

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

Rafael Perez Ribas
IPC/UNDP

Ana Flávia Machado
CEDEPLAR/UFGM

Resumo

O objetivo do artigo é estimar a probabilidade de famílias saírem da pobreza e os determinantes deste evento, considerando o tempo de permanência nesta situação. Um interesse em particular é avaliar se mudanças de curto prazo no mercado de trabalho afetam a probabilidade de famílias permanecerem na pobreza. Sendo o único painel disponível no Brasil que permite este tipo de estudo, optamos por utilizar a PME, com valores imputados de renda não-trabalho. Considerando que esta pesquisa possui um período curto de acompanhamento dos domicílios, adotamos técnicas de estimação que controlam tanto a censura à direita como a censura 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 são os 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.

Palavras-chave: Duração na pobreza; Saída da pobreza; Mercado de trabalho; Modelos de sobrevivência com censura à esquerda.

Abstract

The objective of this paper is to estimate the length of poverty spells and its determinants. We analyse if short term changes in the labour 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 2002 to 2007. The most important results are: how longer the poverty spell, lower the probability to escape from it; the household with an older people has more chances to exit the poverty than the others. In the labour market, changes in unemployment rate do not affect directly the survival in the poverty. The effect of unemployment rate occurs indirectly by means of economic activity and of changes in the wage.

Key-words: Duration of poverty spell; Poverty exit; Labor market; Survival models for left-censored data.

Classificação JEL: J29, J64, I32

Área ANPEC: Economia do Trabalho (12)

Mudanças no mercado de trabalho retiram famílias da pobreza? Determinantes domiciliares e agregados para a saída da pobreza nas regiões metropolitanas brasileiras

1. Introdução

A entrada, assim como a saída, da pobreza e a duração dentro, ou fora, desta situação estão intimamente associadas. Algumas famílias podem sair da pobreza em algum momento e, então, escapar definitivamente dessa situação. Por outro lado, 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 as chances de permanecer nesta situação (Iceland, 1997b; Stevens, 1999; Dmitri, 2000; McKernan and Ratcliffe, 2003; Hussain, 2002).

O objetivo deste artigo é estimar a probabilidade de famílias saírem da pobreza e os determinantes deste evento, considerando o tempo de permanência delas nesta situação. Nossa hipótese principal é de quanto mais duradoura a permanência na pobreza, menor a probabilidade de escapar 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 o interesse também de saber se mudanças no mercado de trabalho, como variações na taxa de desemprego e no nível médio de rendimentos, tem tido impacto sobre a duração. Desse modo, um objetivo específico deste estudo é avaliar se mudanças na demanda agregada são capazes de retirar famílias da pobreza.

No Brasil, a única pesquisa domiciliar que possibilita fazer este tipo de análise com representatividade amostral é a Pesquisa Mensal de Emprego (PME), realizada pelo IBGE. A PME é um painel rotativo que acompanha o domicílio por quatro meses consecutivos e, após oito meses de intervalo, o entrevista por mais quatro meses. Após um total de oito entrevistas, o domicílio sai definitivamente da amostra. Infelizmente, dezesseis meses, que é o período coberto entre a primeira e a última entrevista no painel, não é tempo suficiente para estimar a duração de uma família na pobreza. A consequência disso é um elevado número de observações censuradas na análise de duração. Todavia, consideramos este formato de pesquisa ideal para se analisar 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 em 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 sobrestimação 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 própria utilização de modelos convencionais de duração contorna este 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 desses casos introduz um viés na análise de mobilidade maior do que se eles fossem incluídos, pois isso 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 destes modelos de duração apontam 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 disso acontecer. 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 de saída da pobreza. Entretanto, este efeito possui um formato côncavo, implicando que os domicílios com renda zero não são os 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 sobrevivência 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 partes. Na segunda seção, é apresentada uma síntese da literatura sobre duração e mobilidade na pobreza. A terceira seção descreve brevemente como foram imputados os rendimentos não provenientes do trabalho para os domicílios da PME. A quarta seção apresenta a especificação dos modelos e das técnicas de estimação utilizadas neste trabalho. Na quinta seção, descrevemos o tratamento dado às informações da PME para montar nossa base de dados. A sexta seção apresenta os resultados dos modelos de duração estimados. Por fim, são traçadas algumas conclusões com base nestes resultados.

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 Brasil, são poucos ainda os estudos realizados.

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, porém sem levar em consideração 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 a família pode já vir com 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). Porém, este trabalho se restringe apenas à 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 em permanência fora dela. O autor aponta que 50% das pessoas que saíram desta situação, retornaram 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. O autor 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 essa exclusão introduziria um grande viés na análise. A forma de lidar com este 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 escaparem da pobreza. Por outro lado, nas regiões com crescimento expressivo do setor de comércio, 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.

