

Julho - Setembro

2016

NOTA TÉCNICA - UM MODELO DE TRANSIÇÃO ENTRE
ESTADOS DA FORÇA DE TRABALHO PARA PREVISÃO
DO DESEMPREGO E DA OCUPAÇÃO FORMAL



32

CONJUNTURA

CARTA DE

Governo Federal
Ministério do Planejamento, Desenvolvimento e Gestão
Ministro interino Dyogo Henrique de Oliveira

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Ministério do Planejamento, Desenvolvimento e Gestão, 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

Ernesto Lozardo

Diretor de Desenvolvimento Institucional

Juliano Cardoso Eleutério

Diretor de Estudos e Políticas do Estado, das Instituições e da Democracia

João Alberto De Negri

Diretor de Estudos e Políticas Macroeconômicas

Claudio Hamilton Matos dos Santos

Diretor de Estudos e Políticas Regionais, Urbanas e Ambientais

Alexandre Xavier Ywata de Carvalho

Diretora de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação, Regulação e Infraestrutura

Fernanda De Negri

Diretora de Estudos e Políticas Sociais

Lenita Maria Turchi

Diretora de Estudos e Relações Econômicas e Políticas Internacionais

Alice Pessoa de Abreu

Chefe de Gabinete, Substituto

Márcio Simão

Assessora-chefe de Imprensa e Comunicação

Maria Regina Costa Alvarez

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

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

UM MODELO DE TRANSIÇÃO ENTRE ESTADOS DA FORÇA DE TRABALHO PARA PREVISÃO DO DESEMPREGO E DA OCUPAÇÃO FORMAL

Ajax Moreira¹

Carlos Henrique Corseuil²

Miguel Foguel³

1- Introdução

O principal objetivo desta Nota é avaliar a capacidade preditiva de um modelo que se baseia nas transições das pessoas entre os quatro estados básicos de um mercado de trabalho como o brasileiro, a saber, desemprego, ocupação formal, ocupação informal e inatividade (fora da força de trabalho). Restringiremos nossa atenção à capacidade preditiva do modelo para as taxas de desemprego e de ocupação formal, uma vez que previsões dessas taxas têm repercussões sobre um conjunto importante de agregados macroeconômicos, tais como inflação e déficit fiscal.

A análise é baseada nas duas principais bases de dados disponibilizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) sobre mercado de trabalho: a Pesquisa Mensal de Emprego (PME), que cobre apenas as seis principais regiões metropolitanas do país e a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD-C), que cobre todo território nacional. Ambas as bases têm natureza longitudinal, o que permite conhecer os estados laborais dos membros dos domicílios ao longo do tempo com periodicidade mensal, no caso da PME, e trimestral, no caso da PNAD-C.⁴ Os dados da PME estão disponíveis desde março de 2002 até fevereiro de 2016, quando ela foi descontinuada, e os da PNAD-C desde o primeiro trimestre de 2012.⁵

O uso da PNAD-C tem um apelo natural já que ela será utilizada para monitorar a conjuntura do mercado de trabalho no futuro. Os dados da PME serão úteis para avaliar a capacidade preditiva do modelo de transição ao longo do ciclo e para comparar capacidade preditiva desse modelo com a de um modelo VAR, que é uma ferramenta amplamente difundida para os propósitos de previsão, mas que normalmente requer dados com série de tempo longa. Admitindo que os dados da PME e da PNAD-C têm padrões dinâmicos semelhantes, esse exercício avalia modelos alternativos com os dados da PME e fornece informações sobre o desempenho potencial deles quando utilizados na PNAD-C.

¹ Técnico de Planejamento e Pesquisa da Diretoria de Estudos e Políticas Macroeconômicas (DIMAC) do Ipea. E-mail: ajax.moreira@ipea.gov.br .

² Técnico de Planejamento e Pesquisa da Diretoria de Estudos e Políticas Sociais (DISOC) do Ipea. E-mail: carlos.corseuil@ipea.gov.br.

³ Técnico de Planejamento e Pesquisa da Diretoria de Estudos e Políticas Sociais (DISOC) do Ipea. E-mail: miguel.foguel@ipea.gov.br.

⁴ Como ambas as pesquisas seguem os mesmos domicílios (e não pessoas) ao longo do tempo, utilizamos o sexo e a data de nascimento dos moradores para identificar os indivíduos segundo a periodicidade de cada pesquisa.

⁵ Na análise, utilizamos os dados da PME a partir somente de janeiro de 2003.

Muitas vezes, o interesse sobre os resultados da previsão recai sobre a direção futura (i.e., de aumento ou queda) das variáveis em foco. Assim, vamos considerar dois tipos de previsão: a previsão do nível das taxas, cujo objetivo é antecipar o valor observado no futuro, e a previsão da tendência, cujo objetivo é antecipar o sinal da variação, isto é, se a taxa de interesse vai aumentar ou diminuir de valor.

