

Previsão de crédito consignado: uma aplicação do modelo beta autorregressivo de médias móveis

Renata Rojas Guerra (Universidade Federal de Santa Maria) renata.rojasg@gmail.com
Fábio Mariano Bayer (Universidade Federal de Santa Maria) bayer@ufsm.br

Resumo:

O objetivo deste trabalho é realizar previsões da proporção entre o Crédito Consignado e o saldo total da carteira de crédito no segmento pessoa física. Para tanto, foi utilizado o modelo beta autorregressivo de médias móveis (β ARMA). O β ARMA é um modelo recente proposto especificamente para a modelagem de séries temporais contínuas restritas a intervalos limitados, como é o caso da variável de interesse deste estudo. Por assumir que a variável resposta possui distribuição beta, o β ARMA permite captar adequadamente o comportamento assimétrico inerente a este tipo de variável. Para a seleção do modelo levou-se em consideração análise dos critérios de informação, inspeção gráfica, significância dos parâmetros estimados e a análise de diagnóstico dos resíduos. O modelo identificado β AR(1) com variável de tendência significativa captou adequadamente os movimentos da série e apresentou previsões próximas aos valores da série real observada. O RMSE foi apenas 0,000062 para as predições de valores fora do horizonte temporal amostrado.

Palavras chave: Previsão, β ARMA, Crédito consignado.

Payroll loan forecast: a beta autorregressive moving average application

Abstract

This paper aims to forecast the payroll loan. The model used was beta autoregressive moving average (β ARMA). The β ARMA is a new model and it's useful to modeling and forecast continuous random variates that assume values in limited intervals. The model assumes that the variable follows the beta distribution and consequently it's better to capture the asymmetric behavior that is common in this kind of variables. Considering the information criteria, graphical inspection, coefficient significance and residuals diagnosis, the model β AR(1) with deterministic trend was the best one. This model was able to capture correctly the time series movements and had forecasts results close to the originals. It's RMSE was only 0.000062 in out sample forecasts.

Key-words: Forecast, β ARMA, Payroll loan

1. Introdução

A disseminação dos empréstimos consignados em folha de pagamento – CC ocorrida na última década causou uma reestruturação no mercado de crédito brasileiro. Além de reduzir significativamente a taxa de juros (RODRIGUES et. al., 2006) o CC influenciou na redução do risco de inadimplência (SOUZA, 2007; SILVA, 2009) e expansão do volume de

crédito no segmento pessoa física (JUNIOR, 2009). A promulgação da Lei 10.820, de 17 de dezembro de 2003, foi a principal responsável por estas transformações. Originada da Medida Provisória 130, de 17 de setembro de 2003, esta dispõe acerca do crédito com consignação em folha de pagamento e regulamenta sua oferta aos trabalhadores da iniciativa privada e aposentados ou pensionistas do Instituto Nacional do Seguro Social – INSS.

A despeito de proporcionar menor *spread* em comparação com outras modalidades, o baixo custo operacional e menor risco de inadimplência tem aumentado a participação do CC na oferta total de crédito pessoa física. De acordo com Medeiros (2013), esta nova realidade também alterou a estrutura organizacional de muitas instituições financeiras, que passaram a desenvolver atividades especializadas no mercado de crédito consignado. Desta forma, com o objetivo de realizar previsões da participação do CC no crédito total pessoa física das instituições financeiras no Brasil (relação CC/Crédito total), este estudo permite delinear as dinâmicas oriundas desta relação.

Para tanto, a abordagem em termos de modelos autorregressivos integrados de médias móveis – ARIMA (MORETTIN; TOLOI, 2006; BOX; JENKINS; REINSEL, 2008) tem sido amplamente utilizada desde da publicação de seu artigo seminal por Box e Jenkins (1976). Porém, ao tratar de proporções restritas a intervalos limitados, como é o caso da variável de interesse neste trabalho, a utilização modelos ARIMA pode ser inapropriada, uma vez que supõe normalidade dos dados.

Dentre as principais desvantagens decorrentes da suposição de normalidade para prever o comportamento de variáveis restritas ao intervalo (0,1), cabe destacar a realização de previsões fora do intervalo (CRIBARI-NETO; ZEILEIS, 2010) e a impossibilidade destes em descrever comportamentos assimétricos, característica típica em variáveis do tipo taxas e proporções (SOUZA; CRIBARI-NETO, 2013). Assim, Rocha e Cribari-Neto (2009) propuseram o modelo beta autorregressivo de médias móveis (β ARMA). Este considera que a variável resposta possui distribuição beta e, com isso, permite uma modelagem mais adequada para previsões de séries temporais com dados do tipo taxas e proporções.

