

## برآوردهای پارامترهای فرایند خوشای نیمن - اسکات با پالسهای مستطیلی و کاربرد آن در شبیه‌سازی بارش

باقر ذهبيون<sup>۱</sup> - فاطمه احمدی<sup>۲</sup> - رضا پور طاهری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> گروه عمران، دانشگاه علم و صنعت

<sup>۲</sup> گروه آمار، دانشگاه علامه طباطبائی

**چکیده:** از دهه‌ی هفتاد، فرایند نقطه‌ای خوشای نیمن - اسکات با پالسهای مستطیلی نقش عمده‌ای در مدل‌بندی بارش در گام‌های زمانی کوچک دارد. برآوردهای پارامترها در برآراش این مدل بر کمینه‌سازی مربعات خطأ استوار است. یکی از معایب این فرایند، پنج پارامتری بودن فضای کمینه سازی برآراش این مدل است که به پیچیده شدن حل آن منجر می‌شود. برای گریز از این محدودیت، نظریه‌ی جدیدی برای برآورد پارامترها مطرح شده که مبتنی بر یک شیوه اصلاح شده از روش کمینه سازی مربعات است. در این نظریه برآورد پنج پارامتر آسان‌تر بوده به طوری که مقادیر دو پارامتر به کمک کمینه‌سازی بهینه می‌گردد و سه پارامتر دیگر مستقیماً محاسبه می‌شود. در این مقاله، مدل به داده‌های بارش یک ایستگاه باران سنجی در منطقه‌ی Persekutuan از کشور مالزی برآراش داده می‌شود و پارامترهای مدل با استفاده از دو روش مذکور برآورد می‌گردد. روش بهینه‌سازی مورد استفاده در این نظریه بر مبنای روش Nelder - Mead است. در انتها مقایسه‌ای نیز بین نتایج حاصل از این دو روش صورت می‌پذیرد.

**واژه‌های کلیدی:** مدل بارش، منطقه Persekutuan، کمینه‌سازی مربعات خطأ، فرایند نیمن - اسکات با پالسهای مستطیلی

### ۱ مقدمه

یکی از مطالعات و تحقیقات پرکاربرد در علوم هواشناسی، بررسی مدل‌های تصادفی برای سری زمانی بارش است. اطلاعات مربوط به پیش‌بینی و شبیه‌سازی‌های بارش، برای اکثر طرح‌های هواشناسی یک ضرورت محسوب می‌شود. از کاربردهای بالقوه این مدل تصادفی، می‌توان به برآورد فراوانی رخداد در رویدادهای طبیعی خطرآفرین نظیر سیل اشاره کرد. مطالعات مربوط به رگبارها، کنترل و کاهش آسودگی آب رودخانه‌ها و تأثیر پسماندهای سوختی، موارد دیگری در حوضه مدیریت منابع طبیعی و محیط

زیست به شمار می‌آید که مدل‌های تصادفی بارش در مطالعات مرتبط با آن‌ها می‌تواند بسیار کارآمد باشد. در مناطقی که داده‌های بارش در مقیاس مورد نظر ثبت نشده باشد و یا داده‌های بارش به طور کامل در بردازمانی مطلوب موجود نباشد و همچنین در مواقعی که ایستگاه‌های ثبت بارش برای تحقیق مورد نظر کافی نباشد، شبیه‌سازی بارش بسیار مناسب است. در شبیه‌سازی‌های بارش، هدف تولید داده‌های بارش است که ویژگی محاسباتی حاصل از آن با ویژگی داده‌های مشاهداتی، تطبیق قابل قبول داشته باشد.

در سال‌های اخیر فعالیت‌های تحقیقاتی مرتبط با مدل‌بندی بارش بر نظریه فرایندهای بارش متمرکز بوده است. در مدل‌بندی‌های بارش قبل از ۱۹۸۷ داده‌های بارش سالانه، ماهانه و روزانه از روش‌های باکس - جنکینز و زنجیر مارکوف استفاده می‌گردید. اما این روش‌ها برای گام‌های زمانی کوچک مانند روزانه و کمتر از آن (ساعتی) که اغلب در مطالعات رگبارها مورد نیاز است، نتایج مناسبی نمی‌دهد. بررسی‌های علمی نشان می‌دهد که برای این نوع از گام‌های زمانی، مدل‌های نیمن - اسکات می‌توانند نتایج مطلوب‌تری بدست دهد. افراد زیادی بر روی توسعه این مدل کار کرده‌اند و راه حل‌های زیادی برای توسعه و تعمیم آن و همچنین جهت برآورده پارامترهای مجهول این مدل، ارائه کرده‌اند (برای مثال: Cowpertwait et al., ۱۹۹۶). در این تحقیق ابتدا به توصیف یک نوع از فرایند به نام (NSRP) پرداخته می‌شود، سپس برآورده پارامترهای آن با دو روش کلاسیک و روش اصلاح شده که در این روش جدید تعداد پارامترهای قابل برآورده از پنج به دو کاهش می‌یابد، انجام و نتایج با یکدیگر مقایسه می‌گردد. قابل ذکر است که کلیه برنامه‌ها و محاسبات در این تحقیق در نرم‌افزار R صورت گرفته است.

