

## بررسی اصلاح نتایج مدل ماسکینگام و ARMA با استفاده از فیلتر کالمن در روندیابی سیل رودخانه کارون

محسن ناصری<sup>۱</sup>، علی معینی<sup>۲\*</sup> و سید حمیدرضا عبداللهی معمارزاده<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشجوی دکتری مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهران  
<sup>۲</sup>دانشیار گرایش الگوریتم‌ها و محاسبات گروه مهندسی علوم پایه، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

<sup>۳</sup>کارشناس ارشد مهندسی آب و محیط زیست، مهندسین مشاور سازه‌پردازی ایران

(تاریخ دریافت ۱۳۸۵/۱۲/۱۲، تاریخ دریافت اصلاح شده ۱۳۸۷/۱۰/۲۴، تاریخ تصویب ۱۳۹۰/۰۵/۲۹)

### چکیده

در اغلب شبیه‌سازی‌ها دقت در اثر بروز نویز کاهش می‌یابد. نویز عمدتاً ناشی از مشاهده و اندازه‌گیری یا خطای مدل‌سازی است. یکی از روش‌های کاهش خطای مدل، استفاده از فیلتر کالمن است. امروزه روش‌های توسعه یافته فیلتر کالمن در بسیاری از سیستم‌ها با فضای حالت خطی و غیرخطی و با تابع توزیع دلخواه نویز بکار می‌رود. در این مقاله با استفاده از فیلتر کالمن در فضای حالت خطی، نتایج مدل ماسکینگام و ARMA بکار رفته در بازه ۶۳/۲ کیلومتری از رودخانه دز حد واسط ایستگاههای بامدژ و حرمله اصلاح می‌شود. برای این منظور در بازه مذکور ضمن ایجاد مدل ماسکینگام و ARMA، نتایج حاصل از فیلتر مدل‌های فوق با روش‌های کاملاً وقتی مقایسه شده است. همچنین در این مقاله نحوه تغییرات خطای مدل به تناسب خطای موجود در اطلاعات به نحوه مناسبی تشریح شده است.

واژه‌های کلیدی: روندیابی سیل، فیلتر کالمن، مدل ماسکینگام و ARMA

### مقدمه:

روندیابی و کنترل سیلاب یکی از فرآیندهای مهم در هیدرولوژی مهندسی و مدیریت سیلاب است. از اینرو امروزه کنترل و مدیریت غیرسازه‌ای سیلاب و کاهش آسیب‌های ناشی از آن بر مدل‌های متنوع عددی با قابلیت انعطاف بالا و شبیه‌سازی بی‌درنگ استوار می‌باشد. خطرات سیلاب در تأسیسات پایین‌دستی، کنترل دریاچه‌ها و... در هنگام سیلاب حجم وسیعی از تلاش‌های پژوهشی کاربردی را به خود معطوف داشته است. روش‌های هوشمند، بهینه‌یابی تکاملی، روش‌های کاملاً وقتی بخشی از ایده‌های نو در این زمینه می‌باشد.

اصولاً روندیابی سیلاب به دو شکل عام هیدرولوژیکی و هیدرولیکی انجام‌پذیر است. روندیابی‌های هیدرولوژیکی مبتنی بر حل دو معادله اساسی ذخیره-پیوستگی و یا روش‌های سری زمانی است، در حالیکه روندیابی‌های هیدرولیکی معمولاً بر حل عددی حالات مختلف معادله سنت-ونان استوار است. یکی از معروف‌ترین روش‌های مبتنی بر معادلات ذخیره-پیوستگی روندیابی هیدرولوژیکی در آبراهه‌ها، روش ماسکینگام نام دارد. معادله (۱) گویای رابطه پیوستگی در یک قطعه از آبراهه می‌باشد:

$$\frac{dS}{dt} = I_t - Q_t \quad (1)$$

که در آن  $I_t$  و  $Q_t$  به ترتیب، دبی خروجی و دبی ورودی در بازه مکانی معین و در گام‌های زمانی  $t$  و  $S$  معرف تابع ذخیره در بازه مورد نظر می‌باشد. چنانچه تابع