Até o momento ainda não foram disponibilizados pacotes em softwares econométricos para o ajuste do β ARMA. Por conta disso, há poucas publicações de estudos aplicados do modelo β ARMA, mesmo em nível internacional. No presente trabalho é desenvolvida uma implementação computacional em linguagem R (R Core Team, 2013) para obtenção dos resultados. Assim, ao avaliar a capacidade preditiva e de ajustamento do modelo β ARMA na previsão da relação CC/Crédito total, pretende-se fornecer um importante instrumento na construção de aplicações do mesmo também em outras variáveis do tipo taxas e proporções.

2. Modelo β ARMA

Proposto por Rocha e Cribari (2009), β ARMA é um modelo para previsão de séries temporais contidas em intervalos limitados. A estrutura de regressão do modelo é formada por termos autorregressivos e de médias móveis, consistindo em uma generalização dinâmica do modelo de regressão beta (FERRARI; CRIBARI-NETO, 2004).

Assim, seja $y_t, t=1, \dots, n$, um vetor de variáveis aleatórias em que, dado um conjunto de informações prévias \mathcal{F}_{t-1} , cada y_t possui distribuição beta com densidade condicional dada por

$$f(y_t | F_{t-1}) = \frac{\Gamma(\varphi)}{\Gamma(\mu_t \varphi) \Gamma((1-\mu_t)\varphi)} y_t^{(\mu_t \varphi - 1)} (1-y_t)^{(1-\mu_t)\varphi - 1}, 0 < y_t < 1, \quad (1)$$

em que $E(y_t) = \mu_t$ e $var(y_t) = \frac{V(\mu_t)}{1+\varphi}$.

A Equação (1) é uma reparametrização da densidade beta original e foi proposta por Ferrari e Cribari (2004). Estes reescreveram a densidade beta em função da média μ_t e de um parâmetro de precisão φ . Uma das principais vantagens da distribuição beta é que esta pode apresentar formatos variados, de acordo com os valores dos parâmetros μ_t e φ (TORRES, 2005). A densidade beta pode acomodar distribuições na forma de jota, jota invertido simétricas ou assimétricas, (SOUZA; CRIBARI, 2013).

Quanto ao suporte da distribuição, considera-se o intervalo unitário contínuo (0,1). Porém, Rocha e Cribari (2009) salientam que a utilização do modelo também é viável quando a variável resposta é restrita a intervalos limitados (a,b) , onde a e b são escalares e $(a < b)$. Nestes casos, aplica-se a transformação $(y-a)/(b-a)$. Quando necessária a diferenciação da série para satisfazer a condição de estacionaridade, por exemplo, ocorre apenas uma alteração no intervalo de restrição, que passa para $(-1,1)$ na primeira diferença.

No β ARMA(p,q) a estrutura de regressão para a média μ_t da variável y_t , com densidade definida em (2), é dada por

$$g(\mu_t) = \alpha + x'_t \beta + \sum_{i=1}^p \phi_i \{g(y_{t-i}) - x'_{t-i} \beta\} + \sum_{j=1}^q \theta_j r_{t-j}, \quad (2)$$

em que α é o termo de intercepto, x'_t é o vetor de variáveis independentes conhecidas,

β é um vetor de parâmetros desconhecidos, p é o índice da ordem autorregressiva e q é o índice do termo de médias móveis do modelo com parâmetros ϕ e θ , respectivamente.

Neste trabalho assumimos o termo de erro de médias móveis como $r_t = y_t - \mu_t$ e para a função

de ligação $g(\cdot)$ consideramos a função de ligação logit, ou seja, $logit(\mu) = \log\left(\frac{\mu}{1-\mu}\right)$. O

método utilizado para estimação dos parâmetros é o de máxima verossimilhança, em que o método numérico utilizado para maximização da função de log-verossimilhança foi o algoritmo de otimização não linear quasi-Newton BFGS (NOCEDAL e WRIGHT, 1999). Para maiores detalhes sobre precedimentos inferenciais do modelo β ARMA veja Rocha e Cribari (2009).