مدل نیمن - اسکات با پالس‌های مستطیلی (NSRP) از پنج پارامتر  $(\lambda, \beta, \nu, \eta, \xi)$  تشکیل شده است که عبارتند از ۱- تعداد مبدأ زمانی رخدادهای طوفان  $\lambda$  با نماد  $N(t)$  و توزیع پواسن، ۲- تعداد سلوول‌های حاصل در هر طوفان  $\mu$  با نماد  $1 - C$  و با توزیع پواسن، ۳- فاصله‌ی مبدأ هر سلوول تا مبدأ طوفان مولد خود  $\beta$  با نماد  $B$  و با توزیع نمایی، ۴- تداوم سلوول‌ها  $\eta$  با نماد  $L$  و توزیع نمایی، ۵- شدت سلوول‌ها  $\xi$  با نماد  $X$  و توزیع نمایی. بدین ترتیب شدت کل بارش در هر لحظه از زمان برابر است با مجموع شدت‌های همه‌ی سلوول‌های فعال در آن زمان. اگر  $Y(t)$  شدت کل بارش در زمان  $t$  و  $X_{t-u}(u)$  شدت بارش در زمان  $t$  برای سلوولی با مبدأ در زمان  $u$  باشد، آن‌گاه

$$Y(t) = \int_0^\infty X_{t-u}(u) dN(t-u), \quad (1)$$

به طوری که

$$dN(t-u) = \begin{cases} 1, & t-u \\ 0, & \text{در غیر این صورت} \end{cases}, \quad (2)$$

و

$$X_{t-u}(u) = \begin{cases} X, & e^{-\eta u} \\ 0, & 1 - e^{-\eta u}. \end{cases} \quad (3)$$

داده‌های بارش معمولاً به صورت تجمعی (aggregated) اندازه‌گیری می‌شود. به طور کلی یک سری زمانی تجمعی  $h$  ساعته نشان دهنده کل بارش در فواصل زمانی  $h$  ساعت است. با فرض این که  $Y_i^{(h)}$  شدت بارش تجمعی در  $i$ -امین فاصله زمانی باشد در این صورت

$$Y_i^{(h)} = \int_{(i-1)h}^{ih} Y(t) dt. \quad (4)$$

بنابراین اگر  $h$  بر حسب ساعت باشد، سری زمانی  $i = 1, 2, \dots$  :  $Y_i^{(h)}$  یک سری زمانی بارش  $h$  ساعته نامیده می‌شود. از ویژگی‌های مهم مدل، که در برآورد پارامترهای مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد می‌توان به میانگین بارش در گام زمانی  $h$   $\mu(h)$ ، واریانس بارش در گام زمانی  $h$   $\gamma(h)$ ، اتوکواریانس بارش با تاخیر  $k$  در گام زمانی  $h$   $\gamma(h, k)$  در  $h$  گام زمانی  $\gamma(k)$  و نسبت روزهای خشک  $\phi(h) = P[Y_i^{(h)} = 0]$  اشاره کرد (Cowpertwait et al., 1996).

## ۲ برازش مدل به داده‌های ایستگاه باران سنگی Persekutuan

### ۱.۲ معرفی ایستگاه و داده‌ها

ایستگاه باران سنگی مورد نظر در منطقه‌ی Persekutuan کشور مالزی واقع است. این منطقه نزدیک به خط استوا واقع شده است. از این رو آب و هوای این منطقه در طول سال کمتر تغییر می‌کند. برخلاف دمای هوا که در طول سال نوسان زیادی ندارد، بارش‌های این منطقه دارای نوسان زیادی است. بارش‌های مشاهداتی نشان می‌دهد که مقدار بارش‌های سالانه عمده‌ای در ماه‌های فوریه تا می و در ماه‌های سپتامبر تا نوامبر نازل می‌شود. در این مطالعه از داده‌های مشاهداتی ساعتی ایستگاه استفاده گردیده است. طول مدت این داده‌ها ۱۰ سال از (۱۹۸۱ – ۱۹۹۰) است (Fadhilah et al., 2008). همچنین آمارهای داده‌های مشاهداتی این ایستگاه در جدول ۲ ارائه می‌گردد.

