salário médio dos empregados sem carteira aumenta consideravelmente esta probabilidade. De fato, os trabalhadores pobres estão mais concentrados no setor informal do que no setor formal. Portanto, o aumento do salário médio dos trabalhadores informais possui um efeito de aumento na renda dos domicílios pobres, ao passo que o aumento do salário médio dos demais trabalhadores não possui o mesmo efeito.

Devemos considerar que existe, no Brasil, um enorme contingente de indivíduos em idade ativa que, praticamente, não participa do mercado de trabalho, em especial no setor formal da economia. Para esta população, políticas de geração de emprego podem ser ineficazes para retirá-las da pobreza. Conforme constatado, o aumento na remuneração média dos trabalhadores formais até mesmo dificulta ainda mais sua inserção. A estratégia adotada por esta população excluída para aliviar sua condição de pobreza é se ocupar em postos de trabalho informais de baixa remuneração.

Portanto, podemos concluir que políticas de redução da pobreza devem transpor o mercado de trabalho. Devem alcançar os mais cronicamente pobres, sem esperar que eles consigam um posto de trabalho no curto prazo e, assim, saiam da pobreza. O importante, neste caso, é criar as condições suficientes para que eles se sustentem dignamente e tenham condições de reverter sua situação no longo prazo por intermédio da qualificação. No curto prazo, uma solução provém dos aumentos reais do salário mínimo, os quais surtem efeitos positivos sobre a remuneração de trabalhadores menos qualificados.

REFERÊNCIAS

- AALEN, O. O.; GJESSING H. K. Understanding the Shape of the Hazard Rate: A Process Point of View, **Statistical Science**, n. 16, v. 1, p. 1-22, 2001.
- AMEMIYA, T. A Note on Left Censoring, *In*: PESARAN, H.; LAHIRI, K.; Hsiao, C.; LEE, L.-F. (eds.). **Analysis of Panels and Limited Dependent Variable Models**, Cambridge: University Press, p. 7-22, 1999.
- BANE, M. J.; ELLWOOD, D. Slipping Into and Out of Poverty: The Dynamics of Spells. **Journal of Human Resources**, n. 21, v. 1, p. 1-23, 1986.
- BARROS, R. P.; CURY, S.; ULYSSEA, G. **A desigualdade de renda no Brasil encontra-se subestimada?** Uma análise comparativa com base na Pnad, na POF e nas Contas Nacionais. Rio de Janeiro: Ipea, 2007 (Texto para Discussão, n. 1263).
- BARROS, R. P.; MENDONÇA, R.; NERI, M. C. Duration of Spell of Poverty. **Anais do IV Encontro Nacional de Estudos do Trabalho**, ABET, 1995.
- BECCARIA, L.; MAURÍZIO, R. Factors associated to poverty mobility in Greater Buenos Aires. **XLI Reunión Annual de la AAEP**, Argentina: Salta, 2006.
- BIGSTEN, A.; SHIMELES, A. The Dynamics of Poverty in Ethiopia. **WIDER Conference on Inequality, Poverty and Human Well-being**, Finland: Helsinki, 2003.
- CAPPELLARI, L.; JENKINS, S. P. Who Stays Poor? Who Becomes Poor? Evidence from the British Household Panel Survey, **Economic Journal**, n. 112, p. C60-C67, 2002.
- CORSEUIL, C. H.; FOGUEL, M. N. **Uma sugestão de deflatores para rendas obtidas a partir de algumas pesquisas domiciliares**. Rio de Janeiro: Ipea, 2002 (Texto para Discussão, n. 897).
- D'ADDIO, A. C.; ROSHOLM, M. **Left Censoring in Duration Data: Theory and Applications**. Working Paper 2002-5, Department of Economics, Denmark: University of Aarhus, 2002.
- DENISOVA, I. **Entry to and Exit from Poverty in Russia: Evidence from Longitudinal Data**. CEFIR/NES, Moscow: New Economic School, 2007 (Working Paper, n. 98).
- DMITRI, S. **Persistent Poverty in Russia**. Moscow: New Economic School, 2000 (Working Paper, BSP/2000/037 E).
- DOKSUM, K. A.; HØYLAND, A. Models for variable-stress accelerated life testing experiments based on Wiener processes and the inverse Gaussian distribution. **Technometrics**, n. 34, v. 1, p. 74-82, 1992.
- DUNCAN, G. J. The Implications of Changing Family Composition for the Dynamic Analysis of Family Economic Well-Being. *In*: ATKINSON, A. B.; COWELL, F. A. **Panel Data Analysis**, London: London School of Economics, p. 203-239, 1983.
- DUNCAN, G. J.; RODGERS, W. Has Children's Poverty Become More Persistent? **American Sociological Review**, n. 56, v. 4, p. 538-550, 1991.
- ELBERS, C.; LANJOUW, J. O.; LANJOUW, P. Micro-Level Estimation of Poverty and Inequality. **Econometrica**, n. 71, v. 1, p. 355-364, 2003.