2- Metodologia

Uma pessoa pode estar em um dos seguintes estados no mercado de trabalho: inativo, desocupado (procurando emprego), ocupado com vínculo formal ou ocupado com vínculo informal, que denotaremos por (i, d, f, n).⁶ A probabilidade de um trabalhador estar em um desses estados em um dado momento do tempo t será representada por um vetor $p_t = (p_{it}, p_{dt}, p_{ft}, p_{nt})$, cuja trajetória descreve a dinâmica do mercado de trabalho ao longo do tempo.

Nesta Nota, empregamos dois modelos alternativos para descrever essa dinâmica: o modelo de transição, que tem sido utilizado para descrever a evolução da taxa de desemprego de vários países [e.g., Petrolongo e Pissarides (2008), Shimer (2012) para países desenvolvidos; e Attuy (2012), Nunes et al. (2016) para Brasil], e o modelo VAR, que é usualmente usado para a representar a dinâmica de séries temporais multivariadas.

Os modelos de transição e VAR são estimados com as probabilidades primitivas ($p_{it}, p_{dt}, p_{ft}, p_{nt}$), que são posteriormente transformadas nas taxas de desemprego (u_t) e de ocupação formal (f_t) segundo as transformações:

Taxa de desemprego: $u_t = p_{dt}/(1-p_{it})$

Emprego formal: $f_t = p_{ft}/(1-p_{it})$

2.1. O Modelo de Transição

O modelo de transição tem como principal componente uma matriz de transição entre estados, π_t , que relaciona os vetores p_t e p_{t-1} de forma Markoviana. Em uma população em idade ativa (PIA) constante no tempo, a relação satisfaz a seguinte identidade:

$$(1) p_t \equiv \pi_t \cdot p_{t-1}$$

Na representação acima, π_t é uma matriz quadrada 4 x 4, onde na diagonal principal estão representadas as probabilidades de permanência no respectivo estado e os elementos fora dessa diagonal representam as probabilidades de transição entre dois estados distintos entre $t-1$ e t .

⁶ Consideramos a ocupação como formal se o indivíduo reporta estar em uma das seguintes situações na semana de referência: militar, funcionário público estatutário, empregado com carteira (inclusive doméstico), conta própria que recolheu previdência, ou empregador. De forma complementar, foram consideradas ocupações informais as seguintes situações: emprego sem carteira (inclusive doméstico) não remunerado, ou conta própria que não recolheu previdência.

A identidade em (1) vale para a população, mas quando se usam dados amostrais (e longitudinais), sempre se está sujeito a erros amostrais, erros de medida e atrito. Assim, a identidade (1) deixa de ser satisfeita, motivo pelo qual passamos a relacionar p_t e p_{t-1} da seguinte forma para fins de estimação:

$$(2) p_t = \pi_t \cdot p_{t-1} + \varepsilon_t,$$

em que ε_t absorve todos os tipos de erro que invalidam a identidade em (1).

A probabilidade de transição do estado i para o estado j , que corresponde ao elemento $\pi_t(i,j)$, pode ser estimada simplesmente como a proporção das pessoas que estavam no estado i no período $t-1$ e passaram para o estado j em t . Como os elementos de π_t são estimados com informações para apenas dois instantes consecutivos ($t-1$ e t), esse modelo tem pelo menos duas grandes virtudes. A primeira é que ele não demanda longas séries de dados, o que é uma vantagem particularmente útil para o caso brasileiro, uma vez que o horizonte temporal dos dados da PNAD-C é ainda bastante restrito. A segunda é que ele possui elevada flexibilidade, pois π_t , que pode ser visto como um “parâmetro”, varia intrinsecamente no tempo.

A precisão das estimativas dos elementos de π_t será tão maior quanto maior for o número de indivíduos amostrados com informações para cada par de períodos. Como os tamanhos das amostras da PME e PNAD-C são bastante elevados – cerca de 40000 observações válidas em cada mês na PME e 217000 em cada trimestre na PNAD-C, a matriz π_t foi estimada com alta precisão⁷.