3. Descrição dos dados

O índice utilizado neste trabalho consiste na participação do crédito consignado sobre o crédito total no segmento pessoa física das instituições financeiras no Brasil - CC/Crédito total. A série temporal foi calculada a partir de dados do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) do Banco Central do Brasil – BACEN. O período considerado abrange

março de 2007 a agosto de 2014.

Segundo Takeda e Bader (2005), logo nos primeiros anos após a promulgação da Lei 10.820 houve um crescimento significativo do CC em relação ao saldo das carteira de crédito. Este comportamento também é observado na Figura (1), onde a série possui um movimento de ascendência ao longo do tempo. A variável parte do patamar de 0,217 no início de 2007, tem valor médio em torno de 0,250 (Tabela 1) e segue evoluindo até alcançar seu máximo em agosto de 2014. Marisco e Fernandes (2012) apresentam uma possível justificativa para este comportamento. Segundo os autores, devido às baixas taxas de juros oferecidas, é comum que os consumidores utilizem o CC para liquidar dívidas antigas ou ainda para adquirir bens e serviços de forma mais rápida e menos burocrática.

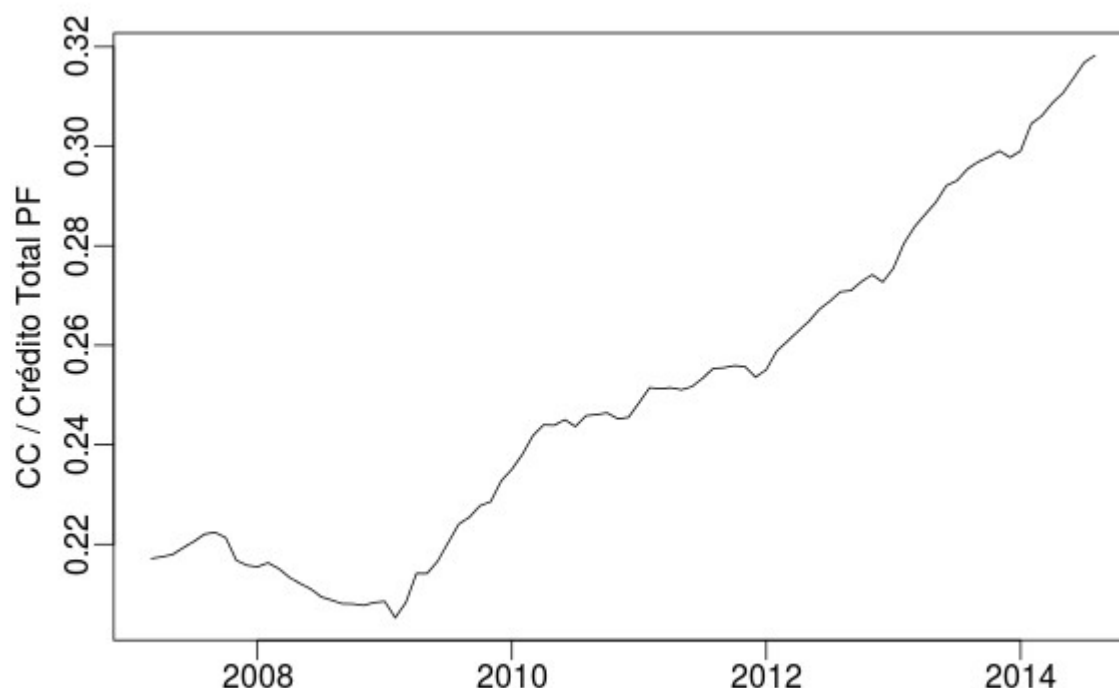


FIGURA 1 – Evolução da relação CC/Crédito Total PF ao longo do tempo

Nota-se também que o único período de decaimento da série coincide com a crise do *Subprime*, no final 2008. De acordo com Martins (2011), tanto a queda da taxa de juros americana quanto a quebra do Banco Lehman Brothers influenciaram significativamente a percepção de risco dos bancos brasileiros e provocaram um aumento no *spread* das operações de crédito realizadas nesse período. Desta forma, como o crédito consignado possui taxas menores, é provável que neste período os bancos tenham realocado suas carteiras para modalidades mais lucrativas.

