



## برآورد پارامتر های مدل اتورگرسیو مرتبه اول فضایی با ضرایب تصادفی، RCINAR(1,1)

عاطفه تابنده<sup>۱</sup>، علیرضا قدسی<sup>۲</sup>

<sup>۱,۲</sup> دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری

**چکیده:** در این مقاله برآوردهای کمترین مربعات شرطی مدل اتورگرسیو فضایی مرتبه اول با ضرایب تصادفی، RCINAR(1,1)،

معرفی می شوند و به روش شبیه سازی خواص این برآوردهای با برآوردهای مدل مقایسه می شود.

**واژه های کلیدی:** مدل اتورگرسیو فضایی با مقادیر صحیح نامنفی، عملگر نازک دوجمله ای، برآوردهای کمترین مربعات شرطی

کد موضوع بندي رياضي (۶۲M30): (۱۰۲۰).

### ۱ مقدمه

سری های زمانی هم چون تعداد تصادفات، ارقام بیکاری، تعداد اتاق های خالی یک هتل و غیره که در دوره های زمانی مشخص ثبت می

شوند، نمونه هایی از سری های زمانی با مقادیر صحیح نامنفی می باشند که با استفاده از الگوهای INAR مدل می شوند (ال اوش و ال

زید (۱۹۸۷)، ال زید و ال اوش (۱۹۹۰)، دو ولی (۱۹۹۱)، سیلو و الیویرا (۲۰۰۴، ۲۰۰۵) و سیلو و سیلو (۲۰۰۶)). و ...

**زنگ و همکاران (۲۰۰۶a, b)** مدل RCINAR را که در آن پارامتر مدل به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته شد، معرفی نمودند.

داده های فضایی با مقادیر صحیح نامنفی نیز وجود دارند. تعداد تصادفات در جاده های کشور، تعداد مبتلایان به یک بیماری خاص

در نقاط مختلف کشور و تعداد جرایم در نقطه مختلف یک شهر مثال هایی از فرایندهای فضایی با مقادیر صحیح نامنفی می باشند. مدل

اتورگرسیو مرتبه اول فضایی با مقادیر صحیح نامنفی ((SINAR(1,1)) توسط قدسی و همکاران (۲۰۱۲)) برای مدل کردن این نوع داده

های فضایی معرفی شدند. و همچنین مدل اتورگرسیو مرتبه اول فضایی با مقادیر صحیح نامنفی و ضرایب تصادفی ((RCINAR(1,1))

به صورت زیر معرفی شد

$$X_{ij} = \phi_1^{(ij)} \circ X_{i-1,j} + \phi_1^{(ij)} \circ X_{i,j-1} + \phi_2^{(ij)} \circ X_{i-1,j-1} + \varepsilon_{ij} \quad (1.1)$$

اعاطه تابنده : atefeh.tabandeh@yahoo.com

A-10-659-1

که عملگر  $\circ$  عملگر نازک دوجمله ای نامیده شده و به صورت زیر تعریف می شود

$$\phi \circ X = \sum_{k=1}^X Y_i$$

که در آن  $\{Y_i\}$  سری شمارشی  $X \circ \phi$  نامیده شده و دنباله ای از متغیر های تصادفی مستقل و هم توزیع با توزیع بونولی با پارامتر  $\phi$  و مستقل از  $X$  است و  $\{\phi_r^{(ij)}\}$  برای هر  $r = 1, 2, 3$ ، دنباله ای از متغیر های تصادفی مستقل و هم توزیع روی  $(1, 0)$  می باشد.  $\{\varepsilon_{ij}\}$  دنباله ای از متغیر های تصافی i.i.d با مقادیر صحیح نامتفقی، مستقل از  $\{\phi_r^{(ij)}, r = 1, 2, 3\}$  و مستقل از  $\{X_{i-k, j-l}, k \geq 1, l \geq 1\}$  می باشد.

فرض می شود

$$\mu_{\phi_r} = E(\phi_r^{(ij)}), \sigma_{\phi_r}^2 = Var(\phi_r^{(ij)}), \mu_\varepsilon = E(\varepsilon_{ij}), \sigma_\varepsilon^2 = Var(\varepsilon_{ij}),$$

همه متناهی باشند و حداکثر یکی از  $\mu_{\phi_r}$ ها می توانند صفر باشد. هم چنین فرض می شود

$$\mu_{\phi_1} + \mu_{\phi_2} + \mu_{\phi_3} < 1.$$

در این مقاله ابتدا در بخش ۲ برآوردهای کمترین مربعات شرطی پارامترهای مدل اتورگرسیو مرتبه اول فضایی با ضرایب تصادفی معروفی می شوند و سپس در بخش بعد با استفاده از شبیه سازی خواص برآوردهای بول-واکر و کمترین مربعات شرطی با یکدیگر مقایسه خواهند شد.