Ao invés de trabalharem com dados anuais, Ruggles e Williams (1987) e McKernan e Ratcliffe (2003) utilizaram 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 estimativa mais precisa da relação entre eventos e mobilidade. Ruggles e Williams argumentam que associar uma mudança anual na condição do domicílio a um evento que ocorreu em algum momento no intervalo de 12 meses é mais difícil que associar uma mudança mensal a um evento que ocorreu no mesmo mês ou no anterior. McKernan e Ratcliffe utilizam a mesma estratégia de estimativa proposta por Iceland (1997a). Eles, assim como Ruggles e Williams, apontam que os eventos de entrada e saída na pobreza estão mais associados a mudanças na ocupação e nos rendimentos que mudanças na estrutura e composição domiciliar.

Com dados da Dinamarca, Hussain (2002) trabalhou com intervalos simples e múltiplos e, assim, como Stevens incorporou o tratamento para a censura nos dados e para a heterogeneidade não-observada. Para o período de 1976 a 1997, ele 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 aponta que quanto menor a taxa de desemprego na economia menor o tempo médio na pobreza.

Cappelari e Jenkins (2002) utilizam 9 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 identificaram 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) utiliza 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 ainda 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, o trabalho de Denisova (2007), também para a Rússia, não corrobora este resultado.

Bigsten e Shimeles (2003) encontram um resultado parecido com 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, além da educação do chefe do domicílio, reduzem significativamente a vulnerabilidade à pobreza.

Na Argentina, Beccaria e Maurizio (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 que totalmente explicada pela maior frequência de eventos no mercado de trabalho que levam a 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, não existem estudos conhecidos sobre duração na pobreza. Dois trabalhos, porém, que estimaram as probabilidades de entrada e saída na pobreza, utilizando um modelo de transição semelhante ao proposto por Cappelari e Jenkins, são os de Machado, Ribas e Penido (2007) e de Ribas e Machado (2007a). O primeiro estudo analisou transições mensais utilizando a PME de 2004. Sua conclusão é que a ocupação no setor informal possui um efeito ambíguo sobre a mobilidade, pois contribui para que os trabalhadores saiam da pobreza e, ao mesmo tempo, aumenta a vulnerabilidade a ela. Ademais, quanto maior o tempo de ocupação do trabalhador, menor a probabilidade de entrada na pobreza. 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). Entre os resultados, Ribas e Machado apontam que as pessoas mais velhas, assim como as com 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, não sobre a transição para ela.

Apesar de não encontrarmos trabalhos sobre a duração na pobreza no Brasil, podemos citar alguns outros estudos que estimaram a duração do desemprego em áreas metropolitanas utilizando a PME. Menezes-Filho e Picchetti (2000) encontram que, entre os menos propensos à saída da situação de desemprego, estão os mais velhos, os mais escolarizados, os que não se demitiram voluntariamente, os que possuem menor rotatividade, os que desejam empregar-se no setor formal e os que não possuem experiência de trabalho. Outro resultado é de que a duração do desemprego cresce com a redução do salário médio da economia e com a redução do índice de vendas da indústria. Penido e Machado (2003) constataam que os indivíduos com o primeiro grau completo, que já trabalharam com remuneração ou que receberam fundo de garantia (FGTS) no último emprego possuem maior probabilidade de continuar desempregos.

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) coloca inclusive que estimações com base em dados anuais tendem a sobreestimar o tempo de pobreza. Ele mostra, por exemplo, que quase 80% dos pobres nos EUA, entre 1996-1999, ficam menos de um ano na pobreza. Por conseqüência, 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 PME

Muitos estudos sobre pobreza consideraram 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 Ulysea, 2007). Como já mencionado, pelo interesse particular em investigar o mercado de trabalho metropolitano brasileiro, a PME não contém informações sobre outras fontes de renda, a não ser a proveniente do trabalho. Por essa 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 proposta de Elbers, Lanjouw e Lanjouw consiste em estimar, da maneira mais consistente possível, 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 através de uma pesquisa amostral, que não possui representatividade a nível municipal, e imputada nos dados do censo demográfico. Independente das qualidades desta técnica¹, no nosso caso, há duas vantagens em se trabalhar com as duas bases de dados, o que torna a imputação ainda mais consistente. A primeira vantagem é que os questionários da PNAD e PME são muito semelhantes em alguns pontos. A segunda vantagem é que, para as áreas metropolitanas, o tamanho amostral e a sua representatividade são quase idênticas entre as duas pesquisas.

Para imputar a renda não-trabalho nos domicílios, em primeiro lugar, selecionamos na PNAD apenas as regiões metropolitanas que a PME abrange: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro,

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

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. Por outro lado, 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 meio de *stepwise*, sendo que as variáveis instrumentais, necessárias para que a estimação seja consistente, foram naturalmente selecionadas neste processo. Foram estimadas, portanto, 96 sistemas de equações (quatro fontes de renda, seis regiões metropolitanas 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 INPC ajustado² (Corseuil e Foguel, 2002), ficando equivalente aos valores para cada mês da PME. Maiores detalhes sobre este processo de imputação podem ser encontrados em Ribas e Machado (2007b).