- GIAMBIAGI, F.; FRANCO, S. **O esgotamento do papel do salário mínimo como mecanismo de combate à pobreza extrema**. Rio de Janeiro: Ipea, 2007 (Texto para Discussão, n. 1.290).
- GRITZ, M. The Impact of Training on the Frequency and the Duration of Employment. *Journal of Econometrics*, n. 57, v. 1-3, p. 21-51, 1993.
- HECKMAN, J. J. Sample Bias as a Specification Error. *Econometrica*, n. 47, v. 1, p. 153-161, 1979.
- HUSSAIN, M. A. **Poverty Duration in Denmark**. Welfare Distribution Working Paper 28, Danish National Institute of Social Research, 2002.
- ICELAND, J. **The Dynamics of Poverty Spells and Issues of Left-Censoring**. PSC Research Report, University of Michigan, p. 97-378, 1997a.
- _____. Urban labor markets and individual transitions out of poverty. *Demography*, n. 34, v. 3, p. 429-441, 1997b.
- _____. Dynamics of Economic Well-Being: Poverty 1996-1999. **Current Population Reports**, U.S. Census Bureau, p.70-91, 2003.
- LANCASTER, T. Econometric Methods for the Duration of Unemployment. *Econometrica*, n. 47, v. 4, p. 939-956, 1982.
- MACHADO, A. F.; RIBAS, R. P.; PENIDO, M. Mobilidade entre estados de pobreza e inserção no mercado de trabalho: uma análise para o Brasil Metropolitano em 2004. *Economia Aplicada*, n. 11, v. 2, p. 253-279, 2007.
- MCKERNAN, S.-M.; RATCLIFFE, C. **Events that Trigger Poverty Entries and Exits**, JCPR Workin Paper 317. Joint Center for Poverty Research, Northwestern University and University of Chicago, 2003.
- RIBAS, R. P.; MACHADO, A. F. **Distinguishing Chronic Poverty from Transient Poverty in Brazil: developing a model for pseudo-panel data**. International Poverty Centre, UNDP, 2007 (Working Paper, n. 36).
- RIBAS, R. P.; SOARES, S. D. **Do atrito na pesquisa mensal de emprego**. Brasília: Ipea, 2007. Mimeografado.
- RIDDER, G. The distribution of Single Spell Duration Data, *In: NEUMANN, G. R.; Westergard-Nielsen, N. C. (eds.). Studies in Labor Market Dynamics*, New York: Springer, p. 45-73, 1984.
- ROSHOLM, M. **An Analysis of the Processes of Labour Market Exclusion and (Re-) Inclusion**. IZA, Institute for the Study of Labor, Bonn, 2001 (Discussion Paper, n. 332).
- RUGGLES, P.; WILLIAMS, R. **Transitions In and Out of Poverty: New Data from the Survey of Income and Program Participation**. U.S. Department of Commerce, Bureau of the Census, n. 8716, 1987.
- STEVENS, A. H. The Dynamics of Poverty Spells: Updating Bane and Ellwood. *American Economic Review*, n. 84, v. 2, p. 34-37, 1994.
- _____. Climbing Out of Poverty, Falling Back. *In: Measuring the Persistence of Poverty Over Multiple Spells*. *Journal of Human Resources*, n. 34, v. 3, p. 557-588, 1999.

TAROZZI, A.; DEATON, A. **Using Census and Survey Data to Estimate Poverty and Inequality for Small Areas**. Department of Economics, Princeton University, 2007.