ذخیره رابطه‌ای خطی از دبی خروجی " $Q_t$ " و دبی ورودی " $I_t$ " در زمان  $t$  باشد، با استفاده از تقریب تفاضل محدود در توسعه مشتق تابع ذخیره نسبت به زمان، رابطه (۲) که گویای معادله ماسکینگام خطی است حاصل می‌شود، این مدل روشی مبتنی بر بکارگیری یک رابطه‌ی وزن‌دار از ورودی و خروجی از قطعه آبراهه‌ای مشخص است.

$$Q_{t+\Delta t} = c_1 I_t + c_2 I_{t+\Delta t} + c_3 Q_t \quad (2)$$

این روش نیز همچون سایر مدل‌ها دارای ضرائب انتخابی است که یافتن بهینه آنها در این رابطه از اهمیت بسیاری برخوردار است. در میان پژوهش‌های شاخص و با استفاده از روش‌های سنتی می‌توان به فعالیت‌های ژیل (۱۹۷۸)، هگان (۱۹۸۴)، وو و همکاران (۱۹۸۵)، روش خان (۱۹۹۳)، جهت مدل‌سازی در یک کانال و همچنین چادری و همکارانش (۲۰۰۲) به منظور مدل‌سازی یک شبکه آبراهه‌ای بر مبنای روش ماسکینگام اشاره کرد [۱، ۲، ۳، ۴ و ۵]. نتایج چادری و همکارانش از بابت همگرایی و نوآوری در ایده بسیار جالب توجه بود. روش‌های مبتنی بر سری زمانی نیز از روش‌های متداول در شبیه‌سازی فرآیند رواناب است. در این میان شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان راهبردی جدید و روش کلاسیک  $ARMA(n, m)$  از نمونه روش‌های متداول در زمینه سری‌های زمانی است که در مدل‌سازی پدیده‌های زمانمند بسیار بکارگرفته شده است [۶، ۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲]. معادله بازگشتی (۳) ساختار عمومی یک مدل رواناب ARMA را با احتساب دبی‌های ورودی و خروجی ارائه می‌نماید،

اندازه‌گیریهای انجام پذیرفته، تخمین درستی از حالات سیستم بدست آید. در این فیلتر از گشتاور اول (میانگین) و گشتاور دوم (کوواریانس) توزیع احتمال پدیده مورد بحث استفاده می‌گردد [۲۵ و ۱۶].

فیلتر کالمن برای بدست آوردن تخمین صحیحی از توزیع، فقط از میانگین و کوواریانس توزیع استفاده می‌کند. حال آنکه در حالت کلی برای بدست آوردن مشخصات یک توزیع احتمال باید پارامترهای زیادی از توزیع را داشته باشیم. حتی در صورت وجود چنین امکانی مسئله مشکل‌ساز دیگر، استفاده از این حجم وسیع داده‌هاست که بار محاسباتی بالایی را به فرآیند تخمین تحمیل می‌کند. بطور مثال اگر میانگین توزیع احتمال حالت در سیستمی  $\bar{x}$  و کوواریانس این توزیع  $\Sigma_x$  باشد میانگین و کوواریانس این توزیع پس از اینکه تحت تبدیل خطی  $T$  قرار می‌گیرد بصورت  $T \Sigma_x T^T$  و  $T \bar{x}$  درمی‌آیند. به بیان دیگر میانگین و کوواریانس کمیتهائی هستند که پس از اعمال یک تبدیل خطی براحتی قابل محاسبه می‌باشند درحالیکه این مساله برای گشتاورهای غیر صفر مرتبه بالاتر برقرار نیست. دانستن میانگین و کوواریانس یک توزیع، از مجموعه‌ای از این میانگین‌ها و کوواریانس‌ها امکان استفاده از آن در روشهای ردیابی چند حالتی مقدور می‌گردد. برای اینکه یک دید کلی نسبت به الگوریتم فیلتر کالمن داشته باشیم در ادامه، معادلات و شمای عملیاتی آن ارائه می‌شود. سیستم تعریف شده (۴) با معادلات فضای حالت مقابل آن در زیر فرض شده است،