	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	Coef. de Assimetria	Coef. de Curtose	Teste JB
CC/Crédito Total	0,250	0,246	0,033	0,205	0,318	0,437	2,073	p-valor<0,05

TABELA 1: Medidas descritivas para a relação CC/Crédito Total

De acordo com os valores apresentados na Tabela 1, o coeficiente de assimetria encontrado está próximo de zero, porém o resultado de 2,029 para a curtose é mais distante do

esperado em variáveis que possuem distribuição normal. Este fato é corroborado pelo teste JB (JARQUE; BERA, 1987), o qual rejeita a hipótese nula de normalidade a 5% de significância. Como, em geral, variáveis de razão ou proporção tendem a possuir comportamento assimétrico (BAYER, 2011), o resultado era esperado. Neste caso, uma vez que o modelo ARIMA pressupõe normalidade, a utilização do mesmo fica comprometida.

Outro fator perceptível se refere ao grau de oscilação da mesma, que mantém-se ao redor de níveis médios em determinados períodos e depois se altera para outros níveis temporários. Conforme Morettin e Tolo (2006) este é um caso típico em séries econômicas, que comumente apresentam não estacionaridade homogênea. A Figura (2) é de grande auxílio neste sentido, pois ao verificar um decaimento da autocorrelação conforme as defasagens aumentam, tem-se outro indício de ausência de estacionaridade.

O teste KPSS (KWIATKOWSKI; PHILLIPS; SCHMIDT; SHIN, 1992) para estacionaridade também é uma alternativa para ratificar estes padrões observados através da inspeção gráfica (Figura 2). O resultado do teste rejeita a hipótese nula de estacionaridade da série, com estatística calculada de 2,91 para a série em nível e 0,45 para a estacionaridade em tendência. Segundo Pokorny (1987), a importância da verificação desta característica se dá uma vez que se uma série é não estacionária os choques aleatórios que ocorrerem tendem a se perpetuar, tornando impossível estimar todos os períodos da série e fazendo com que as inferências obtidas a partir destas informações não sejam válidas. Assim, quando a variável de interesse é não estacionária, faz-se necessário transformar os dados originais para que estes se tornem estacionários. A transformação mais utilizada nesse sentido consiste em tomar diferenças sucessivas da série original (MORETTIN; TOLOI, 2006).

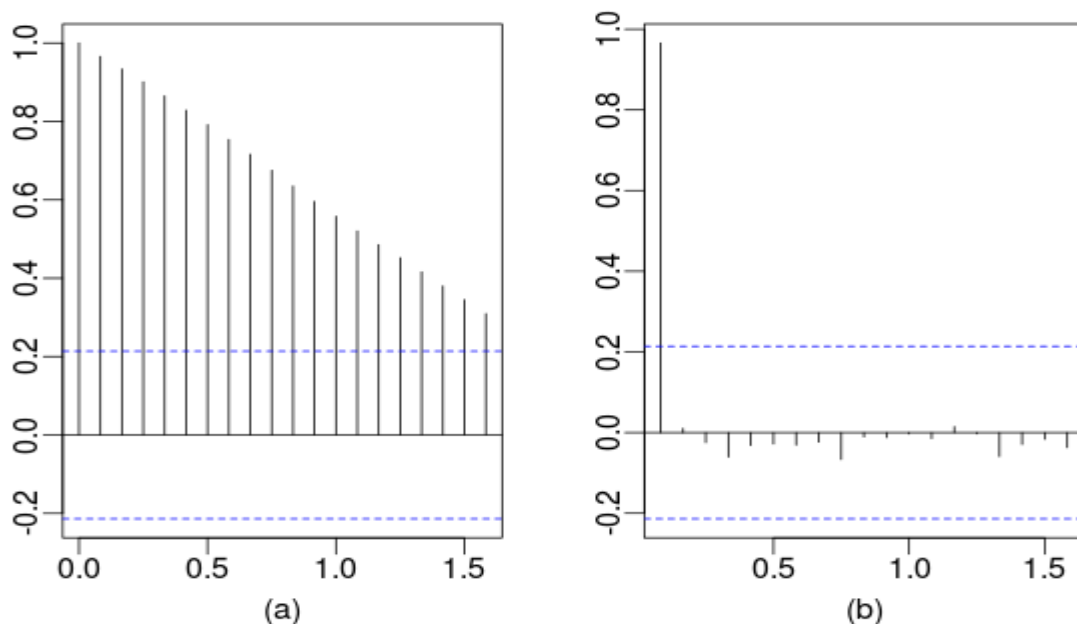


FIGURA 2 – (a) função de autocorrelação e (b) função de autocorrelação parcial da série em nível

Ao realizar a diferenciação da série temporal observa-se que a mesma comporta-se de forma mais aleatória que sua versão em nível (Figura 3). Já o teste KPSS corroborou a hipótese de que a série é estacionária em primeira diferença e com tendência determinística a um nível de significância de 10%. Este resultado é condizente com o observado na Tabela 1, onde verificou-se que a série possui forte tendência crescente. Desta forma, assumimos que o processo gerador da série é integrado de ordem um $I(1)$ com tendência determinística e utilizamos a transformação para aplicação do β ARMA em intervalos limitados.