WORLD BANK . **Brazil: Measuring Poverty Using Household Consumption**. Report 36358-BR, Poverty Reduction and Economic Management Sector Unit, 2006.

APÊNDICE

MÉTODO DE IMPUTAÇÃO DA RENDA NÃO-TRABALHO

No primeiro estágio dos modelos de imputação, estimamos a probabilidade de cada domicílio ou indivíduo, de acordo com suas características, Z_i , receber renda de outra fonte, excluindo a do trabalho. Logo, utilizando dados da Pnad, estimamos a seguinte equação de probabilidade:

$$(A1) \quad p_{k,i}^* = Z_i' \gamma_k + r_{k,i},$$

onde γ_k é um vetor de coeficientes, $r_{k,i}$ é o termo aleatório com média zero e desvio-padrão igual a um, e $p_{k,i}^*$ é a variável latente que representa a propensão da família (ou da pessoa) i em receber renda da fonte k , tal que:

se $p_{k,i}^* > 0$, ou seja, $r_{k,i} > -Z_i' \gamma_k$, $p_{k,i} = 1$, indicando que a unidade i recebe renda da fonte k ;

e

se $p_{k,i}^* \leq 0$, ou seja, $r_{k,i} \leq -Z_i' \gamma_k$, $p_{k,i} = 0$, indicando que a unidade i não recebe renda da fonte k .

Com a estimação da equação (A1) por meio de um modelo probit, obtemos um estimador consistente para o vetor de coeficientes, $\hat{\gamma}_k$. Este estimador, combinado com a imputação de um resíduo $\hat{r}_{k,i} \sim N(0,1)$ e com o vetor Z_i , reproduz nos dados da PME uma proporção muito próxima de domicílios que recebem outras fontes de renda na Pnad (tabela A1 no anexo, adiante). Se $\hat{r}_{k,i} > -Z_i' \hat{\gamma}_k$, geramos a variável $\hat{p}_{k,i} = 1$, indicando que a unidade i terá a renda k imputada. Caso contrário, geramos a variável $\hat{p}_{k,i} = 0$, indicando que a unidade i não terá a renda k imputada.

Utilizando um conjunto amplo de variáveis comum às duas bases de dados, e definidos os domicílios e pessoas que terão renda imputada na PME, o segundo estágio consiste em estimar, na Pnad, o valor desta renda.

Portanto, o passo seguinte é estimar a seguinte equação:

$$(A2) \quad \ln(y_{k,i}) = X_i' \beta_k + \xi_{k,i},$$

onde $y_{k,i}$ é o valor da renda k , β_k é um vetor de coeficientes, X_i é um subconjunto de características contidas em Z_i , e $\xi_{k,i}$ é a soma de $\rho_k \lambda_{k,i}$ com o termo aleatório $e_{k,i}$ que possui média zero e desvio-padrão igual a $\sigma_{k,i}$. $\lambda_{k,i} = \phi(Z_i' \gamma_k) / \Phi(Z_i' \gamma_k)$ é a razão inversa de Mills calculada com base na equação (A1), enquanto ρ_k é o parâmetro que representa a correlação entre os resíduos das equações (A1) e (A2).

Assumimos que o resíduo $e_{k,i}$ possui uma distribuição heteroscedástica. Logo, os valores de $\sigma_{k,i}$ também são estimados por meio de uma equação:

$$(A3) \ln\left(\frac{e_{k,i}^2}{A - e_{k,i}^2}\right) = W_i' \alpha_k + \varepsilon_{k,i},$$

onde α_k é um vetor de coeficientes, W_i é um vetor de variáveis explicativas, $\varepsilon_{k,i}$ é um resíduo homoscedástico, e A é o limite máximo da variância predita que, de acordo com Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003), é descrito como:

$$A = 1.05 * \max(e_{k,i}^2).$$

Segundo esses autores, a partir dos parâmetros da equação (A3), o estimador de $\sigma_{k,i}$ é definido como:

$$(A4) \hat{\sigma}_{k,i} = \sqrt{\left(\frac{AB}{1+B}\right) + \frac{1}{2} \text{Var}(\varepsilon_{k,i}) \left[\frac{AB(1-B)}{1+B^3}\right]},$$

onde $B = \exp(W_i' \hat{\alpha}_k)$.