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, \omega_k) \quad (۴)$$

$$y_{k+1} = h(x_{k+1}, u_k) + v_{k+1}$$

$x_k$  بردار تصادفی حالت در لحظه  $k$  با بعد  $m$ ،  $y_k$  بردار اندازه‌گیری با بعد  $m$ ،  $u_k$  بردار ورودی با بعد  $a$ ،  $f$  تابع خطی مدل،  $h$  تابع خطی مدل اندازه‌گیری و  $\omega_k, v_{k+1}$  بترتیب با ابعاد  $r, q$  بردار نویز موجود در مدل اندازه‌گیری و مدل می‌باشند. این نویزها از نوع سفید گوسین با میانگین صفر و با ماتریس کواریانس  $R_{k+1}, Q_k$  می‌باشند. بردار نویز اندازه‌گیری بر خلاف بردار نویز فرآیند از نوع جمع شونده می‌باشد. با فرض یک مقدار اولیه حدسی برای میانگین بردار تصادفی  $x_k$  بصورت  $\hat{x}_{0/0} = \bar{x}_0 = E(x_0)$  و یک ماتریس کواریانس خطای اولیه برای این مقدار حدسی بصورت  $P_0 = P_{0/0}$  الگوریتم پیاده‌سازی فیلتر کالمن توسعه یافته بصورت زیر است:

$$\hat{x}_{k+1/k} = f(\hat{x}_{k/k}, u_k) \quad (۵)$$

$$P_{k+1/k} = F_k P_{k/k} F_k^T + B_k Q_k B_k^T$$

$$\hat{y}_{k+1} = h(\hat{x}_{k+1/k}, u_k)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1/k} H_{k+1}^T [H_{k+1} P_{k+1/k} H_{k+1}^T + R_{k+1}]^{-1}$$

$$\hat{x}_{k+1/k+1} = \hat{x}_{k+1/k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1})$$

$$P_{k+1/k+1} = [I - K_{k+1} H_{k+1}] P_{k+1/k}$$

$$Q_t = \sum_{p=1}^n \sigma^p Q_{t-p} + \sum_{q=0}^m \beta^q I_{t-q} \quad (۳)$$

که در آن  $n$  بیانگر تعداد گام‌های زمانی گذشته در ایستگاه هدف،  $m$  بیانگر تعداد گام‌های زمانی ورودی در ایستگاه مبنا و  $\sigma$  معرف ضرایب انتقال بهینه در سیستم می‌باشد [۱۳ و ۱۴]. در مدل‌های غیر بازگشتی تخمین گام بعدی مبتنی بر محاسبات مستقل از گام‌های قبلی است. ولی هنگامی که از مدل‌های بهنگام بازگشتی استفاده می‌شود، خطای ثبت اطلاعات و خطای مدل در انتقال اطلاعات از یک گام به گام بعدی از اهمیت خاصی برخوردار می‌گردد. کاهش خطا در تخمین و پیش‌بینی روش مدلسازی بی‌درنگ نسبت به سایر روش‌ها از معیارهای تناسب عددی مدل مزبور می‌باشد، در راستای نیل به این هدف انواع ابداعات و تکنیک‌های ساده و پیچیده عددی و آماری بکار گرفته شده است. بکارگیری روش‌های افقی و کاملاً افقی در اصلاح نتایج محاسبات یکی از روش‌های شناخته شده می‌باشد. در روش‌های افقی و کاملاً افقی مقادیر هدف محاسبه شده به منظور تخمین گام‌های آتی با مقادیر مشاهده شده نظیر همان گام تعویض می‌گردد، تنها تفاوت روش‌های افقی و کاملاً افقی در مدل‌سازی سیستم‌های پویا، نحوه بکارگیری مقادیر مشاهده شده در راستای تخمین گام‌های آتی است [۱۲ و ۱۵]. بکارگیری فیلترهای عددی نیز به نوبه خود از قابلیت‌های بسیاری برخوردار است که به دلیل برخی از پیچیدگی‌ها، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. بدیهی است فیلتر کالمن روشی پنجاه ساله، که یکی از تواناترین روش‌های فیلترینگ است در این زمینه بکار گرفته شود [۱۶، ۱۷، ۱۸ و ۱۹]. در دهی اخیر حجم وسیعی از کاربردهای این تکنیک را در فیلترینگ مدل‌های هیدرولوژیکی و مهندسی آب شاهد بوده‌ایم [۲۰، ۲۱، ۲۲، ۲۳ و ۲۴] و به بررسی نتایج بکارگیری این فیلتر بر مدل ماسکینگام و روش سری زمانی رواناب در منطقه مورد مطالعه و اطلاعات موجود پرداخته‌ایم. در این مقاله فیلتر کالمن را به منظور بهبود نتایج مدل ماسکینگام و ARMA بکار گرفته شده است، برای توضیح چگونگی انجام این فرآیند در بخش بعدی به توضیح فیلتر کالمن پرداخته و بعد از بیان حوزه مورد مطالعه، با ذکر مولفه‌های مدلسازی به نتیجه‌گیری پرداخته شده است.