A relação empírica expressa na equação (2) volta a ter a mesma aparência da identidade em (1) quando a descrevemos em termos de valor esperado. Assumindo que $E[\varepsilon_t|\pi_t, p_{t-1}] = 0$, temos:

$$(3) E[p_t|\pi_t, p_{t-1}] = \pi_t \cdot p_{t-1}.$$

Note que se nos baseássemos em (3) para obter a previsão para p_{t+1} deveríamos contar com $\pi_{t+1} \cdot p_t$. Mas, o primeiro objeto (π_{t+1}) não pode ser estimado da forma que foi descrita acima, pois envolveria contar com dados para $t+1$, o que por construção está descartado. Admitindo a estabilidade de (π_t), podemos realizar a previsão utilizando (3) de forma recursiva $E(p_{t+1}|\pi_t, p_t) = (\pi_t)^2 \cdot p_t$ ou adaptar (3) para usarmos toda a informação disponível até o período t . Assim, para um período à frente, a previsão passa a ser:

$$(4) E(p_{t+1}|\pi_t, p_t) = \pi_t \cdot p_t.$$

De forma mais geral, quando consideramos um horizonte de h períodos à frente consideramos:

$$(5) E(p_{t+h}|\pi_t, p_t) = (\pi_t)^h \cdot p_t$$

⁷ O erro máximo é inferior a 0.01 no caso da PME e 0.005 no caso da PNAD-C. Sendo assim consideraremos essa fonte de erro como negligenciável e admitiremos que as nossas estimativas das matrizes de transição coincidem com os respectivos valores populacionais.

Quando h aumenta, a probabilidade de estado em um modelo de transição converge para um estado limite que chamaremos de potencial, definido como a probabilidade de estado q_t tal que $q_t = \pi_t \cdot q_t$. Neste caso, o previsor potencial não depende do horizonte e é dado por:

$$(6) p_{t+h} = q_t \text{ onde } q_t = \pi_t \cdot q_t$$

Tal como demonstrado nas equações (5) e (6), prever é antecipar o valor futuro de uma variável supondo que certos padrões ocorridos no passado se mantenham. No entanto, isso pode ser uma tarefa difícil em ambientes em que os padrões estão mudando frequentemente. Sendo assim, vamos considerar também antecipação da tendência, ou seja, se a variável irá aumentar ou diminuir no futuro. Denotaremos essa previsão alternativa de previsão tendencial, em contraponto à previsão tradicional que denotaremos por previsão pontual. O erro médio quadrático da previsão é o insumo básico para avaliar a capacidade da previsão pontual; já na previsão tendencial usaremos como critério a proporção das vezes em que o modelo acerta o sinal da variação. Os resultados dos dois tipos de previsão podem ser comparados com um modelo naive do tipo passeio aleatório. Vale dizer que o passeio aleatório acerta a tendência em 50% dos casos.

Para as matrizes de transição aqui estimadas, as probabilidade de estado p_{t+h} convergem para q_t de forma monótona e em menos do que 8 (5) períodos no caso da PME (PNADC).⁸ Esses resultados sugerem que o previsor potencial pode ser útil para a construção da previsão tendencial, pois não depende do erro de medida de p_t e, tal como no previsor corrente, o sinal da variação não depende do horizonte de previsão. Por isso, serão apresentados resultados da previsão pontual e tendencial utilizando o previsor corrente e o previsor potencial.

Finalmente, uma questão importante do ponto de vista operacional é a volatilidade de π_t , que pode ser em parte causada por um padrão sazonal. A flutuação da matriz de transição foi suavizada com o modelo de média móvel exponencial:

$$(7) m_t = \alpha m_{t-1} + (1-\alpha)\pi_t$$

No caso em que $\alpha=0$, retornamos ao modelo original. Com o dado mensal da PME, o valor de 0.7 foi escolhido para α , visto que as seis matrizes de transição anteriores a t (i.e., referentes a 6 meses anteriores) explicam 90% da variação em m_t . De forma análoga, para os dados trimestrais da PNAD-C, escolhemos $\alpha=0.2$, visto que as duas matrizes anteriores (que usam informação de até 6 meses atrás) explicam os mesmos 90%. Temos resultados (não apresentados) indicando que esse procedimento de suavização da matriz de transição elimina não somente os componentes sazonais dessa própria matriz, mas também dos componentes do vetor de estados (p_{t+1}) obtidos por uma equação análoga à (4) com π_t suavizado.⁹ Dessa

⁸ A condição de convergência utilizada foi $|(p_{t+h}-q_t)/q_t| < 1\%$.

⁹ Para avaliar se a matriz de transição π_t ou o vetor de estados p_t tem flutuação sazonal, estimamos regressões do tipo $y_t = \beta S_t + \delta t$, onde S_t são 11 indicadores de sazonalidade determinística e t é uma tendência temporal. Os diversos modelos de regressão diferem apenas na definição de y_t , que pode ser cada componente dos vetores p_t ou de q_t que resume as propriedades de da matriz de transição.

forma, a nossa especificação preferida para obter as previsões pelo modelo de transição pode ser descrita por uma equação análoga à que aparece na equação (5), porém com a matriz de transição suavizada.