Para mostrar a consistência deste processo de imputação, apresentamos no Anexo a estatística descritiva das diferentes fontes de renda observadas na PNAD e imputadas na PME. Nesta tabela, 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 nessa 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 os eventos de entrada, permanência e, quiçá, saída da pobreza.

Os conhecidos modelos de sobrevivência são os mais indicados para estimar o período em que um domicílio permanece pobre, transitando para fora da pobreza, quando a chamada falha ocorre. Recorrendo a esses 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 $S(t) = P(T \geq t)$. Essa 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 sobrevivência.

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

² Disponível em www.ipeadata.gov.br.

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 possui delas o maior poder de explicação. Por isso, optamos por estimar modelos que produzam resultados bastante distintos, a fim de verificar a robustez dos resultados.

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

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

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

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 geralmente adotados para estimar a distância entre o início do processo e o estado de absorção (Lancaster, 1982; Doksum e Høyland, 1992). Dessa forma, é assumida 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.

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

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

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 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 nesta situação que outros.

De acordo com Iceland (1997a), um dos principais problemas dos modelos de duração a 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 literatura³. Isso porque eles envolvem muita complexidade e a percepção geral é de que observações censuradas à esquerda não contêm muita informação que possa ser explorada empiricamente. A complexidade dessa estimação é uma consequência, principalmente, do fato que o evento de entrada em determinada situação é desconhecido.

D'Addio e Rosholm apontam ainda que as soluções para o problema de censura à esquerda são geralmente 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 nesses casos é crucial.

Dessa forma, optamos por assumir o pressuposto de estacionariedade em troca de não impor restrições à amostra. Adotar pressuposto de estacionariedade significa assumir que a taxa ou probabilidade condicionada de entrada na pobreza é constante. Com isso, estimamos os modelos de duração através 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 censuradas à esquerda ou não:

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

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 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 (1) pode ser simplificada como:

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

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 período⁴.

5. Amostra na PME e descrição das variáveis

Como mencionado anteriormente, os dados sobre duração na pobreza advêm da Pesquisa Mensal de Emprego (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 PME⁵, definimos como pobres aqueles domicílios cuja renda *per capita* está abaixo desta linha. Cabe lembrar que a renda domiciliar inclui todos 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, primeiramente, utilizamos o algoritmo proposto por Ribas e Soares (2007) para reconstituição do painel de indivíduos

³ Como referência, podemos citar Gritz (1993) e Rosholm (2001).

⁴ D'Addio e Rosholm (2002) propõem uma outra função de verossimilhança que produz resultados mais robustos. Porém, a utilização dessa função necessita o uso de informações retrospectivas sobre eventos anteriores à entrada na situação de análise.

⁵ 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.

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 onde 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 nessa situação. Essa 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, 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, porém retornam um mês depois. Cabe também mencionar que casos de atrito não foram completamente excluídos da amostra. Nesta situação, os consideramos 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 é censurada à direita e 46% censurada à esquerda. Devido à presença de casos com censura intervalar (à direita e à esquerda), essas proporções não implicam que somente 6% da amostra não é censurada, como mostraremos mais adiante.

Na Tabela 1, 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% conta com ao menos uma criança, 22% possui mais de uma criança, 31% possui ao menos um adolescente, 20% conta com mais de um adolescente e 17% reside com um idoso. Quase 57% dos domicílios pobres tem, no mínimo, um adulto com fundamental completo. 45% dos domicílios é chefiado por brancos, o mesmo percentual de solteiros, e 37% é chefiado 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 | Presença de | | |
| 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: PME 2002-2007.

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 se 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 censuras à direita e intervalar aumenta e, por consequência, o percentual de casos não-censurados diminui. Contudo, não há quase perdas no número absoluto desses 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 |

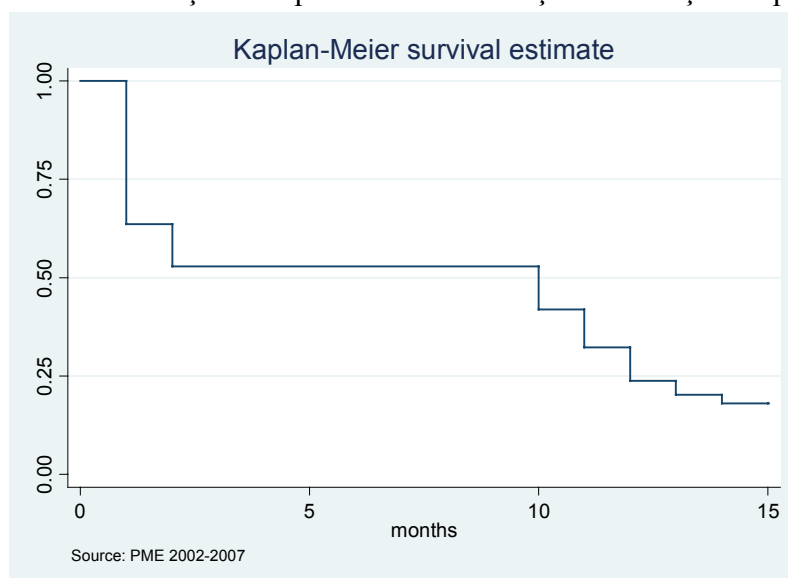
Fonte: PME 2002-2007

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, algo já 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 de apenas visualizar a função de sobrevivência que emerge dos dados observados.