## روش فیلتر کالمن

فیلتر کالمن که در سال ۱۹۶۰ توسط کالمن برای سیستم‌های خطی پیشنهاد شد، فیلتری بازگشتی است که از نقطه نظر کمینه‌سازی متوسط مربعات خطا بهینه می‌باشد، [۲۵]. در این فیلتر سعی شده است که از روی

میان اطلاعات بحرانی در بازه موجود، اطلاعات پرآب‌ترین و کم‌آب‌ترین سال آماری از پرآب‌ترین سال آماری (۷۹-۱۳۷۸) جهت مدل‌سازی استفاده شده‌است. لازم به تذکر است که این اطلاعات بصورت متوسط روزانه ثبت شده و به منظور بدست آوردن اوزان مدل‌های مدنظر از ۷۵ درصد از کل اطلاعات جهت واسنجی و از ۲۵ درصد مانده جهت آزمون استفاده شده است. در میان اطلاعات مورد نظر بیشینه دبی معادل  $3.06 \text{ m}^3/\text{s}$  و کمینه آن معادل  $0.42 \text{ m}^3/\text{s}$  ثبت شده است. شکل (۲) معرف وضعیت منطقه مورد مطالعه در تقسیمات کشوری و حوضه‌های آبریز داخلی است. در شکل (۳) به وضوح ایستگاه بالادستی، حرمله، با شماره معرف ۲۱۳۰۳ و ایستگاه پایین دستی بامدژ با شماره معرف ۲۱۳۰۵ قابل تشخیص است. طول آبراهه مورد نظر  $63/2$  کیلومتر بوده و مساحت حوضه بینابینی بیش از  $500$  کیلومتر مربع میباشد. هیدروگراف دبی‌های ورودی و خروجی در بازه مطالعاتی در شکل (۴) آورده شده است.

### اصلاح مدل‌های ARMA و ماسکینگام با بکارگیری فیلتر کالمن

در این مقاله بصورت عمومی مدل‌های  $ARMA(n, m)$  که در آن مرتبه‌های مدل  $(m, n)$  به پیشنهاد چو، کوچکتر و یا مساوی با چهار هستند [۲۷]، مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. برای این منظور و بر اساس معادله بازگشتی

که در آن بردار حالت پیش‌بینی شده، بردار حالت تخمین زده شده،  $P_{k+1/k}$  ماتریس کوواریانس خطای پیش‌بینی شده،  $P_{k+1/k+1}$  ماتریس کوواریانس خطای تخمین،  $\hat{y}_{k+1}$  مقدار بردار اندازه‌گیری پیش‌بینی شده و  $K_{k+1}$  نتیجه فیلتر کالمن تعمیم یافته می‌باشند. ماتریس‌های  $H_{k+1}$ ،  $F_k$ ،  $B_k$  ماتریس‌های مولد فضای حالت خطی هستند.