## ۲.۲ برازش مدل NSRP

منظور از برازش مدل NSRP به این سری زمانی داده‌های مشاهداتی بارش، برآوردهای پارامترهای پنج گانه‌ی  $\lambda, \beta, \eta, \gamma, \mu$  است. برای آنکه اثرات فصلی در برآوردهای پارامترها به خوبی لحاظ گردد، پارامترهای مدل برای هر ماه به طور جداگانه برآوردهای شود. بنابراین باید تعداد ۶۰ پارامتر را برآورد نمود. در این مطالعه، دو روش برای برآوردهای پارامترهای مدل معرفی می‌گردد. سپس درباره‌ی مزایا و معایب هر روش مختصراً بحث می‌شود.

جدول ۱: گشتاورهای نمونه‌ای داده‌های بارش ساعتی ایستگاه باران سنج (۱۹۸۱ - ۱۹۹۰)

$\phi(24)$	$\gamma(24, 1)$	$\gamma(24)$	$\gamma(6, 1)$	$\gamma(6)$	$\gamma(1, 1)$	$\gamma(1)$	$\mu(1)$	ماه میلادی
۰/۷۱	۰۵/۰۰۶۴	۰۴۷/۶۸	۰/۴۵۵۲	۱۱/۱۹	۰/۳۳۲۹	۱/۰۳۴	۰/۰۹۹	Jan
۰/۶۱	۵۱/۹۴۱۴	۲۰۹/۰۲	۲/۹۷۴۲	۴۲/۴۶	۱/۳۸۲۴	۴/۱۴۴	۰/۲۶۱	Feb
۰/۵۰	۰۳/۱۶۷۷	۱۴۹/۴۲	۰/۱۵۹۰	۴۰/۷۷	۱/۳۲۶۲	۳/۸۴۲	۰/۲۷۹	Mar
۰/۴۸	۱۵/۳۱۲۶	۱۸۰/۱۶	۰/۲۷۶۹	۴۱/۲۴	۱/۲۸۴۵	۲/۵۳۲	۰/۲۲۷	Apr
۰/۴۱	۲۵/۲۰۵۳	۲۶۵/۵۰	۷/۸۷۰۰	۴۸/۷۶	۱/۷۷۸۷	۴/۲۱۲	۰/۳۸۰	May
۰/۶۷	۱۴/۸۹۹۰	۱۱۰/۰۴	۲/۴۱۴۰	۲۳/۵۸	۰/۸۷۷۹	۲/۰۸۵	۰/۱۵۶	Jun
۰/۵۵	۰۳/۳۰۸۴	۱۸۵/۸۷	۲/۶۱۰۰	۲۹/۴۴	۱/۵۵۲۲	۲/۰۴۵	۰/۲۴۰	Jul
۰/۶۱	۰۰/۶۲۵۰	۱۸۹/۶۷	۲/۵۰۰۰	۳۶/۸۲	۱/۲۲۹۰	۳/۸۷۴	۰/۲۴۰	Aug
۰/۳۸	۰۷/۴۶۵۰	۲۱۴/۵۳	۲/۳۸۶۰	۵۱/۴۹	۱/۷۸۹۵	۴/۹۹۶	۰/۳۹۴	Sep
۰/۴۰	۰۶/۱۲۷۰	۱۹۱/۸۱	۲/۴۷۰۰	۴۴/۱۹	۱/۵۰۷۰	۴/۷۹۶	۰/۳۵۶	Oct
۰/۳۱	۱۲/۳۱۵۰	۲۲۱/۴۸	۵/۸۲۸۰	۴۸/۹۰	۱/۶۷۷۱	۴/۱۳۰	۰/۴۱۶	Nov
۰/۵۸	۱۳/۲۴۲۰	۱۱۸/۵۹	۳/۲۲۹۰	۱۸/۸۰	۰/۶۸۲۰	۱/۶۶۲	۰/۱۷۰	Dec

## ۱.۲.۲ روش کلاسیک

در این روش با بکارگیری هشت آماره، میانگین ساعتی ( $\mu$ ، واریانس در گام‌های ساعتی، شش ساعتی و روزانه [ $\gamma(24)$ ,  $\gamma(6)$  و  $\gamma(1)$ ]، اتوکواریانس با تاخیر یک در

گام‌های ساعتی، شش ساعتی و روزانه  $[(\gamma, 1), (\gamma, 24), (1, 1)]$  و  $\phi(24)$  در رابطه‌ی نسبتی کمینه‌سازی مربعات خطا (S)، به برآورد پارامترهای مدل پرداخته می‌شود.