Gráfico 1 – Estimação não-paramétrica da função de duração na pobreza

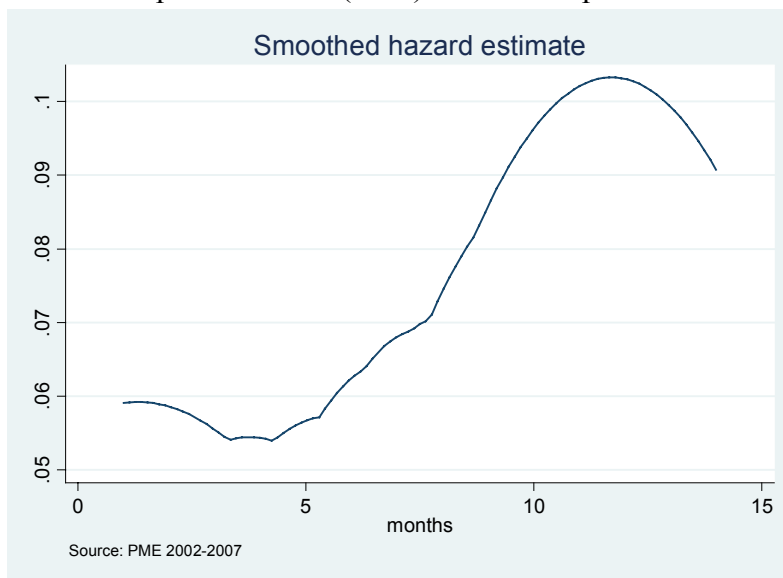


No instante $t = 0$, contávamos com 100% da amostra na pobreza, algo assumido pelo modelo de análise de sobrevivência. Depois de um mês, cerca de 60% ainda permanecia na pobreza, caindo para a metade da amostra no terceiro mês. A inclinação acentuada da curva nos dois primeiros meses mostra a elevada probabilidade de saída da pobreza nesse intervalo. A reta horizontal que sucede o terceiro mês e vai até 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 dessa evidência, salientamos a necessidade do uso de modelos paramétricos e da não-omissão de casos para a estimação de uma função de risco mais consistente.

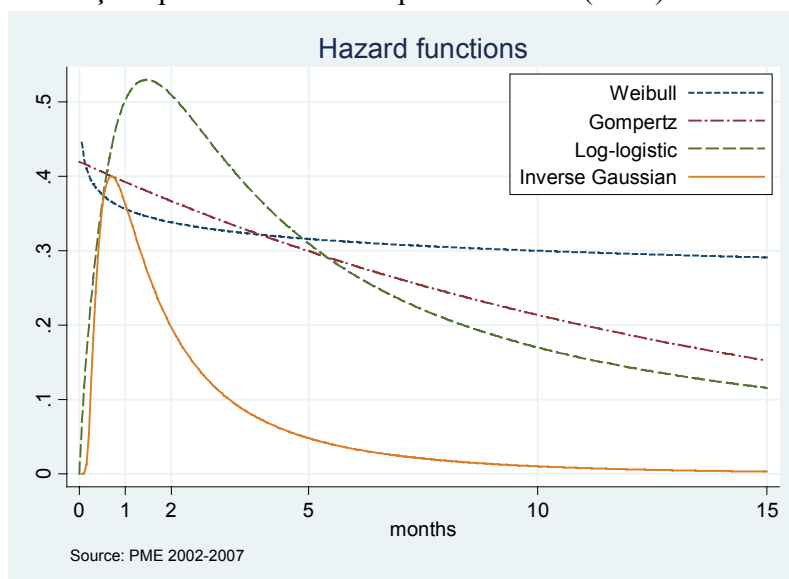
Gráfico 2 – Estimação não-paramétrica da função de probabilidade (risco) de saída da pobreza



Ao contrário do Gráfico 2, o Gráfico 3 mostra que todas as funções de risco, estimadas parametricamente e com a amostra completa, possuem inclinação positiva 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.