## ۲ برآوردهای کمترین مربعات شرطی

قضیه ۱.۲. در فرآیند  $RCINAR(I, I)$  تعریف شده در رابطه (۱) برآوردهای کمترین مربعات شرطی  $(\mu_{\phi_1}, \mu_{\phi_2}, \mu_{\phi_3}, \lambda) = \theta$  با می نیم کردن تابع

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (X_{ij} - E(X_{ij} | \mathbf{X}_{ij}^-))^2$$

به صورت زیر به دست می آید

$$\hat{\theta} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sum X_{i-1,j} \\ \sum X_{i,j-1} X_{i-1,j} & \sum X_{i,j-1} \\ \sum X_{i-1,j-1} X_{i-1,j} & \sum X_{i-1,j-1} X_{i,j-1} & \sum X_{i-1,j-1} \\ \sum X_{i-1,j} & \sum X_{i,j-1} & \sum X_{i-1,j-1} (n_1 - 1)(n_2 - 1) \end{bmatrix}$$

که  $\mathbf{A}$  ماتریسی متقابن است و مجموع ها روی  $i = 2, 3, \dots, n_1$  و  $j = 2, 3, \dots, n_2$  می باشد و

$$\mathbf{b} = (\sum X_{i-1,j} X_{ij}, \sum X_{i,j-1} X_{ij}, \sum X_{i-1,j-1} X_{ij}, \sum X_{i,j})'.$$

اثبات. فرض کنید  $\mathbf{X}_{ij}^- = (X_{i-1,j}, X_{i,j-1}, X_{i-1,j-1} + \varepsilon_{ij} | X_{ij}^-)$  داریم

$$\begin{aligned} E(X_{ij} | X_{ij}^-) &= E(\phi_\lambda^{(ij)} \circ X_{i-1,j} + \phi_\gamma^{(ij)} \circ X_{i,j-1} + \phi_\tau^{(ij)} \circ X_{i-1,j-1} + \varepsilon_{ij} | X_{ij}^-) \\ &= E(\phi_\lambda^{(ij)} \circ X_{i-1,j} | X_{ij}^-) + E(\phi_\gamma^{(ij)} \circ X_{i,j-1} | X_{ij}^-) \\ &\quad + E(\phi_\tau^{(ij)} \circ X_{i-1,j-1} | X_{ij}^-) + E(\varepsilon_{ij} | X_{ij}^-) \\ &= \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} + \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} + \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} + \lambda \end{aligned}$$

برآوردهای کمترین مربعات شرطی فرآیند RCINAR(1,1) با می نیم کردن عبارت زیر نسبت به پارامترها به دست می آیند

$$\begin{aligned} S(\theta) &= \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (X_{ij} - E(X_{ij} | \mathbf{X}_{ij}^-))^2 \\ &= \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (X_{ij} - \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} - \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} - \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} - \lambda)^2 \end{aligned}$$

با مشتق گرفتن نسبت به دست می آوریم  $\theta = (\mu_{\phi_\lambda}, \mu_{\phi_\gamma}, \mu_{\phi_\tau}, \lambda)$  که

$$\frac{\partial S(\theta)}{\partial \lambda} = -2 \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} (X_{ij} - \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} - \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} - \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} - \lambda)$$

$$\frac{\partial S(\theta)}{\partial \mu_{\phi_\lambda}} = -2 \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} X_{i-1,j} (X_{ij} - \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} - \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} - \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} - \lambda)$$

$$\frac{\partial S(\theta)}{\partial \mu_{\phi_\gamma}} = -2 \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} X_{i,j-1} (X_{ij} - \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} - \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} - \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} - \lambda)$$

$$\frac{\partial S(\theta)}{\partial \mu_{\phi_\tau}} = -2 \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} X_{i-1,j-1} (X_{ij} - \mu_{\phi_\lambda} X_{i-1,j} - \mu_{\phi_\gamma} X_{i,j-1} - \mu_{\phi_\tau} X_{i-1,j-1} - \lambda)$$

با مساوی صفر قرار دادن روابط فوق رابطه زیر به دست می آید

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\theta$$

و این اثبات را کامل می کند.