$$S = \sum_{i=1}^m \omega_i (1 - f_i / \hat{f}_i)^2, \quad (5)$$

به طوری که  $f_i \equiv f_i(\lambda, \beta, \eta, \xi, \nu)$  به عنوان ویژگی مدل NSRP (میانگین و واریانس و اتوکواریانس در گام‌های زمانی مختلف و نسبت روزهای خشک) و  $\hat{f}_i$  مقدار نمونه‌ای متناظر شان از آماره‌ی سری زمانی مشاهداتی است. همچنین  $\omega_i > \nu > \eta > \beta > \lambda$  مقدار وزن هر گشتاور بوده، که بر اساس اهمیت گشتاورهای مختلف، وزن‌های متفاوتی را می‌توان به آن‌ها تنسبت نمود. در برآش مدل سعی بر آن است که میزان S نزدیک به صفر گردد.

Fadhlilah et al (2008) با برآش داده‌های مشاهداتی مذکور، پنج پارامتر مدل NSRP را در دوازده ماه میلادی برآورد کردند که نتایج آن در جدول ۲ ارائه شده است.

## ۲.۲.۲ روش اصلاح شده

در این روش با انتخاب دو گام زمانی ساعتی و روزانه بارش، مجموعه‌ی پارامترها به دو زیرمجموعه نمادهای  $(\eta, \beta)$  و  $(\lambda, \mu_c, \mu_x)$  تقسیم می‌شود. بطوری که  $\eta$  و  $\beta$  به کمک فرایند بهینه‌سازی و پارامترهای  $\lambda, \mu_c, \mu_x$  از طریق محاسبات دستی برآورد می‌گردد. از این رو برخی از  $Z_i$ ‌ها از قبیل واریانس و اتوکواریانس در قالب روابط زیر بازنویسی می‌شود

$$Var(Y_i^{(h)}) = V Z_1(\eta, \beta, h) + W Z_2(\eta, \beta, h), \quad (6)$$

$$Cov(Y_i^{(h)}, Y_{i+k}^{(h)}) = V Z_3(\eta, \beta, h) + W Z_4(\eta, \beta, h), \quad (7)$$

به طوری که  $Z_1$  تا  $Z_4$  از پارامترهای مجموعه‌ی اول  $(\eta, \beta)$  و  $V$  و  $W$  از پارامترهای دسته دوم  $(\lambda, \mu_c, \mu_x)$  تشکیل می‌گردد. عبارات مذکور در روابط (6) تا (5) معرفی گردیده‌اند.

$$Z_1(\eta, \beta, h) = \frac{1}{\eta^3} (\eta h - 1 + e^{-\eta h}), \quad (8)$$

جدول ۲: مقادیر پارامترها حاصل از بکارگیری روش کلاسیک

$\beta$	$\xi$	$\nu$	$\eta$	$\lambda$	ماه میلادی
۰/۴۹۹۸	۰/۰۹۶۶	۱/۰۱۹۶	۲/۱۵۸۵	۰/۰۲۰۲	Jan
۰/۰۲۴۷	۰/۰۷۵۲	۴/۴۷۸۵	۲/۰۰۹۶	۰/۰۰۸۸	Feb
۰/۴۹۸۹	۰/۰۲۶۱	۱/۰۰۰۹	۴/۹۹۴۸	۰/۰۳۴۲	Mar
۰/۳۷۶۸	۰/۰۳۶۲	۱/۰۰۵۴	۴/۹۹۹۳	۰/۰۴۹۹	Apr
۰/۰۶۴۸	۰/۱۱۷۲	۲/۷۶۲۲	۱/۷۰۱۹	۰/۰۲۰۲	May
۰/۰۲۷۲	۰/۰۹۶۲	۲/۳۲۰۵	۱/۶۴۶۶	۰/۰۰۷۴	Jun
۰/۴۹۹۹	۰/۱۰۳۲	۱/۰۵۲۵	۱/۲۸۵۶	۰/۰۳۰۳	Jul
۰/۴۸۳۷	۰/۰۴۱۵	۱/۰۰۳۵	۳/۷۷۶۲	۰/۰۳۷۵	Aug
۰/۴۹۰۸	۰/۰۹۴۵	۲/۱۰۱۵	۲/۲۵۱۰	۰/۰۴۱۶	Sep
۰/۴۴۸۶	۰/۰۷۹۹	۱/۲۱۳۰	۲/۲۱۵۴	۰/۰۴۹۹	Oct
۰/۱۶۱۲	۰/۱۳۱۵	۲/۰۷۳۶	۱/۷۹۲۹	۰/۰۴۵۸	Nov
۰/۰۹۹۲	۰/۱۳۶۷	۲/۸۲۱۸	۱/۷۳۹۹	۰/۰۱۰۸	Dec