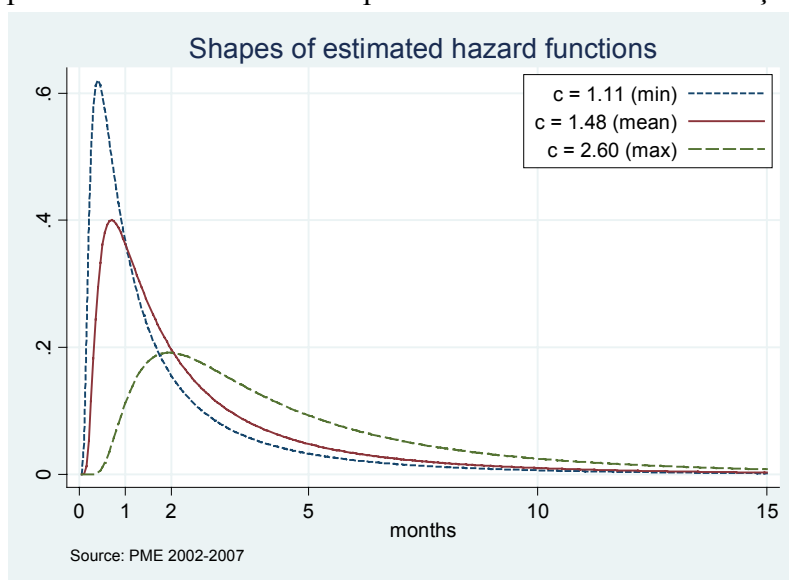
Para verificar se há heterogeneidade no formato das funções de risco de acordo com o processo de Wiener, testamos a hipótese do parâmetro c na função (2) ser constante. A estatística qui-quadrado do teste de Hausman (13362,29 com 25 g.l.) apontou que a estimação pelo processo de Wiener com absorção é 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



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 lá por um longo tempo. Apesar disso, independente 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



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 nesta 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 vemos, 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 estendida⁶, 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 maior também 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 disso é, provavelmente, o papel que a aposentadoria representa como renda complementar em famílias pobres.

Tabela 3 - Resultado das regressões para diferentes modelos de duração

| | Weibull | | Gompertz | | Log-logistic | | Inverse Gaussian | |
|-------------------------------------|--------------|-------------|--------------|-------------|--------------|-------------|------------------|-------------|
| | hazard ratio | coef. | hazard ratio | coef. | odds ratio | coef. | hazard ratio | 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 * |
| Presença de | | | | | | | | |
| 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 * |

⁶ No caso do modelo de Gaussiana inversa, este coeficiente não é significativo assim como os de presença de adulto analfabeto funcional, adulto com ensino fundamental e chefe de cor branca.

| | | | | | | | | | | | | |
|------------------------------|---------|---------|---|---------|---------|---|---------|---------|---|----------------|---------|---|
| 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 | - | | 0.98243 | - | | 0.99889 | - | | 0.92823 | - | |
| chefe mulher não-casada | 0.99631 | - | | 0.99535 | - | | 0.99188 | - | | 0.93741 | - | |
| 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 | - | * | 0.80403 | - | * | 0.61997 | - | * | 0.93260 | - | * |
| | | 0.84113 | * | | 0.75411 | * | | 1.55680 | * | | 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 | - | * | gamma | 0.56365 | * | c ¹ | 1.45594 | * |
| | | | * | | 0.06742 | * | | | * | | | * |