2.2. Especificação do modelo VAR

O modelo VAR, que é o mais utilizado para caracterizar a dinâmica de séries temporais multivariadas, explica o processo estocástico de cada elemento de p_t com os valores defasados de todos os elementos desse vetor. Esse modelo é tradicionalmente representado da seguinte forma¹⁰:

$$p_t = \Psi_1 p_{t-1} + \dots + \Psi_Q p_{t-Q} + \xi_t,$$

onde Ψ_{t-q} é a matriz de coeficientes associada a defasagem q do vetor de estado e Q denota o número de defasagens consideradas. O termo ξ_t representa o vetor de erros para o qual assumimos média condicional nula. Neste modelo, assume-se que o processo seja estável para a amostra utilizada na sua estimação. Para mitigar esse problema, estimamos o VAR como uma sequência de modelos definidos para cada período. Especificamente, para cada t , definimos uma janela $J_t = (t, t-1, \dots, t-J)$ de J períodos anteriores a t e obtemos uma sequência de modelos em que os parâmetros variam e se ajustam às alterações do mercado de trabalho.

É uma questão empírica a escolha do número de defasagens (Q) e do tamanho da janela (J) que resolvem o compromisso entre ter o parâmetro estimado de forma precisa e o grau de aderência às condições do momento. Quanto menor a janela, melhor para a aderência às condições do momento; por outro lado, menor será a precisão das estimativas.

Para a escolha do número de defasagens no modelo VAR, foi realizado um teste utilizando critérios de informação. Os resultados (não apresentados) para a PME mostram que a defasagem ótima é de 2 meses. De forma complementar, testamos as janelas de 36 e de 60 meses, com o modelo especificado com 1 ou 2 defasagens¹¹.

Para um par de períodos de tempo e tamanho de janela (J), denotaremos a parte explicada do modelo por:

$$E(p_t | J, t) = \Psi_1 p_{t-1} + \Psi_2 p_{t-2}.$$

A previsão do vetor de estados para um período à frente é feita então da seguinte forma:

$$E(p_{t+1} | J, t) = \Psi_1 p_t + \Psi_2 p_{t-1}$$

Em cada caso testamos a exclusão das componentes S_t . Um teste F de significância conjunta dos indicadores de sazonalidade não rejeita a hipótese nula de que esses indicadores são nulos.

¹⁰ Em que um dos estados é eliminado por ser linearmente redundante

¹¹ Foram consideradas versões do modelo VAR com 1 ou 2 defasagens, e incluindo ou não componentes exógenas referentes a sazonalidade e tendência determinística. Os resultados apresentados referem-se à versão que apresentou a maior capacidade preditiva.

De forma mais geral, a previsão num horizonte de h períodos é feita de forma recursiva, a partir da expressão abaixo:

$$E(p_{t+h}|J, t) = \Psi_1 p_{t+h-1} + \Psi_2 p_{t+h-2}$$

3. Resultados

Iniciamos a seção de resultados pela visualização gráfica da aderência do modelo de transição às taxas observadas de desemprego (gráfico 3.a) e de ocupação formal (3.b). Esses gráficos estão construídos com base nos dados mensais da PME e o alinhamento das previsões com as respectivas taxas observadas é realizado com base na equação (5) e para três horizontes distintos: $h=1,3,6$ meses.

Cabe mencionar que as taxas de desemprego e do emprego formal calculadas aqui são próximas mas não exatamente iguais às publicadas pelo IBGE. Isso se deve ao fato de que tivemos que descartar o pequeno contingente de indivíduos que não é observado em duas amostras subsequentes (por exemplo, devido ao falecimento), uma vez que a apuração da matriz de transição requer que os indivíduos estejam presentes nas duas amostras.

As respectivas evoluções do desemprego e do emprego formal já foram amplamente comentadas por diversos analistas. Enquanto a taxa de desemprego apresenta uma tendência de queda, a taxa de emprego formal tende a crescer no período analisado. Movimentos contrários às respectivas tendências são vistos nas duas extremidades das séries, principalmente a partir do princípio de 2015. No gráfico 1.a é possível notar alguns fatos importantes e distintos do gráfico 1.b. Em primeiro lugar, a reversão da tendência na extremidade final da amostra é bem mais pronunciada no gráfico 1.a do que no 1.b; ou seja, o aumento do desemprego no período recente foi relativamente mais intenso do que a queda do emprego formal nesse mesmo período. Em segundo lugar, a série do desemprego (gráfico 1.a) é bem mais volátil que a do emprego formal.

Esses fatos têm implicações para as nossas previsões. Em geral, as previsões do modelo de transição acompanham as séries originais. No entanto, é possível perceber mesmo visualmente que a qualidade preditiva para o emprego formal tende a ser melhor do que para o desemprego. Outro fato que é nítido visualmente é que a distância entre as previsões e as respectivas séries originais aumenta nas extremidades das séries. Mas, mesmo nesses pontos de maior descolamento, as previsões tendem a caminhar na mesma direção das respectivas séries. Analisaremos esses pontos com mais rigor nas próximas duas subseções.