$$Z_{\gamma}(\eta, \beta, h) = Z_1(\eta, \beta, h) \frac{\beta^{\gamma}}{\beta^{\gamma} - \eta^{\gamma}} - \frac{(\beta h - 1 + e^{-\beta h})}{\beta(\beta^{\gamma} - \eta^{\gamma})}, \quad (4)$$

$$Z_{\gamma}(\eta, \beta, h) = \frac{1}{\gamma \eta^{\gamma}} (1 - e^{-\eta h})^{\gamma} e^{-\eta(k-1)h}, \quad (10)$$

$$Z_{\gamma}(\eta, \beta, h) = \frac{Z_{\gamma}(\eta, \beta, h) \beta^{\gamma}}{(\beta^{\gamma} - \eta^{\gamma})} - \frac{(1 - e^{\beta h})^{\gamma} e^{-\beta(k-1)h}}{\gamma \beta (\beta^{\gamma} - \eta^{\gamma})}, \quad (11)$$

$$V(\lambda, \mu_c, \mu_x) = \gamma \lambda \mu_c E[X^{\gamma}], \quad (12)$$

$$W(\lambda, \mu_c, \mu_x) = \lambda E[C^{\gamma} - C] \mu_x^{\gamma}. \quad (13)$$

در این روش، روند برآوردها بدین صورت است که ابتدا به زیر مجموعه‌ی  $(\eta, \beta)$  مقادیر اختیاری نسبت داده می‌شود و این جفت مقادیر اختیاری جهت برآورد در  $Z_1$  تا  $Z_4$  [روابط (۶) تا (۲)] استفاده می‌شود. سپس با توجه به رابطه‌ی (۷) و دانستن دو مقدار  $Z_1$  و  $Z_2$  با حل معادلات زیر  $V$  و  $W$  بدست می‌آید.

$$\begin{cases} VZ_1(\eta, \beta, 1) + WZ_2(\eta, \beta, 1)\gamma(1), \\ VZ_1(\eta, \beta, 24) + WZ_2(\eta, \beta, 24) = \gamma(24), \end{cases} \quad (14)$$

به طوری که (۱) و  $\gamma(24)$  بترتیب واریانس‌های ساعتی و روزانه مشاهداتی است. با استفاده از  $Z_3$  و  $Z_4$  و  $V$  و  $W$  براحتی می‌توان اتوکواریانس تاخیر ۱ برای دو گام سری زمانی ساعتی و روزانه را با قراردادن در رابطه‌ی (۸) بدست آورد. سپس با کمینه کردن تابع زیر با استفاده از روش بهینه‌سازی (DSS)، مقادیر  $(\eta, \beta)$  بهینه می‌گردد.

$$S_1 = \left\{ \left( 1 - \frac{\text{cov}(Y_i(1))}{\gamma(1, 1)} \right)^2 + \left( 1 - \frac{\text{cov}(Y_i(24))}{\gamma(24, 1)} \right)^2 \right\}, \quad (15)$$

به طوری که  $(1, 1)$  و  $\gamma(24, 1)$  به ترتیب اتوکواریانس‌های ساعتی و روزانه مشاهداتی است. سرانجام با قراردادن مقادیر  $V$  و  $W$  و میانگین نمونه‌ای بارش ساعتی  $= (\mu_c \mu_x h)^{\frac{\lambda \mu_c \mu_x h}{\eta}}$  می‌توان شرایط برآورده سه پارامتر باقیمانده مدل را فراهم کرد.

$$\hat{\mu}_c = 2\left(\frac{\hat{W}}{\hat{V}}\right) \pm \sqrt{1 + 4\left(\frac{\hat{W}}{\hat{V}}\right)^2}, \quad (16)$$

$$\hat{\mu}_x = \frac{\hat{V}h}{4\mu(1)\hat{\eta}}, \quad (17)$$

$$\hat{\lambda} = \frac{\mu(1)\hat{\eta}}{\hat{\mu}_c \hat{\mu}_x h}. \quad (18)$$

روابط  $\mu_x$  و  $\lambda$  و  $\mu_c$  با استفاده از روابط (۵) و (۵) و همچنین با استفاده از رابطه‌ی (۱) بدست می‌آید. مقادیر پارامترهای حاصل از این روش در جدول ۳ آمده است. مقادیر بدست آمده برای برآورد با مقادیر فیزیکی تعریف شده‌ی آن مطابقت دارد. برای مثال در جدول ۳ برآوردهای  $\lambda$  در ژانویه برابر  $0.0084$  است که طبق تعریف، تعداد رخدادهای طوفان در هر ساعت می‌باشد. به عبارت دیگر به طور متوسط تقریباً در هر ساعت  $0.0084$  طوفان می‌افتد. یک جبهه کم فشار به منطقه وارد می‌شود.