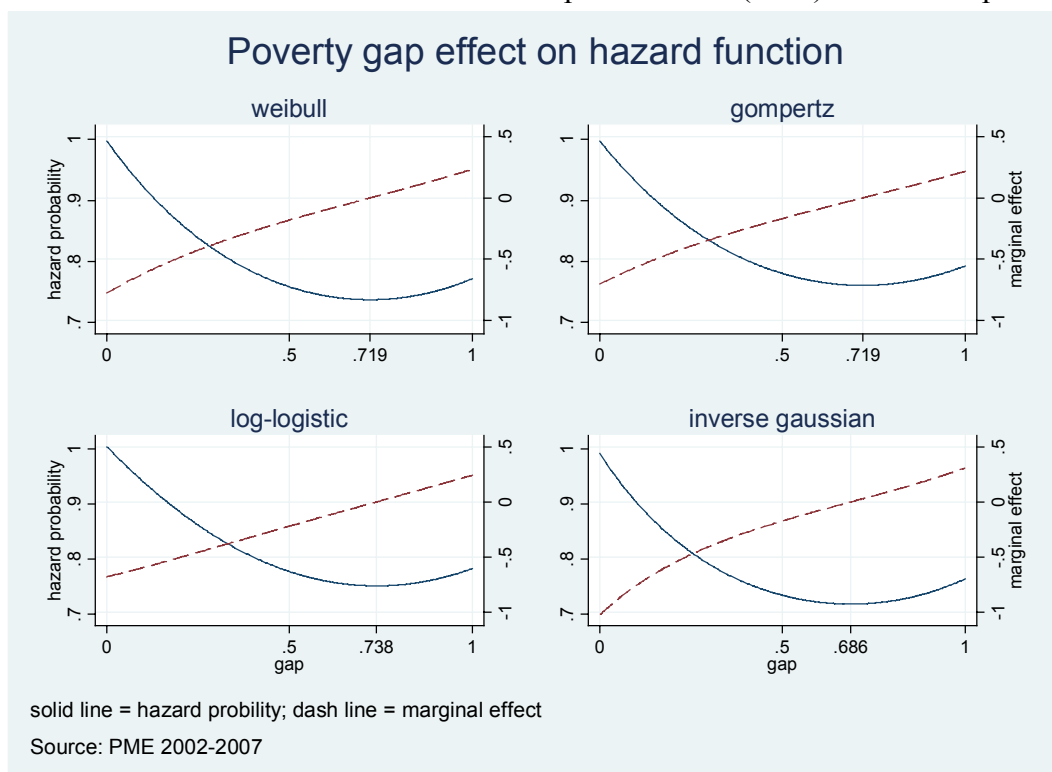
Fonte: PME 2002-2007

Nota: ¹ 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. * significativo a 5%, ** significativo a 1%, *** significativo a 0.1%.

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. Essa diferença pode ser resultado, entre outras coisas, da já conhecida discriminação sofrida pelos negros no mercado de trabalho.

De um modo geral, muitos destes 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 ver 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, recuperando-se deste choque, do que as famílias que não passaram pela mesma situação, mas que continuam a receber seu pequeno montante de renda que é insuficiente para sustentar todos os seus membros.

Gráfico 5 – Efeito do hiato da renda sobre a probabilidade(risco) de saída da pobreza



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 dessas variações para 60 meses (de junho de 2002 a maio de 2007) nas seis regiões metropolitanas, demonstra que, apesar das médias muito próximas de zero, as variâncias são suficientemente altas para se analisar o impacto dessas 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 RM | 6 | | | |
| Número de meses | 60 | | | |
| Total de observações | 360 | | | |

Fonte: PME 2002-2007.

Dentre estas 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%. A maior variabilidade, ou volatilidade, está na taxa de desemprego, com

um desvio-padrão de 10% sobre a sua variação percentual média, seguido 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 estas 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 essa nova amostra são apresentadas 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 modelo inclui as variações na proporção de empregados por setor. Por fim, o último, e mais completo, modelo incorpora *dummies* para os meses do ano, objetivando um controle para o efeito de sazonalidade⁷.

Pelos efeitos estimados, verificamos que o aumento de 1% no salário médio dos trabalhadores na economia reduz entre 0,6% e 0,9% a probabilidade de saída da pobreza. A explicação para este efeito negativo é de que o aumento no salário médio da economia provoca um aumento na taxa de desemprego. Este aumento na taxa de desemprego é prejudicial principalmente para a população mais pobre, que acabam encontrando ainda mais dificuldades em conseguir um emprego. Desagregando este efeito por posição na ocupação, vemos que o aumento de 1% no rendimento médio dos empregados com carteira reduz entre 5% e 9% a probabilidade de saída da pobreza, enquanto que o aumento de 1% no salário médio dos empregados sem carteira aumenta entre 6% e 12% esta probabilidade. Como é conhecido que os trabalhadores pobres estão mais concentrados no setor informal (Machado, Ribas e Penido, 2007), pudemos 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.

Sem o controle de sazonalidade, verificamos que o efeito direto de redução de 1% na taxa de desemprego é de apenas 0,3% de 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 através da sazonalidade da atividade econômica e do crescimento, ou redução, da massa salarial da economia.

Tabela 5 - Resultado da estimação dos efeitos de mudanças agregadas para diferentes modelos de duração

| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--|-------------------------------------|-----|--------|-----|--------|
| Efeito de variação na | Weibull model - hazard ratio | | | | |
| renda média dos trabalhadores | 0.9925 | * | * | * | * |
| renda média dos empregados por conta própria | 0.9984 | * | 0.9983 | * | 0.9989 |
| renda média dos empregados sem carteira | 1.0707 | * | 1.0726 | * | 1.0777 |
| renda média dos empregados com carteira | 0.9386 | * | 0.9379 | * | 0.9329 |
| renda média dos funcionários públicos | 0.9983 | * | 0.9982 | * | 0.9990 |
| Taxa de desemprego | | | 0.9973 | * | 0.9972 |
| | | | | * | 1.0001 |

⁷ Infelizmente o IBGE não divulgou, até o momento em que este artigo foi escrito, as séries dessazonalizadas das variáveis agregadas. A justificativa é o ainda curto período da nova série da PME.

| | | | | | |
|--|---|---|--------|----------|----------|
| | | | * | * | * |
| | | | * | * | * |
| 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: PME 2002-2007.