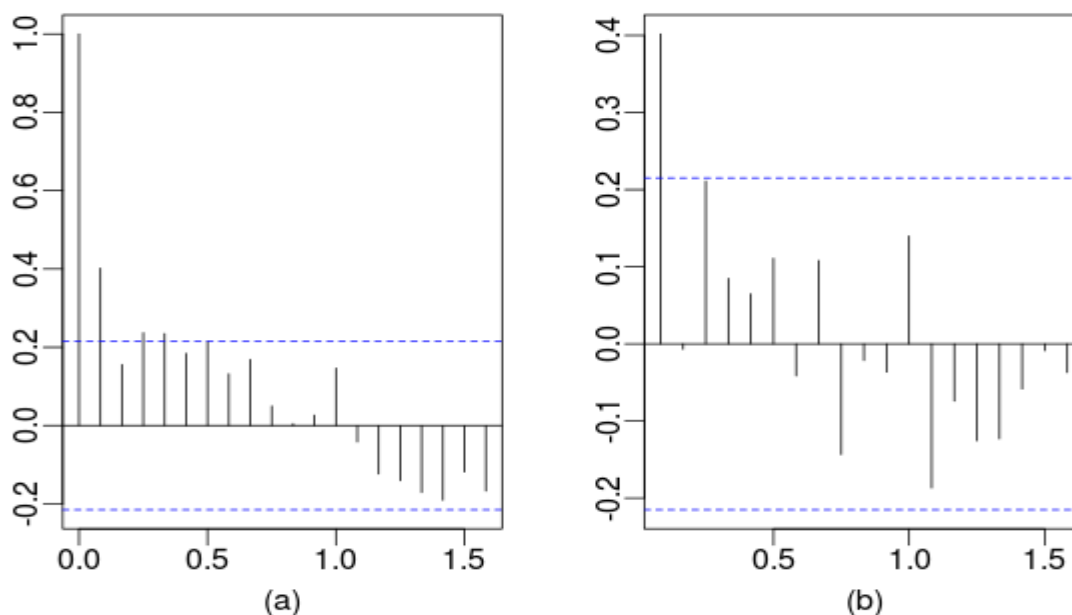


FIGURA 3 – (a) função de autocorrelação e (b) função de autocorrelação parcial da série em diferenças

4. Modelagem e discussão

Para definir a ordem do β ARMA levou-se em consideração diferentes combinações de p e q , com valores variando de zero até dez. Dentre estas, foram selecionados os quatro modelos com menores valores para os critérios de informação de Akaike – AIC (AKAIKE, 1974), critério de informação bayesino – BIC (AKAIKE, 1978; SCHWARZ, 1978) e melhores resultados na análise de diagnóstico dos resíduos. Esta técnica é definida por Morettin e Tolo (2006) como superajustamento, onde estimam-se modelos com muitos parâmetros para verificar se, caso estes sejam estatisticamente diferentes de zero, sua inclusão diminui significativamente a variância residual. Além disso, para a análise da capacidade preditiva do modelo foram retirados os últimos seis meses observados.

A partir dos resultados apresentados na Tabela 2 observa-se que todos os modelos selecionados apresentaram resultados razoáveis em termos de RMSE e MAPE. Além disso, o teste Q de Ljung e Box (1978) não rejeitou a hipótese de que os resíduos são ruído branco em nenhum dos casos. Considerando os critérios AIC e BIC os modelos foram o β ARMA(1,1) e β AR(1) apresentaram melhores resultados, porém o primeiro não obteve estimativas significativas para os parâmetros.