Gráfico 3.a: Taxa de Desemprego: Formal

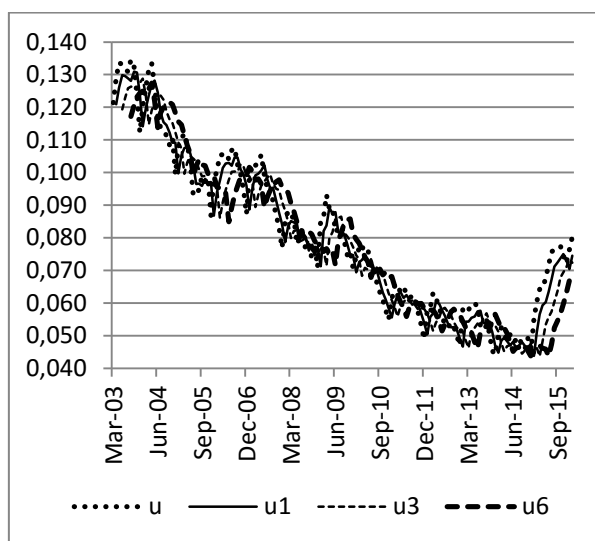
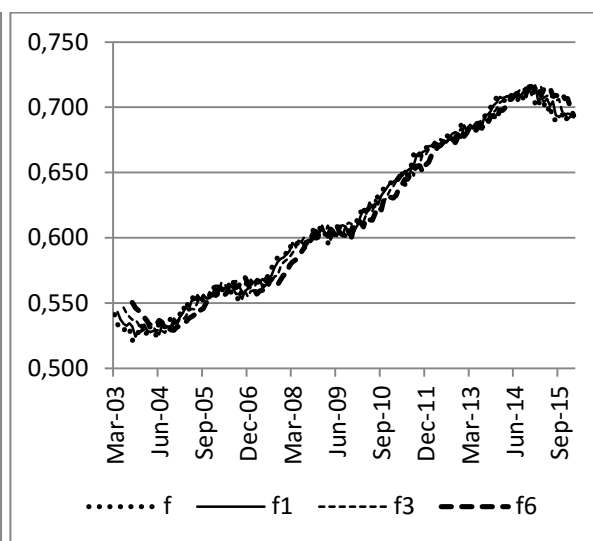


Gráfico 3.b: Taxa de Ocupação



3.1. Avaliação da capacidade preditiva “pontual”

Para avaliar a qualidade preditiva dos modelos, utilizamos a estatística Theil-U (TU), que foi proposta por Theil (1966) e que é calculada pela razão entre a raiz quadrada da soma dos quadrados do erro preditivo do modelo e a raiz quadrada da soma dos quadrados do erro preditivo do passeio aleatório no mesmo período.¹² Valores de TU abaixo da unidade indicam que o modelo em teste prevê melhor que o modelo naive representado pelo passeio aleatório.

Os gráficos 3.1.a e 3.1.b apresentam os valores do TU para os modelos de transição e VAR respectivamente para a taxa de desemprego e para a taxa de ocupação formal. A previsão dessas taxas foi realizada com base nos dados da PME, já que o modelo VAR requer séries temporais longas. Como se pode ver nos dois gráficos, o modelo de transição apresenta capacidade preditiva superior à do modelo naive durante quase todo o período analisado e para diferentes especificações do número de períodos de previsão à frente. No entanto, a capacidade preditiva desse modelo sofre uma piora a partir do início de 2015, o que se deve à dificuldade de previsão da maior parte dos modelos quando ocorre uma expressiva reversão de tendências em séries de tempo. Em comparação com o VAR, que apresenta TU acima da unidade durante o período analisado, a capacidade preditiva do modelo de transição é bastante superior. Vale notar que a previsão com 12 meses de antecedência utilizando a previsão potencial é melhor do que a previsão para o mesmo período utilizando a previsão corrente.