Nota: * 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. Contudo, 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 artigo teve como objetivo estimar a probabilidade de domicílios saírem da pobreza e os determinantes deste evento, considerando o tempo de permanência deles 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 com que elas são apresentadas implica uma subestimação da renda domiciliar e conseqüente sobrestimação da pobreza. Para contornarmos este problema, utilizamos a técnica proposta por Elbers, Lanjouw e Lanjouw (2003), descrita com maiores detalhes por Ribas e Machado (2007b), 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 conseqüência disso 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 à 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 desta limitação no intervalo de acompanhamento dos domicílios, consideramos o formato do painel da PME ideal para se analisar 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 disso 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 de 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. Provavelmente, a condição transitória de desemprego do chefe, ao ser superada, contribui para a saída da pobreza.

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 ela já está, provavelmente, bastante avançada atualmente. Outro resultado é que mudanças na taxa de desemprego da economia não afetam diretamente a permanência, ou a saída, de famílias na pobreza.

Nas regressões, mostramos que o aumento no rendimento médio dos empregados com carteira reduz significativamente a probabilidade de saída da pobreza, enquanto que 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. Assim, a partir dos resultados referentes às variáveis de demanda agregada do mercado de trabalho, podemos concluir que política de geração de emprego e renda, visando inserir a população mais pobre no mercado de trabalho, são importantes para saída da condição de pobre. Ademais, políticas de qualificação podem tornar esses trabalhadores menos sujeitos a rotatividade, ampliando, portanto, sua renda permanente e, com isso, evitando a não reentrada na pobreza.

Referências bibliográficas

- Aalen, O. O. and H. K. Gjessing (2001), "Understanding the Shape of the Hazard Rate: A Process Point of View," *Statistical Science* 16 (1): 1-22.
- Amemiya, T. (1999), "A Note on Left Censoring," in Pesaran, H., K. Lahiri, C. Hsiao, L.-F. Lee (eds.), *Analysis of Panels and Limited Dependent Variable Models*, Cambridge University Press, p. 7-22.
- Bane, M. J. and D. Ellwood (1986), "Slipping Into and Out of Poverty: The Dynamics of Spells," *Journal of Human Resources* 21 (1): 1-23.
- Barros, R. P., S. Cury, G. Ulyseia (2007), "A Desigualdade de Renda no Brasil Encontra-se Subestimada? Um Análise Comparativa com Base na PNAD, na POF e nas Contas Nacionais," Texto para Discussão 1263, IPEA, Rio de Janeiro.
- Beccaria, L. and R. Maurizio (2006), "Factors associated to poverty mobility in Greater Buenos Aires," *XLI Reunión Annual de la AAEP*, Salta, Argentina.
- Bigsten, A. and A. Shimeles (2003), "The Dynamics of Poverty in Ethiopia," *WIDER Conference on Inequality, Poverty and Human Well-being*, Helsinki, Finland.
- Cappellari, L. and S. P. Jenkins (2002), "Who Stays Poor? Who Becomes Poor? Evidence from the British Household Panel Survey," *Economic Journal* 112: C60-C67.
- Corseuil, C. H. and M. N. Foguel (2002), "Uma sugestão de deflatores para rendas obtidas a partir de algumas pesquisas domiciliares," Texto para Discussão 897, IPEA, Rio de Janeiro.
- D'Addio, A. C. and M. Rosholm (2002), "Left Censoring in Duration Data: Theory and Applications," Working Paper 2002-5, Department of Economics, University of Aarhus, Denmark.
- Denisova, I. (2007), "Entry to and Exit from Poverty in Russia: Evidence from Longitudinal Data," CEFIR/NES Working Paper 98, New Economic School, Moscow.
- Dmitri, S. (2000), "Persistent Poverty in Russia," Working Paper BSP/2000/037 E, New Economic School, Moscow.
- Doksum, K. A. and A. Høyland (1992), "Models for variable-stress accelerated life testing experiments based on Wiener processes and the inverse Gaussian distribution," *Technometrics* 34 (1): 74-82.
- Duncan, G. J. (1983), "The Implications of Changing Family Composition for the Dynamic Analysis of Family Economic Well-Being," in Atkinson, A. B. and F. A. Cowell, *Panel Data Analysis*, London: London School of Economics, p. 203-239.