Os estimadores $\hat{\beta}_k$, $\hat{\rho}_k$ e $\hat{\sigma}_{k,i}$ são calculados com base em regressões por Mínimos Quadrados Ordinários realizadas com os dados da Pnad. Combinados com os conjuntos de características X_i e W_i observados na PME, e com a variável $\hat{\lambda}_{k,i}$ imputada no primeiro estágio, estes estimadores determinam o valor imputado da renda k , $\hat{y}_{k,i}$, para os domicílios ou pessoas com $\hat{p}_{k,i} = 1$. Mais especificamente,

$$(A5) \hat{y}_{k,i} = \begin{cases} \exp(X_i' \hat{\beta}_k + \hat{\lambda}_{k,i} \hat{\rho}_k + \hat{e}_{k,i}) & \text{se } \hat{p}_{k,i} = 1 \\ 0 & \text{se } \hat{p}_{k,i} = 0 \end{cases},$$

onde $\hat{e}_{k,i} \sim N[0, \hat{\sigma}_{k,i}(W_i)]$ é um termo aleatório simulado.

Os conjuntos de variáveis, Z_i , X_i e W_i foram selecionados para cada modelo estimado por meio do processo de *stepwise*. No caso de aposentadorias, as regressões na Pnad e as respectivas imputações na PME foram feitas para a amostra de indivíduos com 30 anos ou mais. O modelo de pensões também considerou a amostra de indivíduos, porém sem impor alguma restrição. Para estimar e imputar as demais rendas, utilizamos a amostra de domicílios dividida em duas partes. A divisão se dá entre “domicílios mais pobres” e “domicílios mais ricos”, baseada na renda domiciliar *per capita* provinda do trabalho, e ocorre no sexto decil da sua distribuição. A justificativa para esta separação é que, até o sexto decil, a relação entre valor de outras rendas e renda do trabalho *per capita* é negativa, tornando-se negativa a partir do sexto decil. Além disso, tanto as características destes dois grupos quanto a composição de suas outras rendas são completamente distintas.

Por fim, podemos apontar algumas limitações desta técnica de imputação. A primeira se refere aos valores máximos e mínimos das distribuições imputadas: alguns domicílios na PME apresentaram valores imputados de algumas rendas fora dos intervalos observados na Pnad;¹¹ contudo, esta diferença não possui implicação sobre as estatísticas de um modo geral. Outra limitação é o fato das rendas serem estimadas independentemente, ou seja, sem levar em consideração a correlação entre elas. De acordo com a tabela A1 (anexo), esta limitação também não possui implicação

11. Uma forma de corrigir esta distorção é simular os resíduos com base em distribuições truncadas nos valores máximos e mínimos observados na Pnad.

alguma sobre as estatísticas. A última limitação diz respeito ao fato de a imputação das rendas ser feita de forma independente entre os domicílios ou entre as pessoas em diferentes meses da PME. A implicação disto, porém, é apenas residual, uma vez que grande parte da renda não-trabalho é explicada pelas variáveis observadas. Em todo caso, uma forma de superar tal limitação pode ser a atribuição de resíduos que valem para uma mesma pessoa ou domicílio em todo o painel, e não somente em um mês específico.

ANEXO

TABELA A1

Comparação das estatísticas de renda domiciliar observada na Pnad e imputada na PME para setembro de 2005