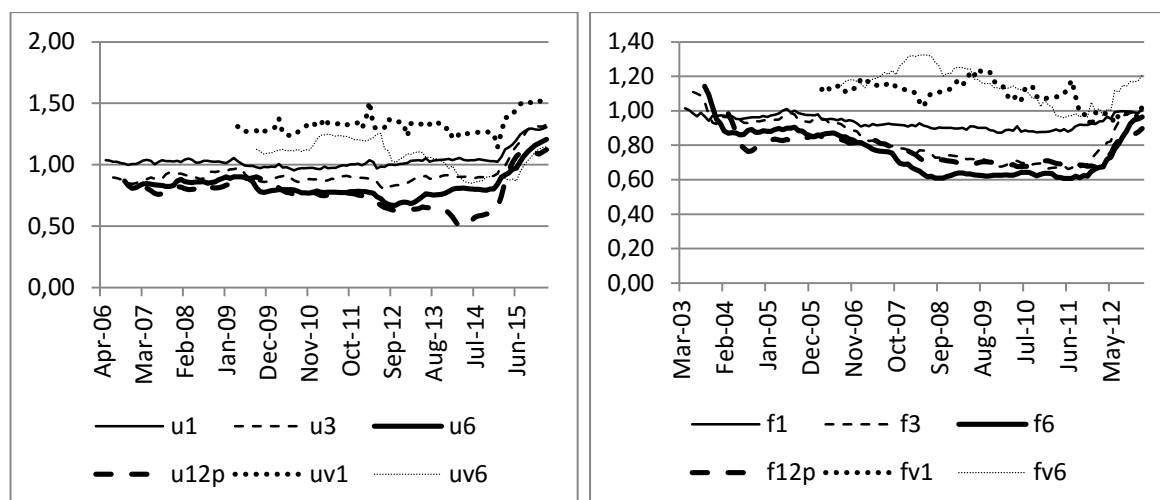
Theil-U do erro de previsão a $h=1,3,6,12$
 $h=1,3,6,12$

Theil-U do erro de previsão a

¹² O erro preditivo (EP) de um modelo M no período t para um horizonte de h períodos é dado por $EP(M,t,h) = p_{t+h} - E(p_{t+h} | M, t, h)$.

Gráfico 3a: Taxa de desemprego :
Formal

Gráfico 3b: ocupação



Notas:

uh: previsão de h meses de antecedência da taxa de desemprego realizada com o modelo de transição

uvh : previsão de h meses de antecedência da taxa de desemprego realizada com o modelo de VAR

fh: previsão de h meses de antecedência do emprego formal realizada com o modelo de transição

fvh : previsão de h meses de antecedência do emprego formal realizada com o modelo de VAR

A fim de analisar a capacidade preditiva do modelo de transição para a PME e PNAD-C, calculamos o TU para as taxas de desemprego e de ocupação formal com os dados dessas duas pesquisas. Para comparar os resultados, as transições para a PME também foram estimadas em bases trimestrais, isto é, usando as transições entre os estados da força de trabalho no mês t e $t-3$. A tabela 1 apresenta o TU para os trimestres de concomitância de ambas as pesquisas (2012-2015) e para a PME entre 2003 e 2016. Os valores do TU para o período 2012-2015 são quase todos maiores que um para ambas as pesquisas (à exceção dos para a taxa de ocupação formal na PME) e para 1, 2 e 4 trimestres à frente ($h=1, 3$ e 12 em termos mensais). Isso mostra que o modelo de transição “trimestralizado” não apresenta bom desempenho preditivo no período de coincidência das duas pesquisas. Embora o modelo de transição tenha a vantagem de não demandar longa memória temporal dos dados, é possível que o período utilizado seja ainda muito curto para testar a capacidade preditiva do modelo. Na realidade, essa parece ser parte da explicação já que os valores do TU para o período longo da PME são sempre menores que um para ambas as taxas de interesse e para todos os trimestres de previsão à frente.

Tabela 1: Theil-U comparativo PME-PNAD: modelo transição corrente (2012-2015)

	PNAD-C (2012-2015)			PME tri(2012-2015)			PME tri(2003-2016)		
	h3	h6	h12	h3	h6	h12	h3	h6	h12
desemprego	1.06	1.11	1.09	1.19	1.26	1.35	0.95	0.93	0.95
Ocup.formal	1.13	1.01	0.97	0.88	0.90	0.98	0.87	0.78	0.79

3.2 Avaliação da capacidade preditiva “tendencial”

Na subseção anterior, viu-se que o modelo de transição não mostrou capacidade preditiva para os valores das taxas de interesse no período da PNAD-C, que é atualmente a pesquisa de referência sobre o desempenho do mercado de trabalho do país. No entanto, é possível que o modelo seja capaz de prever bem se as taxas irão aumentar ou diminuir no futuro, isto é, capaz de antecipar o sinal das variações ou da direção da tendência das taxas. Assim, em contraponto à capacidade preditiva discutida na última seção, que se baseava no acerto da estimativa pontual, nesta subseção avaliaremos a capacidade preditiva do modelo nessa dimensão, que chamaremos de tendencial.

A tabela 2.a ilustra a construção dos indicadores de tendência construídos com a PNAD-C e mostra para a taxa de desemprego (emprego formal) o valor observado u (f) em cada trimestre, o previsor potencial calculado com a informação do mesmo trimestre up (fp) e os indicadores de reversão Ir , de acerto de tendência It e de acerto de tendência quando ocorre reversão Itr . A tendência e a reversão são definidas para uma janela (h) que mede o horizonte de observação da previsão. No caso da taxa de desemprego temos:¹³

- a) indicador de reversão $Ir(h)=1 \Leftrightarrow (u_t > u_{t-h} \ \& \ u_t > u_{t+h})$ ou $(u_t < u_{t-h} \ \& \ u_t < u_{t+h})$;
- b) indicador de tendência $It(h)=1 \Leftrightarrow (up_t > u_t \ \& \ u_{t+h} > u_t)$ ou $(up_t < u_t \ \& \ u_{t+h} < u_t)$;
- c) indicador de acerto de reversão $Itr(h)=It(h)*Ir(h)$.