□

### ۳ نتایج شبیه سازی مدل RCINAR(1,1)

در این بخش نتایج حاصل از شبیه سازی را مورد بحث قرار می دهیم. یادآوری می شود (تابنده و قدسی) در روش یول-واکر برآورد پارامترهای  $\phi_1, \phi_2, \phi_3$  به صورت زیر به دست می آید

$$\hat{\phi} = \hat{P}^{-1} \hat{\rho} \quad (1.3)$$

$$\text{که } \hat{\rho}' = (\hat{\rho}(1, 0), \hat{\rho}(0, 1), \hat{\rho}(1, 1)) \text{ و } \hat{\phi}' = (\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \hat{\phi}_3)$$

$$\hat{P} = \begin{pmatrix} 1 & \hat{\rho}(1, -1) & \hat{\rho}(0, 1) \\ \hat{\rho}(1, -1) & 1 & \hat{\rho}(1, 0) \\ \hat{\rho}(0, 1) & \hat{\rho}(1, 0) & 1 \end{pmatrix}$$

توجه داشته باشید که  $\hat{\gamma}(k, l) = \hat{\rho}(k, l) / \hat{\gamma}(0, 0)$  برای مجموعه داده

$\{X_{ij}; i = 1, \dots, n_1 \text{ و } j = 1, \dots, n_2\}$  به صورت زیر تعریف می شود

$$\hat{\gamma}(k, l) = \frac{1}{n_1 n_2} \sum_i \sum_j (X_{ij} - \bar{X})(X_{i+k, j+l} - \bar{X}), \quad (2.3)$$

$k, l \in \mathbb{Z}$  و  $\max\{1, 1-l\} < j < \min\{n_2, n_2 - l\}$ ,  $\max\{1, 1-k\} < i < \min\{n_1, n_1 - k\}$

ما شبیه سازی را با استفاده از (1.1) با فرض این که  $\phi_i \sim Uniform(0, \eta)$  و  $\varepsilon_{ij} \sim Poisson(\lambda)$  باشد. با سه مجموعه مختلف از  $\theta' = (\mu_{\phi_1}, \mu_{\phi_2}, \mu_{\phi_3}, \lambda)$  انجام داده ایم. (i)  $\theta' = (0.05, 0.05, 0.05, 1)$ , (ii)  $\theta' = (0.15, 0.15, 0.15, 1)$ , (iii)  $\theta' = (0.3, 0.3, 0.3, 1)$ . حجم فرایندهای تولید شده،  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$ ,  $32 \times 32$  و  $64 \times 64$  هستند.

فرض کنید 8 تعداد تکرارها را نشان می دهد که در این مطالعه برابر  $5^{0.00}$  است. مقادیر زیر در مطالعه شبیه سازی محاسبه شده اند.

$$1. \text{ اربی} \quad (Bais) = \bar{\theta} - \theta$$

$$2. \text{ ریشه میانگین مربعات خطای} \quad (RMSE) = \sqrt{\sum_{i=1}^s (\hat{\theta}_i - \theta)^2 / s}$$

نتایج در جدول ۱، ۲، ۳ نشان داده شده است. نتایج بیان میکند که برآوردهای یول-واکر نسبت به برآوردهای کمترین مربعات شرطی اغلب زمانی که مقدار پارامترها کوچک و حجم نمونه نیز کوچک باشد دارای RMSE کوچکتر می باشند. در حالی که اگر مقدار پارامترها بزرگتر و نزدیک ۱ باشند و حجم نمونه نیز بزرگ باشد RMSE برآوردهای کمترین مربعات شرطی اغلب کمتر از برآوردهای یول-واکر است.

برای مقادیر کوچک پارامترها و حجم کوچک، اربی برآوردهای یول-واکر اغلب کمتر از برآوردهای کمترین مربعات شرطی است. اما در سایر حالات اربی برآوردهای کمترین مربعات شرطی اغلب کمتر از برآوردهای یول-واکر است.

به طور کلی در حجم های بالا روش کمترین مربعات شرطی و در حجم های کوچک روش یول-واکر بهتر می باشند (از لحاظ اربی) و  $(RMSE)$ .