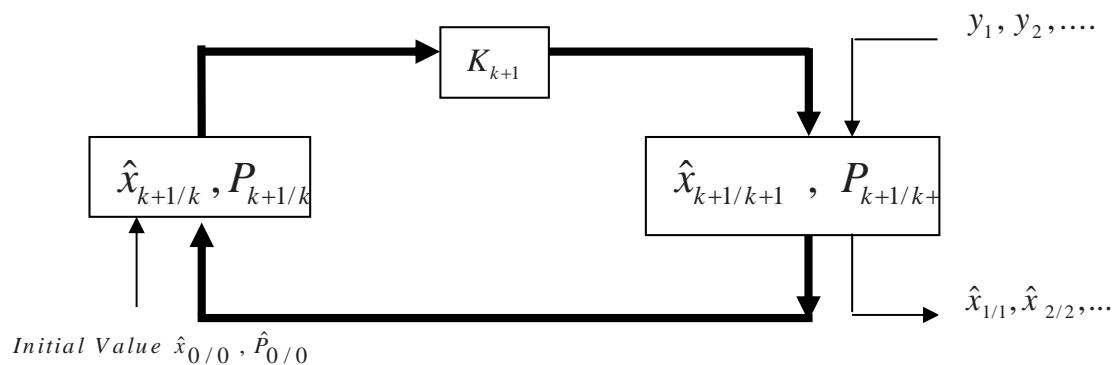
چنانچه از مدل تعمیم یافته کالمن جهت روابط غیر خطی استفاده کنیم  $(B_k, F_k, H_{k+1})$  غیر خطی باشند، ماتریس‌های فوق طبق روابط (۶) زیر بدست می‌آیند [۱۶، ۲۶ و ۲۷]. با توجه به شکل (۱) می‌توان دید بهتری نسبت به عملکرد فیلتر کالمن یافت.

$$F_k = \left. \frac{\partial f}{\partial \omega} \right|_{\hat{x}_{k/k}}, F_k = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k/k}}, H_{k+1} = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}_{k/k}} \quad (6)$$

### حوزه مورد مطالعه

به منظور کاربرد و تحلیل مدل ارائه شده از دو ایستگاه آبنجی (بالادستی) حرمله و (پایین‌دستی) بامدژ حوزه آبریز رودخانه دز در خوزستان استفاده شده است. گستردگی این حوزه بین ۴۸ درجه تا ۴۹ درجه و ۲۰ دقیقه طول شرقی و ۳۰ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۳۰ دقیقه عرض شمالی می‌باشد.

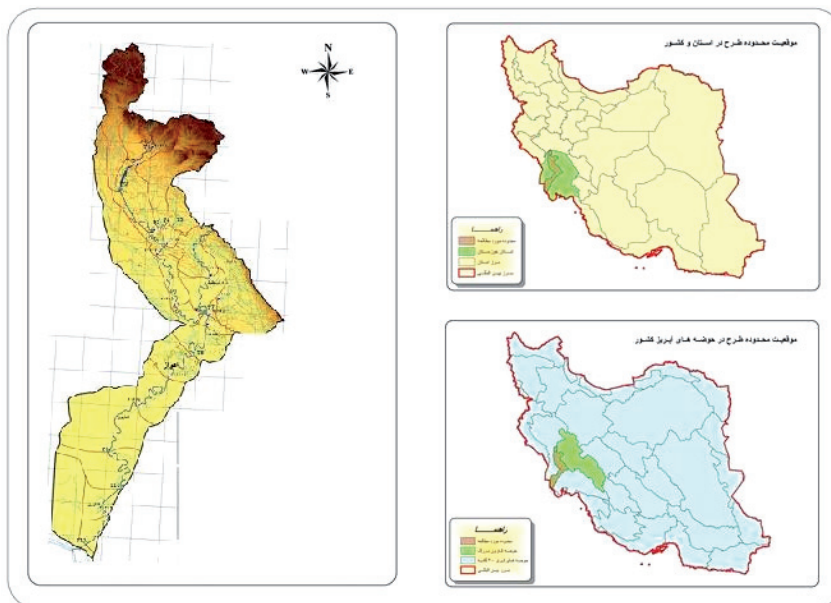
مشخصات ایستگاه‌های آبنجی و مساحت منطقه زهکش مورد نظر در جدول (۱) آورده شده است. در



شکل ۱: نمایی از الگوریتم فیلتر کالمن

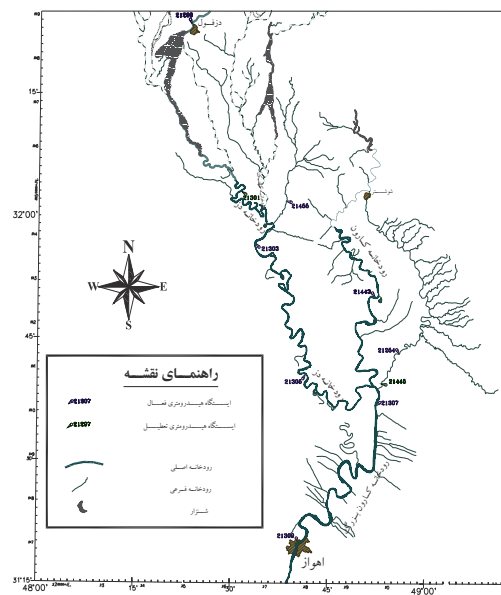
جدول ۱: موقعیت و وضعیت آماری ایستگاه‌های مورد مطالعه