O valor médio destes indicadores, apresentados na última linha da tabela 2.a, mede: 1) a probabilidade de ocorrência de reversão $z(h)=E(Ir(h))$; a taxa de acerto da tendência $y(h)=E(It(h))$; e a probabilidade de acerto da reversão, ou seja, a probabilidade de acerto da tendência condicional a ocorrência da reversão: $zy(h)=E(Itr(h))/E(Ir(h))$. A tabela 2-b apresenta os valores médios calculados para os previsores corrente e potencial e para horizontes de 1, 2, 4 trimestres – indicados na notação mensal respectivamente como 3, 6 e 12.

Tabela 2.a: Tendência do Desemprego e emprego formal - PNADC

	Taxa de desemprego					Taxa de emprego formal				
	u	up	Ir(1)	It(1)	Itr(1)	f	fp	Ir(1)	It(1)	Itr(1)
Sep-12	0.069	0.066		1		0.561	0.570		1	
Dec-12	0.067	0.065	1	0	0	0.561	0.574	1	0	0
Mar-13	0.079	0.081	1	0	0	0.558	0.561	1	1	1
Jun-13	0.073	0.070	0	1	0	0.563	0.573	0	1	0
Sep-13	0.068	0.065	0	1	0	0.571	0.584	0	1	0
Dec-13	0.061	0.057	1	0	0	0.578	0.584	0	1	0
Mar-14	0.071	0.071	1	0	0	0.579	0.583	0	1	0
Jun-14	0.067	0.063	0	0	0	0.582	0.594	0	1	0
Sep-14	0.067	0.062	0	1	0	0.585	0.596	1	0	0
Dec-14	0.063	0.060	1	0	0	0.585	0.597	0	0	0
Mar-15	0.078	0.079	0	1	0	0.579	0.580	0	0	0
Jun-15	0.081	0.080	0	0	0	0.575	0.579	0	0	0
Sep-15	0.088	0.085	1	1	1	0.568	0.571	1	1	1
Dec-15	0.088	0.085	1	0	0	0.573	0.586	1	0	0
Mar-16	0.107	0.116				0.565	0.553			
Média			0.54	0.43	0.14			0.38	0.57	0.40

¹³ Os indicadores são definidos de forma análoga para o caso da taxa de ocupação formal.

Tabela 2.b: Proporção de vezes que modelo acerta o sinal na PNAD-C pós 2012

previsor	Prob de acerto da tendencia						Prob ocorrencia	Prob de acerto da reversãp	
	corrente			potencial			Da reversão	corrente	potencial
modelo	y(3)	y(6)	y(12)	y(3)	y(6)	y(12)	y3	z3	pz3
desemprego	0.43	0.15	0.55	0.43	0.23	0.55	0.54	0.14	0.14
Erro padrão	0.14	0.10	0.16	0.14	0.12	0.16	0.14	0.10	0.10
Ocup.formal	0.57	0.54	0.55	0.57	0.54	0.55	0.38	0.60	0.40
Erro padrão	0.14	0.14	0.16	0.14	0.14	0.16	0.13	0.22	0.22
#obs	13	12	10	13	12	10	13		

O modelo de transição requer apenas uma observação para realizar previsões, mas necessita, tal como os demais modelos, de um número mínimo de observações para medir a sua capacidade preditiva. A PNAD-C tem apenas 14 observações trimestrais, o que implica num intervalo de confiança grande o suficiente para tornar inconclusivos os resultados da capacidade preditiva do modelo. Mesmo assim, apresentamos os resultados na tabela 2.b, que mostram que a hipótese de que a taxa de acerto seja menor do que 50% não é rejeitada, indicando que o modelo não tem elevada capacidade de antecipar a tendência.

A tabela 2.c apresenta estes indicadores calculados com a PME para todo o período (janeiro de 2003 a fevereiro de 2016) e a tabela 2.d para o mesmo período coberto pela PNAD-C, porém com observações mensais (fevereiro de 2012 a fevereiro de 2016). Nessas tabelas, o erro padrão das estimativas está sumarizado com o seu maior valor apurado, o qual está apresentado junto ao título dessas tabelas.

Os resultados mostram que no caso da tabela 2.c não podemos rejeitar que o modelo tem uma taxa de acerto superior a 50% tanto para o sinal da tendência como para a reversão, indicando que o modelo é capaz de antecipar a tendência futura e a ocorrência de reversão. No caso da tabela 2.d, os resultados se mantêm ainda que sejam menos robustos devido ao maior erro padrão das estimativas, consequência da redução do tamanho da amostra.