جدول ۳. مقادیر پارامترها حاصل از بکارگیری روش اصلاح شده

$\beta$	$\xi$	$\nu$	$\eta$	$\lambda$	ماه میلادی
۰/۰۱۷	۰/۱۱۱۹	۰۲/۵۱۰۰	۱/۹۱	۰/۰۰۸۴	Jan
۰/۰۱۰	۰/۰۶۸۹	۱۱/۵۱۰۰	۲/۲۶	۰/۰۰۲۵	Feb
۰/۴۴۵	۰/۰۷۷۲	۰۱/۰۰۲۵	۲/۲۷	۰/۰۴۹۰	Mar
۰/۰۱۰	۰/۰۹۸۱	۰۴/۵۹۰۰	۱/۶۵	۰/۰۰۹۷	Apr
۰/۶۶۰	۰/۱۱۱۱	۰۳/۹۴۰۰	۱/۷۶	۰/۰۱۹۰	May
۰/۰۱۳	۰/۰۹۳۵	۰۴/۰۹۰۰	۱/۶۷	۰/۰۰۴۸	Jun
۰/۶۰۳	۰/۱۱۶۶	۰۱/۱۲۷۰	۱/۰۴	۰/۰۲۷۰	Jul
۰/۴۹۸	۰/۰۸۰۲	۰۱/۰۲۷۵	۱/۴۹	۰/۰۲۷۹	Aug
۰/۱۱۰	۰/۰۸۶۰	۰۱/۳۸۰۰	۲/۲۳	۰/۰۵۵۰	Sep
۰/۰۷۷	۰/۰۷۱۹	۰۱/۲۸۱۰	۲/۴۲	۰/۰۵۱۰	Oct
۰/۱۴۳	۰/۱۳۵۹	۰۱/۹۳۲۰	۱/۴۹	۰/۰۴۲۰	Nov
۰/۰۸۸	۰/۱۴۵۵	۰۳/۷۶۰۰	۱/۴۰	۰/۰۰۹۲	Dec

### ۳ نتایج و ارزیابی مدل

به منظور ارزیابی و مقایسه روش‌های مذکور در برآورد پارامترها، می‌توان مقادیر آماره مشاهداتی و شبیه‌سازی مدل را برآورد کرد تا با یکدیگر توسط رابطه‌ی ERR مورد مقایسه قرار گیرند.

$$ERR = 100 \times \frac{f_i(\hat{\lambda}, \hat{\beta}, \hat{\eta}, \hat{\xi}, \hat{\nu}) - \hat{f}_i}{\hat{f}_i}, \quad (19)$$

نتایج این خطاهای به صورت درصد در جدول‌های به ترتیب ۴ و ۵ (کلاسیک و اصلاح شده) ارائه شده است. در عرف، در صورتی برآشش این مدل خوب ارزیابی می‌گردد که درصد خطاهای در بیشتر ماه‌ها کمتر از ۱۰ درصد باشد. اگر درصد خطای نسبی تقریباً در محدوده‌ی ۲۵ – ۲۵ درصد واقع شود، مدل از توانایی نسبتاً خوبی در حفظ ویژگی‌های مشاهداتی برخوردار است. در غیر اینصورت مدل دچار بیش برآورد و یا کم برآورد ویژگی‌های آماری محاسباتی است.