نام ایستگاه	مشخصات جغرافیایی		ارتفاع (m)	مساحت حوزه (km <sup>2</sup> )	شماره معرف	دوره آماری
	عرض	طول				
حرمله	۳۱°، ۵۷'	۴۸°، ۳۳'	۳۸	۲۱۸۰۰	۲۱۳۰۳	۱۳۴۰-۸۳
بامدژ	۳۱°، ۴۱'	۴۸°، ۴۱'	۲۰	۲۲۳۲۱	۲۱۳۰۵	۱۳۴۰-۸۳

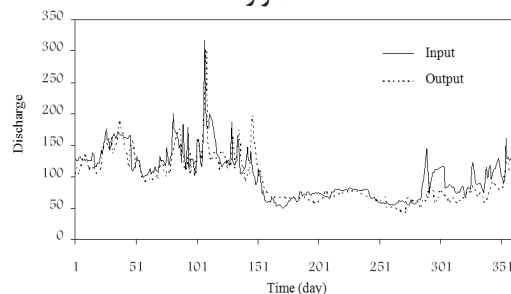


شکل ۲: موقعیت نمایشی  
آبریز مدنظر از منظر  
تقسیمات کشوری و  
حوضه های آبریز کشور

(۳) در محیط MATLAB به تشکیل ماتریس خطا به ازای حالات مختلف  $n$  و  $m$  کمتر از چهار و ارزیابی آن اقدام شده است. این ارزیابی با بکارگیری ۷۵ درصد از کل اطلاعات موجود صورت پذیرفته و نهایتاً ترکیبی از  $(m, n)$  که گویای کمترین خطای NMSE (میانگین مربعات خطای نرمال شده با واریانس مشاهدات) بر روی جمیع اطلاعات باشد، به عنوان مبنا برگزیده شده است. با توجه به روال ذکر شده، مدل پیش بینی  $ARMA(3,3)$ ، به عنوان بهترین مدل جهت ترکیب با فیلتر کالمن انتخاب شده است. بر این اساس لازم به ذکر است که مدل خطی ماسکینگام به فرم معادله (۲) صرفنظر از مبنای تشکیل آن به عنوان حالتی خاص از مدل  $ARMA(1,1)$  قابل ارائه می باشد. در جدول (۲) ضرائب هر یک از پارامترهای دخیل در پیش بینی آورده شده است. آنگونه که ذکر شد، با بکارگیری مدل کالمن همزمان با مدل شبیه ساز در محیط MATLAB و استفاده از کل حوادث یک ساله رواناب، شامل هیدروگراف بسیار پیچیده با گام زمانی یک روز و در مقایسه با روش تماماً وقفی به بررسی تأثیرات خطای برداشت اطلاعات بر دو مدل  $ARMA(3,3)$  و ماسکینگام پرداخته ایم. مدل تماماً وقفی ( $Q_t$ ) دقیقاً به مفهوم بکارگیری دبی مشاهداتی به ازای دبی محاسباتی حوزه در گام زمانی  $t$  جهت پیش بینی گام زمانی  $t + \Delta t$ ، می باشد و این به معنای استفاده بی کم و کاست از اطلاعات نقطه هدف و یا به عبارت دیگر، بدون خطا بودن ثبت و یا مشاهده اطلاعات از پایین دست (نقطه هدف) است. بعبارت دیگر این روش معادل بکارگیری فیلتر کالمن (مجموعه معادلات ۵) با واریانس خطای صفر است. در این مرحله، پس از تعیین بهترین مدل سری



شکل ۳: قرارگیری ایستگاه های مدنظر حد فاصل دزفول و اهواز



شکل ۴: هیدروگراف مشاهده شده در ایستگاه ورودی و خروجی در بازه مطالعاتی

چنانچه سطح خطای برداشت در مشاهدات بسیار افزایش یابد، نتایج اصلاح شده به سمت مدل‌های معمولی میل می‌کند. دیگر حدود بالا و پایین ارائه شده به صورت خط چین در اشکال (۵) و (۶)، که به ترتیب معرف مرز خطای مدل‌های معمولی و کاملاً وقتی، به صورت حدود ریاضی خطا در مدلسازی فرآیند پویای رواناب می‌باشد.