Tabela 2.c: Proporção de vezes que o modelo acerta o sinal na PME pós 2003 (erro-padrão<0.04)

previsor	Prob de acerto da tendência							Prob Ocorrência			Prob de acerto da reversão					
	corrente			potencial				De reversão			corrente			potencial		
modelo	y(1)	y(3)	y(6)	y(1)	y(3)	y(6)	y(12)	z(1)	z(3)	z(6)	Zy(1)	Zy(3)	Zy(6)	Zy(1)	Zy(3)	Zy(6)
desemprego	0.50	0.70	0.71	0.53	0.62	0.67	0.72	0.45	0.48	0.58	0.76	0.76	0.67	0.64	0.69	0.63
Ocup.formal	0.57	0.75	0.78	0.65	0.69	0.76	0.80	0.59	0.42	0.24	0.62	0.74	0.62	0.64	0.58	0.59
#obs	154	152	149	154	152	149	143	153	149	143	153	149	143	153	149	143

Tabela 2.d: Proporção de vezes que o modelo acerta o sinal na PME pós 2012 (erro-padrão)<0.07

previsor	Prob de acerto da tendência							Prob Ocorrência			Prob de acerto da reversão					
	corrente			potencial				De reversão			corrente			potencial		
modelo	y(1)	y(3)	y(6)	y(1)	y(3)	y(6)	y(12)	z(1)	z(3)	z(6)	Zy(1)	Zy(3)	Zy(6)	Zy(1)	Zy(3)	Zy(6)
desemprego	0.43	0.60	0.61	0.43	0.47	0.57	0.54	0.41	0.47	0.59	0.70	0.71	0.65	0.65	0.67	0.62
Ocup.formal	0.61	0.70	0.73	0.67	0.70	0.77	0.67	0.65	0.40	0.20	0.59	0.67	0.44	0.66	0.62	0.56
#obs	47	45	42	47	45	42	36	46	42	36	46	42	36	46	42	36

Os resultados apontam que o modelo de transição é capaz de antecipar a tendência e a reversão mesmo no período recente, desde que a transição tenha sido estimada com a PME. Isso mostra que o modelo tem bom desempenho preditivo pelo menos quando os dados da PME são utilizados e o número de observações é mais elevado que o da PNAD-C. Entretanto, esse resultado é um tanto desalentador, já que a PME foi substituída pela PNAD-C, pesquisa para qual o modelo (ainda) não mostrou resultados satisfatórios.

4-Conclusões

Os especialistas em mercado de trabalho costumavam usar a PME para realizar previsões com modelos de séries de tempo. A descontinuidade dessa pesquisa e a sua substituição por uma pesquisa trimestral que tem seu primeiro resultado disponível em 2012 trazem um problema para essa estratégia, na medida em que as séries temporais construídas com a PNAD-C são muito curtas. Alguns analistas tentam resolver esse problema ligando a série da PME à da PNAD-C restrita as mesmas seis regiões metropolitanas cobertas pela primeira pesquisa. O modelo de transição que exploramos nesta Nota não requer a operacionalização dessa ligação entre as pesquisas e, nesse sentido, permite que as previsões sejam realizadas para a totalidade do país. Como mostramos, ele apresenta bom desempenho preditivo tanto para os níveis das taxas quanto para suas tendências, especialmente quando o número de observações é relativamente alto e os dados mensais da PME são utilizados. No entanto, esse resultado é um tanto desalentador já que a PME foi descontinuada e os resultados para a amostra substituta da PNAD-C mostram que o desempenho do modelo ainda é insatisfatório. É possível que a qualidade preditiva do modelo aumente com a elevação do número de períodos disponíveis da PNAD-C. Porém, pode haver diferenças entre as transições estimadas com as amostras da PME e da PNAD-C, o que requeria uma análise mais aprofundada dessas distinções. Esta análise, contudo, está fora do escopo desta Nota.

Referências

- Attuy, G. (2012): “Ensaio sobre Macroeconomia e Mercado de Trabalho”, Tese de Doutorado, Departamento de Economia, USP.
- Nunes, D.; Menezes-Filho, N. e Komatsu, B. (2016) “Probabilidades de Admissão e Desligamento no Mercado de Trabalho Brasileiro”. *Estudos Econômicos*, v.46, pp.311-41.
- Petrolongo, B. e Pissarides, C (2008): The Ins and Outs of European Unemployment, *The American Economic Review*, v.48, pp.256-262
- Shimmer, R. (2012): “Reaccessing the Ins and Outs of Unemployment”, *Review of Economic Dynamics*, v.15, pp.127-48
- Theil, H. (1966): *Applied Economic Forecasting*. Chicago: Rand McNally