جدول ۱: RMSE و Bias برای مجموعه RCINAR(1,1) مدل

$\hat{\phi}_1$		$\hat{\phi}_2$		مجموعه		
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۰,۰۷۶۷	۰,۰۰۸۵	۰,۰۷۶۹	۰,۰۱۰۷	YW		
				$\Lambda \times \Lambda$		
۰,۰۹۶۱	۰,۰۲۰۷	۰,۰۹۵۵	۰,۰۲۱۳	CLS		
۰,۰۴۸۱	۰,۰۰۱۱	۰,۰۴۸۵	۰,۰۰۰۳	YW		
				$16 \times 16$		
۰,۰۵۲۸	۰,۰۰۴۸	۰,۰۵۳۲	۰,۰۰۴۱	CLS		
۰,۰۲۹۷	-۰,۰۰۱۹	۰,۰۲۹۰	-۰,۰۰۱۶	YW		
				$32 \times 32$		
۰,۰۳۰۹	-۰,۰۰۰۴	۰,۰۳۰۲	-۰,۰۰۰۴	CLS		
۰,۰۱۵۹	-۰,۰۰۱۳	۰,۰۱۶۰	-۰,۰۰۱۰	YW		
				$64 \times 64$		
۰,۰۱۶۲	-۰,۰۰۰۶	۰,۰۱۶۴	-۰,۰۰۰۴	CLS		

$\hat{\lambda}$		$\hat{\phi}_2$		مجموعه		
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۰,۰۷۷۷	۰,۰۸۷۷	۰,۰۷۲۱	۰,۰۰۵۲	YW		
				$\Lambda \times \Lambda$		
۰,۱۳۰۹	۰,۰۷۲۷	۰,۰۹۹۳	۰,۰۲۴۳	CLS		
۰,۱۳۷۳	۰,۰۳۰۶	۰,۰۴۶۳	-۰,۰۰۱۴	YW		
				$16 \times 16$		
۰,۱۴۷۹	۰,۰۱۷۸	۰,۰۵۳۱	۰,۰۰۵۴	CLS		
۰,۰۶۹۰	۰,۰۱۲۲	۰,۰۲۹۵	-۰,۰۰۳۷	YW		
				$32 \times 32$		
۰,۰۷۱۳	۰,۰۰۵۷	۰,۰۳۱۲	-۰,۰۰۰۶	CLS		
۰,۰۳۵۲	۰,۰۰۵۳	۰,۰۱۵۶	-۰,۰۰۲۰	YW		
				$64 \times 64$		
۰,۰۳۵۷	۰,۰۰۱۹	۰,۰۱۶۰	-۰,۰۰۰۴	CLS		

جدول ۲: جمیع اطلاعات مدل RCINAR(1,1) برای RMSE و Bias

$\hat{\phi}_2$		$\hat{\phi}_1$				
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۰,۱۰۳۲	-۰,۰۲۸۸	۰,۱۰۳۷	-۰,۰۲۹۱	YW		
				$\lambda \times \lambda$		
۰,۱۱۸۳	-۰,۰۱۵۰	۰,۱۲۰۵	-۰,۰۱۵۴	CLS		
۰,۰۶۳۹	-۰,۰۱۳۲	۰,۰۶۱۷	-۰,۰۱۱۳	YW		
				$16 \times 16$		
۰,۰۶۸۸	-۰,۰۰۸۱	۰,۰۶۶۸	-۰,۰۰۶۱	CLS		
۰,۰۳۲۲	-۰,۰۰۵۴	۰,۰۳۲۰	-۰,۰۰۴۸	YW		
				$32 \times 32$		
۰,۰۳۳۳	-۰,۰۰۲۶	۰,۰۳۳۲	-۰,۰۰۲۲	CLS		
۰,۰۱۶۱	-۰,۰۰۱۷	۰,۰۱۶۱	-۰,۰۰۱۸	YW		
				$64 \times 64$		
۰,۰۱۶۴	-۰,۰۰۰۴	۰,۰۱۶۴	-۰,۰۰۰۵	CLS		

$\hat{\lambda}$		$\hat{\phi}_3$				
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۰,۴۴۴۴	۰,۲۴۷۷	۰,۱۰۲۴	-۰,۰۴۴۷	YW		
				$\lambda \times \lambda$		
۰,۴۶۷۴	۰,۱۴۹۰	۰,۱۲۵۰	-۰,۰۰۴۶	CLS		
۰,۲۰۲۹	۰,۰۹۲۹	۰,۰۶۵۵	-۰,۰۲۶۲	YW		
				$16 \times 16$		
۰,۱۹۸۹	۰,۰۴۹۹	۰,۰۶۹۳	-۰,۰۰۷۰	CLS		
۰,۰۹۷۸	۰,۰۴۰۰	۰,۰۳۴۰	-۰,۰۱۱۸	YW		
				$32 \times 32$		
۰,۰۹۳۶	۰,۰۱۲۱	۰,۰۳۴۰	-۰,۰۰۱۹	CLS		
۰,۰۴۸۶	۰,۰۱۰۹	۰,۰۱۷۰	-۰,۰۰۵۳	YW		
				$64 \times 64$		
۰,۰۴۶۹	۰,۰۰۱۹	۰,۰۱۶۷	-۰,۰۰۰۳	CLS		