- Duncan, G. J. and Rodgers, W. (1991), "Has Children's Poverty Become More Persistent?" *American Sociological Review* 56 (4): 538-550.
- Elbers, C., J. O. Lanjouw and P. Lanjouw (2003), "Micro-Level Estimation of Poverty and Inequality," *Econometrica* 71 (1): 355-364.
- Gritz, M. (1993), "The Impact of Training on the Frequency and the Duration of Employment," *Journal of Econometrics* 57 (1-3): 21-51.
- Heckman, J. J. (1979), "Sample Bias as a Specification Error," *Econometrica* 47 (1): 153-161.
- Hussain, M. A. (2002), "Poverty Duration in Denmark," Welfare Distribution Working Paper 28, Danish National Institute of Social Research.
- Iceland, J. (1997a), "The Dynamics of Poverty Spells and Issues of Left-Censoring," PSC Research Report 97-378, University of Michigan.
- Iceland, J. (1997b), "Urban labor markets and individual transitions out of poverty," *Demography* 34 (3): 429-441.
- Iceland, J. (2003), "Dynamics of Economic Well-Being: Poverty 1996-1999," Current Population Reports, P70-91, U.S. Census Bureau.
- Lancaster, T. (1982), "Econometric Methods for the Duration of Unemployment," *Econometrica* 47 (4): 939-956.
- Machado, A. F., R. P. Ribas and M. Penido (2007), "Mobilidade entre estados de pobreza e inserção no mercado de trabalho: uma análise para o Brasil Metropolitano em 2004," *Economia Aplicada* 11 (2): 253-279.
- McKernan, S.-M. and C. Ratcliffe (2003), "Events that Trigger Poverty Entries and Exits," JCPR Working Paper 317, Joint Center for Poverty Research, Northwestern University and University of Chicago.
- Menezes-Filho, N. and P. Picchetti (2000), "Os determinantes da duração do desemprego em São Paulo," *Pesquisa e Planejamento Econômico* 30 (1): 23-48.
- Penido, M. and A. F. Machado (2003), "Duração do desemprego no Brasil Metropolitano" In: Wajnman, S. Machado, A.F. (org) Mercado de Trabalho: Uma análise a partir das pesquisas domiciliares no Brasil, Editora UFMG, pág. 203-218.
- Ribas, R. P. and A. F. Machado (2007a), "Distinguishing Chronic Poverty from Transient Poverty in Brazil: developing a model for pseudo-panel data," Working Paper 36, International Poverty Centre, UNDP.
- Ribas, R. P. and A. F. Machado (2007b), "Sazonalidade da pobreza no Brasil," Internacional Poverty Centre, UNDP, mimeo.
- Ribas, R. P. and S. D. Soares (2007), "Do atrito na Pesquisa Mensal de Emprego," IPEA, Brasília, mimeo.
- Ridder, G. (1984), "The distribution of Single Spell Duration Data," in Neumann, G. R. and N. C. Westergaard-Nielsen (eds.), *Studies in Labor Market Dynamics*, New York: Springer, p. 45-73.
- Rosholm, M. (2001), "An Analysis of the Processes of Labour Market Exclusion and (Re-) Inclusion," IZA Discussion Paper 332, Institute for the Study of Labor, Bonn.
- Ruggles, P. and R. Williams (1987), "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.
- Stevens, A. H. (1994), "The Dynamics of Poverty Spells: Updating Bane and Ellwood," *American Economic Review* 84 (2): 34-37.
- Stevens, A. H. (1999), "Climbing Out of Poverty, Falling Back in: Measuring the Persistence of Poverty Over Multiple Spells," *Journal of Human Resources* 34 (3): 557-588.
- Tarozzi, A. and A. Deaton (2007), "Using Census and Survey Data to Estimate Poverty and Inequality for Small Areas," Department of Economics, Princeton University.
- World Bank (2006), "Brazil: Measuring Poverty Using Household Consumption," Report 36358-BR, Poverty Reduction and Economic Management Sector Unit.

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 | n. observações | média | mediana | desvio padrão | n. 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 per capita | 742.63 | 380.00 | 1281.95 | 31018 | 752.89 | 388.18 | 1360.50 | 31099 |
| log da renda domiciliar per capita | 6.02715 | 5.97041 | 1.03353 | 30595 | 6.06798 | 5.99147 | 1.04623 | 29903 |

Fonte: Ribas e Machado (2007)

Tabela A2 - Coeficientes da regressão do logaritmo de c da estimação pelo processo de Wiener (distribuição gaussiana inversa)

| | coef. | | coef. |
|----------------------------|---------|---------|-------------------------------------|
| RM Salvador | 0.08115 | ** * | Presença de |
| RM Belo Horizonte | 0.01441 | | uma criança ou mais |
| RM Rio de Janeiro | 0.02267 | * | duas crianças ou mais |
| RM São Paulo | 0.03430 | ** * | um adolescente ou mais |
| RM Porto Alegre | 0.01037 | | dois adolescentes ou mais |
| Log do número de membros | 0.03053 | * | um idoso ou mais |
| família estendida | - | | adulto analfabeto |
| proporção em idade ativa | 0.17938 | ** * | adulto analfabeto funcional |
| chefe de cor branca | 0.01299 | | adulto com ensino fundamental |
| chefe não-casado | 0.03061 | | dois adultos com ensino fundamental |
| chefe mulher não-casada | 0.01806 | | adulto com ensino médio |
| idade do chefe | 0.00801 | ** * | adulto com ensino superior |
| idade do chefe ao quadrado | 0.00009 | ** * | hiato de renda |

| | | | | | |
|-----------|---------|---------|----------------------------|---------|-------------|
| constante | 0.60491 | ** * | hiato de renda ao quadrado | - | * * * |
| | | | | 0.15860 | * |

Fonte: PME 2002-2007.

Nota: * significativo a 5%, ** significativo a 1%, *** significativo a 0.1%.