Modelo	AIC	BIC	Q	RMSE	MAPE
β AR(1)*	-991,80	-979,36	0,023[0,88]	0,000811	1,273
β MA(1)*	-991,68	-979,24	2,53E-012[0,99]	0,000808	1,298
β ARMA(1,1)	-992,36	-979,92	3,27E-005[0,99]	0,000809	1,291
β ARMA(1,2)	-978,68	-963,75	0,11[0,74]	0,000805	1,273

* Todas as estimativas, exceto intercepto, significativas a pelo menos 1%

TABELA 2 – Critérios para identificação do modelo β AR(1)

Optou-se pelo modelo β AR(1) pois este possui menores valores de AIC e BIC com estimativas significativas para os parâmetros. Além disso, as funções de autocorrelação total e parcial da série em nível revelam um comportamento típico de processos autorregressivos de ordem 1 (Figura 1), ou seja, em (1.a) ocorre um decaimento exponencial à medida que aumentam as defasagens e em (1.b) não se verificam correlações parciais significativas (MORETTIN E TOLLOI, 2006). A Tabela 3 apresenta as estimativas do modelo selecionado.

	Estimativa	Desvio Padrão	z[p-valor]
α	-0,0002	0,0008	0,289[0,772]
ϕ_1	0,3514	0,1149	3,059 [0,002]
β	0,0001	0,0000	2,279[0,0226]

TABELA 3 – Estimativas do modelo β ARMA selecionado

No que se refere a eficácia preditiva do modelo selecionado, a Figura 4 permite verificar o grau de proximidade entre os dados originais e previstos tanto dentro (antes da linha vertical) quanto fora (após a linha vertical) do horizonte temporal. É possível verificar que o modelo selecionado apresentou resultados próximos ao da série original, captando adequadamente seus movimentos tanto dentro quanto fora da amostra. Além disso, a Tabela 4 apresenta previsões onde o β AR(1), em média, superestimou a série original em apenas 0,19 ponto percentual e com RMSE de 0,00062 para os meses de março a agosto de 2014. Este período foi utilizado exclusivamente para analisar a capacidade preditiva do modelo, não tendo sido considerados na estimação do mesmo.

Período	Valor observado	Previsão
mar/2014	30,61	30,79
abr/2014	30,87	31,07
mai/2014	31,07	31,32
jun/2014	31,37	31,56
jul/2014	31,68	31,81
ago/2014	31,82	32,05
	RMSE	0,00062
	MAPE	68,69032

TABELA 4 – Previsões para a relação CC/Crédito total (%) em meses fora da amostra