	Pnad				PME			
	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Nº observações	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Nº observações
Recebem renda do trabalho	0.83808	1	0.36838	31208	0.82196	1	0.38255	31099
Renda do trabalho	1769.99	1000.00	2586.99	26185	1701.61	1000.00	2487.13	25557
Log da renda do trabalho	6.95593	6.90776	0.98222	26185	6.93301	6.90776	0.95975	25557
Recebem aposentadoria	0.23989	0	0.42702	31856	0.26548	0	0.44160	31099
Renda de aposentadoria	1175.75	700.00	1625.69	7514	1245.69	697.26	2024.60	8226
Log da renda de aposentadoria	6.63094	6.55108	0.84844	7514	6.64327	6.54716	0.89490	8226
Recebem pensão	0.16797	0	0.37385	31919	0.17640	0	0.38116	31099
Renda de pensão	658.79	345.00	877.77	5311	732.31	454.35	1062.92	5511
Log da renda de pensão	6.09417	5.84354	0.82815	5311	6.15991	6.11887	0.89900	5511
Recebem outras rendas	0.13687	0	0.34371	31871	0.13858	0	0.34551	31099
Valor de outras rendas	542.15	220.00	1297.18	5061	698.09	206.10	2707.66	4913
Log de outras rendas	5.26195	5.39363	1.46531	5061	5.30939	5.32838	1.50861	4913
Recebem renda não-trabalho	0.45658	0	0.49812	31711	0.44891	0	0.49739	31099
Total da renda não-trabalho	1024.18	600.00	1619.26	14913	1239.96	664.25	2385.19	14418
Log do total da renda não-trabalho	6.28806	6.39693	1.18821	14913	6.42064	6.49866	1.24591	14418
Renda domiciliar total	1948.03	1100.00	2809.86	31018	1955.28	1100.00	3011.90	31099
Log da renda domiciliar	7.07842	7.00307	0.97011	30595	7.10548	7.04780	0.97524	29903
Número de membros do domicílio	3.25804	3	1.61439	31978	3.17694	3	1.58896	31099
Renda domiciliar <i>per capita</i>	742.63	380.00	1281.95	31018	752.89	388.18	1360.50	31099
Log da renda domiciliar <i>per capita</i>	6.02715	5.97041	1.03353	30595	6.06798	5.99147	1.04623	29903

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE 2005 e da Pnad/2005.

TABELA A2

Coefficientes da regressão do logaritmo de c da estimação pelo processo de Wiener (distribuição Gaussiana inversa)

	Coef.		Coef.
RM Salvador	0.08115***	<i>Presença de</i>	
RM Belo Horizonte	0.01441	uma criança ou mais	-0.06239***
RM Rio de Janeiro	0.02267*	duas crianças ou mais	0.06510***
RM São Paulo	0.03430***	um adolescente ou mais	-0.05283***
RM Porto Alegre	0.01037	dois adolescentes ou mais	-0.06011***
Log do número de membros	0.03053*	um idoso ou mais	0.00428***
Família estendida	-0.02513	adulto analfabeto	-0.04119***
Proporção em idade ativa	-0.17938***	adulto analfabeto funcional	0.00598***
Chefe de cor branca	-0.01299	adulto com ensino fundamental	-0.03335***
Chefe não-casado	-0.03061	dois adultos com ensino fundamental	-0.00366***
Chefe mulher não-casada	-0.01806	adulto com ensino médio	-0.00445
Idade do chefe	-0.00801***	adulto com ensino superior	0.08517***
Idade do chefe ao quadrado	0.00009***	Hiato de renda	0.26961***
Constante	0.60491***	Hiato de renda ao quadrado	-0.15860***

Fonte: Elaboração própria a partir da PME/IBGE, 2002-2007.

Notas: * = significativo a 5; *** = significativo a 0,1%.

EDITORIAL

Coordenação

Iranilde Rego

Revisão

Marco Aurélio Dias Pires

Ângela Pereira da Silva de Oliveira (estagiária)

Melina Karen Silva Torres (estagiária)

Editoração

Bernar José Vieira

Cláudia Mattosinhos Cordeiro

Elidiane Bezerra Borges

Brasília

SBS – Quadra 1 – Bloco J – Ed. BNDES, 9º andar

70076-900 – Brasília – DF

Fone: (61) 3315-5090

Fax: (61) 3315-5314

Correio eletrônico: livraria@ipea.gov.br

Rio de Janeiro

Av. Nilo Peçanha, 50, 6º andar – Grupo 609

20044-900 – Rio de Janeiro – RJ

Fone: (21) 3515-8433

Fax: (21) 3515-8402

Correio eletrônico: editrj@ipea.gov.br

COMITÊ EDITORIAL

Secretário-Executivo

Marco Aurélio Dias Pires

SBS – Quadra 1 – Bloco J – Ed. BNDES,
9º andar, sala 912

70076-900 – Brasília – DF

Fone: (61) 3315-5406

Correio eletrônico:

marco.aurelio@ipea.gov.br

Tiragem: 130 exemplares