جدول ۳ : RMSE و Bias برای مجموعه RCINAR(1,1) مدل

$\hat{\phi}_2$		$\hat{\phi}_1$				
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۰,۱۲۹۶	-۰,۰۵۱۶	۰,۱۲۷۸	-۰,۰۵۱۹	YW		
					$\lambda \times \lambda$	
۰,۱۴۸۸	-۰,۰۶۸۰	۰,۱۴۷۸	-۰,۰۶۸۳	CLS		
۰,۰۶۵۲	-۰,۰۰۱۴	۰,۰۶۵۷	-۰,۰۰۲۲	YW		
					$16 \times 16$	
۰,۰۷۰۲	-۰,۰۱۸۸	۰,۰۷۰۹	-۰,۰۲۰۵	CLS		
۰,۰۳۶۵	۰,۰۰۵۷	۰,۰۳۵۹	۰,۰۰۶۵	YW		
					$32 \times 32$	
۰,۰۳۵۶	-۰,۰۰۶۳	۰,۰۳۵۲	-۰,۰۰۵۸	CLS		
۰,۰۱۹۴	۰,۰۰۴۸	۰,۰۱۹۲	۰,۰۰۴۸	YW		
					$64 \times 64$	
۰,۰۱۸۳	-۰,۰۰۱۹	۰,۰۱۸۱	-۰,۰۰۱۸	CLS		

$\hat{\lambda}$		$\hat{\phi}_2$				
RMSE	Bias	RMSE	Bias	روش	حجم نمونه	مجموعه
۲,۶۷۴۴	۲,۲۲۱۶	۰,۱۷۶۹	-۰,۱۳۴۸	YW		
					$\lambda \times \lambda$	
۲,۲۲۴۵	۰,۱,۴۹۵۶	۰,۱۴۸۳	-۰,۰۲۳۸	CLS		
۱,۰۳۲۵	۰,۸۰۴۰	۰,۱۰۷۵	-۰,۰۸۲۵	YW		
					$16 \times 16$	
۰,۸۰۴۶	۰,۴۲۶۱	۰,۰۷۵۸	-۰,۰۰۸۶	CLS		
۰,۴۵۳۹	۰,۳۱۵۰	۰,۰۶۰۳	-۰,۰۴۶۳	YW		
					$32 \times 32$	
۰,۳۶۸۶	۰,۱۴۰۴	۰,۰۳۹۵	-۰,۰۰۴۰	CLS		
۰,۲۲۳۱	۰,۱۲۹۰	۰,۰۳۱۰	-۰,۰۲۳۴	YW		
					$64 \times 64$	
۰,۱۸۹۶	۰,۰۴۴۶	۰,۰۲۰۵	-۰,۰۰۱۱	CLS		

## مراجع

- Al-Osh, M. A. and A. A. Alzaid (1987). First-order integer-valued autoregressive (INAR(1)) process. *Journal of Time Series Analysis*, **8**, 261–275.
- Alzaid, A. A. and M. A. Al-Osh (1990). An integer-valued pth-order autoregressive structure (INAR( $p$ )) process. *Journal of Applied Probability*, **27**, 314–324.
- Du, Jin-Guan and Yuan Li (1991). The integer-valued autoregressive (INAR( $p$ )) model. *Journal of Time Series Analysis*, **12**, 129–142.
- Ghodsi, A., Shitan, M. and Bakouch, H. (2012). A first-order spatial integer-valued autoregressive SINAR(1,1) model. *Communication in Statistics-Theory and Methods*, **41**, 2773–2787.
- Silva, M.E. and Oliveira V. L. (2004). Difference equations for the higher-order moments and cumulants of the INAR(1) model. *Journal of Time Series Analysis*, **25**, 317–333.
- Silva, M. E. and V.L. Oliveira (2005). Difference equations for the higher-order moments and cumulants of the INAR( $p$ ) model. *Journal of Time Series Analysis*, **26**, 17–36.
- Silva, I. and Silva, M. E. (2006). Asymptotic distribution of the Yule-Walker estimator for INAR( $p$ ) processes. *Statistics and Probability Letters*, **76**, 1655–1663.
- Zheng, H. T., Basawa, I. V. and Datta, S. (2006a) The Inference for pth-order random coefficient integer-valued autoregressive processes. *Journal Of Time Series Analysis*, **27**(3), 411–440.
- Zheng, H. T., Basawa, I. V. and Datta, S. (2006b) The first order random coefficient integer-valued autoregressive processes. *Journal of Statistics, Planning Inference*, **173**, 212–229.