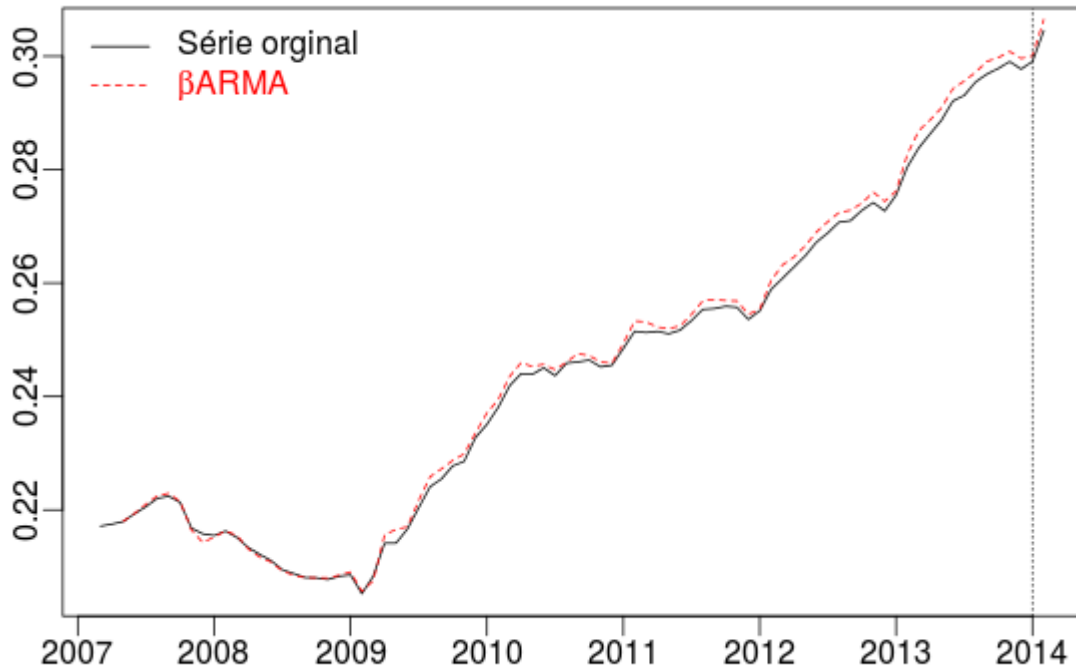


FIGURA 4 – Valores originais e previstos para a relação CC/Crédito Total

Para complementar a análise de diagnóstico, a Figura (5) evidencia o comportamento aleatório dos resíduos do modelo β AR(1). Tanto as autocorrelações totais (5.a) quanto parciais (5.b) apresentaram defasagens dentro do intervalo de confiança. Além disso, o teste Q não rejeitou a hipótese de normalidade do resíduo a 1% de significância (Tabela 2). Desta forma, considerando todos os critérios mencionados, pode-se dizer que o modelo β AR(1) com tendência determinística é capaz de representar adequadamente os movimentos do CC como proporção do crédito total. Esta variável também é importante por delinear o comportamento mercado de crédito pessoa física em geral, bem como dos agentes econômicos a ele relacionados.

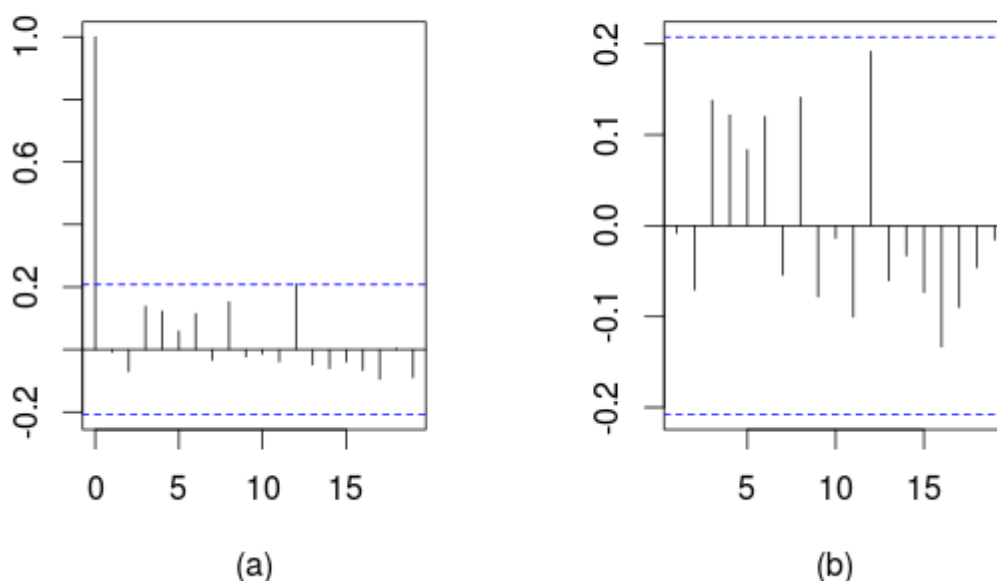


FIGURA 5 – (a) função de autocorrelação dos resíduos e (b) função de autocorrelação parcial dos resíduos do β AR(1)

5. Conclusões

A modalidade de crédito consignado em folha de pagamento tem se tornado bastante popular no segmento pessoa física. Além de ser responsável pelo alavancamento da carteira de crédito como um todo, através da relação CC/Crédito total também percebe-se a relevância da modalidade como proporção do crédito geral. Esta realidade é um reflexo não apenas de alterações macroeconômicas e institucionais ocorridas no sistema bancário no período, mas também de mudanças do posicionamento das instituições no que se refere à composição da carteira de crédito, uma vez que o CC possui baixos custos operacionais e menores riscos de inadimplência.

Desta forma, ao modelar a relação CC/Crédito total, este trabalho disponibiliza informações relevantes acerca do comportamento do mercado de crédito em geral, bem como dos agentes econômicos a ele relacionados. Para realização de previsões da relação CC/Crédito Total foi utilizado o modelo β ARMA. Este tem o propósito específico de modelar dados do tipo taxas e proporções contidas no intervalo unitário padrão ou em intervalos limitados. Isso faz com que seja mais adequado que o tradicional modelo ARIMA para modelar e prever índices como a relação CC/Crédito Total.

Mediante análise de critérios de seleção, inspeção gráfica e de diagnóstico dos resíduos o modelo selecionado foi o β AR(1). Este apresentou valores ajustados condizentes aos movimentos da série temporal, tanto para previsões de valores dentro da amostra, quanto fora do horizonte temporal utilizado para o ajuste. O resultado condiz com o esperado, uma vez que o β ARMA considera que a variável resposta possui distribuição beta e, com isso, possui a vantagem de captar melhor o comportamento assimétrico inerente a este tipo de variável.