جدول ۴: خطای نسبی آمارهای مشاهداتی و شبیه‌سازی حاصل از روش کلاسیک

$\phi(24)$	$\gamma(24, 1)$	$\gamma(24)$	$\gamma(6, 1)$	$\gamma(6)$	$\gamma(1, 1)$	$\gamma(1)$	$\mu(1)$	ماه میلادی
۰۰۲/۰۰	۰۹۰/۸۶	۰۰۵/۰۰	۰۰۷/۰۰	۰۰۵/۶۰	۰۰۱/۸۸	۰۰۸/۰۰	۰۰۰/۵۰	Jan
۰۰۰/۸۰	۰۴۰/۰۰	۰۰۱/۸۰	۰۱۴/۱۰	۰۰۲/۶۳	۰۰۰/۷۲	۰۰۱/۶۳	۰۰۶/۰۰	Feb
۰۱۴/۰۰	۰۷۴/۰۰	۰۲۸/۰۰	۴۰۳/۱۴	۰۱۴/۶۱	۰۴۰/۰۰	۰۶۸/۰۰	۰۰۵/۰۰	Mar
۰۰۶/۲۵	۰۹۵/۸۶	۰۱۹/۲۰	۱۲۷/۵۲	۰۱۴/۲۲	۰۶۶/۰۰	۰۳۸/۰۰	۰۰۰/۳۰	Apr
۰۰۷/۰۷	۰۰۲/۴۱	۰۰۲/۹۲	۰۰۰/۳۸	۰۰۱/۱۴	۰۰۴/۱۴	۰۰۳/۱۴	۰۰۰/۰۰	May
۰۰۸/۹۵	۰۰۸/۱۸	۰۰۰/۲۸	۰۰۵/۳۸	۰۱۱/۰۳	۰۰۷/۲۷	۰۰۲/۳۵	۰۰۰/۶۴	Jun
۰۰۹/۰۰	۰۰۸/۶۲	۰۰۳/۰۹	۰۰۹/۰۷	۰۰۲/۵۹	۰۰۳/۰۹	۰۰۵/۱۰	۰۰۰/۰۰	Jul
۰۰۶/۵۵	۰۲۱/۵۲	۰۲۳/۱۷	۰۶۷/۱۶	۰۰۴/۴۱	۰۳۷/۳۴	۰۱۷/۲۲	۰۰۰/۰۰	Aug
۰۰۷/۸۹	۰۳۹/۰۸	۰۰۷/۲۷	۰۲۴/۹۲	۰۰۱/۷۹	۰۰۶/۵۶	۰۰۱/۷۲	۰۰۰/۲۵	Sep
۰۱۲/۵۰	۰۵۳/۲۹	۰۰۶/۰۲	۰۰۹/۳۱	۰۰۵/۶۸	۰۰۰/۶۶	۰۰۱/۴۲	۰۰۰/۵۶	Oct
۰۰۳/۲۲	۰۰۷/۳۹	۰۰۳/۱۱	۰۰۱/۶۲	۰۰۱/۹۵	۰۰۲/۳۹	۰۰۱/۴۵	۰۰۲/۴۰	Nov
۰۱۵/۱۵	۰۱۰/۰۰	۰۱۱/۰۰	۰۰۱/۷۴	۰۰۲/۲۸	۰۰۰/۵۸	۰۰۰/۶۰	۰۰۱/۷۶	Dec

جداوی ۴ و ۵ نشان می‌دهد که میانگین ساعتی و واریانس ۶ ساعتی در هر دو روش، واریانس ساعتی و روزانه در روش اصلاح شده و نسبت روزهای خشک در روش کلاسیک بسیار خوب برآورده است.

ویژگی‌های دیگر در هر دو بخش دچار بیش‌برآورد و یا کم‌برآورد در تعداد کمی از ماهها شده است. برای مثال درصد خطای نسبی در ویژگی اتوکواریانس ساعتی با تأخیر یک بین نمونه مشاهداتی و محاسباتی آن در روش کلاسیک دچار کم‌برآورد در ماههای مارچ و آوریل و آگوست است. این در شرایطی است که درصد خطای نسبی برای همین ویژگی در روش اصلاح شده جز در ماه آگوست، در ماههای دیگر قابل قبول است. همچنین در روش اصلاح شده، نسبت روزهای خشک دچار بیش‌برآورد و کم‌برآورد در ماههای متعدد (ژانویه، مارچ، آوریل، سپتامبر و اکتبر) است.

جدول ۵: خطای نسبی آماره‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی حاصل از روش اصلاح شده