Cabe também destacar que, por ser um modelo relativamente novo, há uma gama considerável de aplicações que podem ser desenvolvidas no âmbito do β ARMA, principalmente ao considerar os incrementos em termos de qualidade do ajuste que podem ser obtidos mediante sua utilização.

Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPERGS pelo auxílio financeiro recebido.

Referências

- AKAIKE, H. A. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, n.19, vol.6, p.716–723, 1974.
- AKAIKE, H. A. Bayesian analysis of the minimum AIC procedure. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, n.30, vol.1, p.9–14, 1978.
- BAYER, F.M. *Modelagem e inferência em regressão beta*. Tese (Doutorado em Estatística) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2011.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden Day, 1976.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 4.ed. New Jersey: Wiley, 2008.
- CRIBARI-NETO, F.; ZEILEIS, A. Beta regression in R. *Journal of Statistical Software*, n.34, vol.7, 2010.
- FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. Beta regression for modelling rates and proportions. *Journal of Applied Statistics*, n.31, vol.7, p.799–815, 2004.
- JARQUE, C.; BERA, A. A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*. n.55, vol.2, p.163–172, 1987.
- JUNIOR, R. B. *Visão geral da produção de estatísticas monetárias e de crédito no Banco Central do Brasil*. São Paulo Perspectiva, São Paulo, v. 23, n. 2, p. 93-99, jul./dez. 2009
- KWIATKOWSKI, D.; PHILLIPS, P. C. B.; SCHMIDT, P.; SHIN, Y. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*. n.54, p.159–178, 1992.
- LJUNG, G. M.; BOX, G. E. P. On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, n.65, p.297–303, 1978.
- MARISCO, F. M.; FERNANDES, R.M.P. *A responsabilidade civil na concessão do empréstimo consignado: uma análise do superendividamento do servidor público no estado de Rondônia*. Revista de direito público. Londrina, v. 7, n. 2 p. 157-180, maio/ago. 2012.
- MARTINS, B. *Composição, evolução e influência da política econômica no spread bancário praticado no Brasil: 2003 – 2010*. Monografia (Bacharelado em Ciências Econômicas) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS, 2011.
- MEDEIROS, D. A. *Financeirização do território e circuitos da economia urbana: agentes de crédito, técnicas e normas bancárias. Um exemplo em Alagoas*. Dissertação (Mestrado em Geografia Humana) – Universidade de São Paulo – USP, 2013.
- MORETTIN, P. A.; Tolo, C. M. C. *Análise de séries temporais*. São Paulo: Blucher, 2006.
- NOCEDAL J.; WRIGHT, S. *Numerical optimization*. New York: Springer, 1999.
- POKORNY, M. *An introduction to econometrics*. New York: Basil Blackwell, 1987.

- R, Core Team. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2013. url <http://www.R-project.org/>.
- ROCHA A. V.; CRIBARI-NETO, F. Beta autoregressive moving average models. *Test*, n.18, vol.3, p.529–545, 2009.
- RODRIGUES, E.A.S.; CHU, V.; ALENCAR, L. S.; TAKEDA, T. O efeito da Consignação em folha nas Taxas de Juros dos Empréstimos Pessoais. Brasília, DF: DEPEP-BACEN, 2006. 30p. (Trabalhos para discussão, n. 108)
- SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, n.6, p.461–464, 1978.
- SILVA, G. J. C. da. *Ensaio em teoria da firma bancária: Estratégia de localização, dinâmica do spread bancário e suas implicações em um modelo baseado em agentes*. Tese (Doutorado em Economia) – Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG, 2009.
- SOUZA, G.J.G. *A interação entre a dinâmica macroeconômica e os bancos: uma perspectiva acerca do risco de crédito*. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal Fluminense – UFF, 2007.
- SOUZA, T. C.; CRIBARI-NETO, F. Uma estimativa do impacto eleitoral do programa bolsa família. *Revista Brasileira de Biometria*, n. 31, vol.1, p.79–103, 2013.
- TAKEDA, T.; BADER, F. L. C. *Relatório de Economia Bancária e Crédito*. Brasília, DF: DEPEP-BACEN, 2005, p.69.
- TORRES, S. T. F. *Avaliação de critérios de seleção de modelos para o modelo de regressão beta*. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, 2005.