$\phi(24)$	$\gamma(24, 1)$	$\gamma(24)$	$\gamma(6, 1)$	$\gamma(6)$	$\gamma(1, 1)$	$\gamma(1)$	$\mu(1)$	ماه میلادی
۰۲۵/۲۱	۰۲۵/۰۰	۰۰۰/۴۷	۰۷۸/۵۸	۰۰۶/۷۹	۰۰۸/۷۸	۰۰۰/۴۸	۰۰۰/۵۰	Jan
۰۰۶/۵۵	۰۱۳/۱۴	۰۱۲/۱۴	۰۰۰/۹۸	۰۰۴/۲۶	۰۰۷/۲۴	۰۰۰/۹۶	۰۰۰/۹۰	Feb
۰۵۲/۰۰	۰۵۶/۱۱	۰۰۰/۱۸	۷۷۴/۲۱	۰۱۳/۰۵	۰۱۵/۷۸	۰۰۰/۲۰	۰۰۰/۱۸	Mar
۰۳۵/۴۱	۰۲۵/۰۱	۰۰۰/۸۳	۰۲۱/۰۱	۰۰۷/۴۵	۰۰۸/۲۱	۰۰۰/۹۰	۰۰۰/۷۳	Apr
۰۰۹/۷۵	۰۰۰/۶۵	۰۰۲/۶۵	۰۰۱/۱۴	۰۰۱/۹۲	۰۰۱/۵۷	۰۰۲/۶۵	۰۰۲/۶۴	May
۰۱۰/۴۴	۰۰۱/۲۲	۰۰۰/۲۶	۰۰۶/۶۳	۰۰۴/۸۲	۰۰۶/۵۹	۰۰۰/۲۳	۰۰۰/۰۰	Jun
۰۱۰/۹۰	۰۰۳/۹۰	۰۰۱/۶۴	۰۱۷/۵۷	۰۰۳/۰۱	۰۰۳/۸۷	۰۰۱/۶۲	۰۰۱/۵۴	Jul
۰۰۳/۲۷	۳۴۹/۶۰	۰۰۰/۱۲	۰۱۱/۶۰	۰۱۷/۳۵	۰۳۲/۶۲	۰۰۰/۱۲	۰۰۰/۰۰	Aug
۰۲۹/۴۰	۰۰۰/۷۵	۰۰۰/۲۷	۰۰۳/۱۳	۰۰۸/۰۴	۰۱۴/۰۴	۰۰۰/۲۸	۰۰۰/۳۷	Sep
۱۴۵/۰۰	۰۰۰/۲۲	۰۰۱/۶۴	۰۰۴/۴۵	۰۰۱/۱۰	۰۱۰/۶۶	۰۰۱/۶۴	۰۰۱/۵۶	Oct
۰۱۶/۱۲	۰۰۰/۲۸	۰۰۱/۴۶	۰۰۵/۳۵	۰۰۱/۰۲	۰۰۹/۵۸	۰۰۱/۴۷	۰۰۱/۴۴	Nov
۰۲۲/۴۱	۰۰۶/۲۶	۰۰۰/۲۸	۰۱۹/۸۵	۰۱۴/۴۱	۰۱۶/۱۲	۰۰۰/۲۴	۰۰۰/۰۰	Dec

## بحث و نتیجه‌گیری

الف - مزیت برآوردهای پارامترهای مدل با روش اصلاح شده، کمینه سازی تابع نسبتی در یک فضای دو بعدی بجای پنج بعدی است. بدینوسیله می‌توان از مینیمم‌های موضعی اجتناب کرد. همچنین این روش طی محاسبات ساده‌تری به برآوردهای پارامترهای مدل می‌پردازد.

ب - روش اصلاح شده در تحقیقاتی که برآوردهای قابل قبول از نسبت روزهای خشک مورد نظر باشد، مناسب به نظر نمی‌آید.

## مراجع

- Cowpertwait, P. S. P., Oconnell, P. E., Metcalfe,A. V. and Mawdsley, J. A. (1996), *Stochastic point processes modelling of rainfall. II: regionalisation and disaggregation*, J. Hydrology,**175**, 47-65. University of Newcastle upon tyne, UK.
- Entekhabi, D., Rodriguez - Iturbe, I. and Eagleson , P. S. (1989), *Probabilistic representation of the temporal rainfall process by a modified Neyman - Scott rectangular pulses models parameter Estimation and validation*, Water Resources Reserch. **25(2)** , 295-302.
- Fadhlilah, Y., Zalina, MD., Nguyen, V-T-V, suhaila, S and Zulkifli, Y. (2008), *Performance of mixed exponential and exponential distribution representing rain cell intensity in neyrnan - scott rectangular pulse (NSRP) model*, Department of Mathematics, Faculty of Science, University Technology Malaysia.
- Han, S.Y.(2001), *Stochastic modelling of rainfall processes*, Department of Civil Engineering and Applied Mechanics McGill University.
- Kavvas, M.L. and Delleur,J.W.(1981), *A stochastic cluster model of daily rainfall sequences*, Water Resource.**17(4)**, 1151-1160.
- Neyman, J. and Scott, E.L. (1985), *Statistical approach to problems of cosmology (with discussion)*, Journal of the Royal statistical society , B 20, 1-43.
- Rodriguez, I., Gupta, V.K. and Waymire, E.(1984), *Scale considertions in the modelling of temporal rainfall*, Wat. Resour. Res. **20(11)**, 1611-1619.
- Rodriguez-Iturbe, I.(1986),*Scale of fluctuation of rainfall models*, Water Resources Research.**22**, 15-37.
- Rodriguez-Iturbe, I., Cox, D.R. and Isham, V.(1987), *some models for rainfall based on stochastic point processes*, Proc. Soc. London, Series A,**410**, 269-288.