مقایسه در مراحل مختلف واسنجی و تصدیق، همگی حاکی از توانایی مدل‌سازی کاملاً وقتی در ترکیب با فیلتر کالمن در تبیین رفتار پدیده رواناب با رویکرد کاهش عدم قطعیت در نتایج مدل می‌باشد. نتایج حاصل از در نظر گرفتن ضرایب انتقال متفاوت در هر دو دسته مدل ایجاد شده در شکل‌های (۷) تا (۱۰) و همچنین ضرایب تبیین آنها آورده شده است. لازم به تذکر است که در مدل ماسکینگام کاملاً وقتی ضریب تبیین ایجاد شده ۰/۸۸ و مدل  $ARMA(3,3)$  ۰/۹۸ می‌باشد.

به منظور مشاهده تأثیر بکارگیری مدل وقتی، در شکل (۱۱)، مقایسه نتایج مشاهداتی، مدل وقتی و رویکرد معمولی  $ARMA(3,3)$  آورده شده است. همانگونه که مشهود توانایی مدل وقتی بر رویکرد معمولی در تخمین مقادیر بیشینه حادث شده در رواناب کاملاً آشکار است، بعلاوه اینکه رویکرد وقتی در مقادیر کمینه نیز مقادیری نزدیکتر به واقعیت را ارائه می‌نمایند.

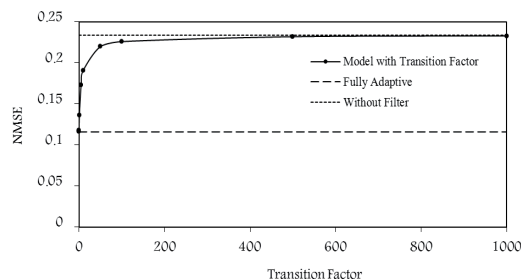
## نتایج

در عمده کاربردهای مهندسی بر اساس تعدادی از برداشت‌های میدانی و یا آزمایشگاهی، سعی در یافتن مقدار بهینه مدل‌های فیزیکی می‌گردد. در اغلب این موارد، منابع ورود خطای بسیاری (اعم از دستگاههای برداشت اطلاعات و...) موجود است. مدلسازی و دخالت خطای برداشت در نتایج محاسباتی می‌تواند بعنوان گامی قوی به سمت ارتقای مدل‌های کلاسیک رواناب موجود تا رسیدن به ابزاری مناسب جهت تبیین سیستم‌های هشدار سیل تلقی گردد. اینگونه رویکرد توانایی ارائه پیش‌بینی کننده‌ای مناسب، به منظور کنترل بهنگام دریچه سدها و هر ابزار کنترلی با گام‌های

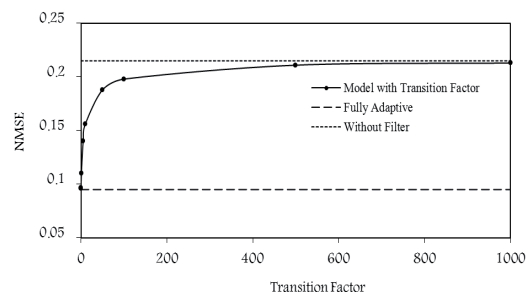
زمانی ممکن،  $ARMA(3,3)$  و بدست آمدن ضرایب انتقال جهت مدل مزبور و روش ماسکینگام، معادله ارائه شده در جدول (۲)، نوبت به بکارگیری همزمان مدل مزبور و فیلتر کالمن می‌رسد. در این مقاله مقایسه‌های آماری بر اساس معیارهای NMSE (میانگین مربعات خطای نرمال شده) از تقسیم میانگین مربعات خطا بر واریانس مقادیر مشاهده شده و ضریب تبیین  $R^2$  می‌باشد. با توجه به عدم دسترسی به روش دقیق جمع‌آوری اطلاعات مشاهداتی و خطای موجود در ثبت آنها، بنابراین تابع مشاهده  $h$  را در معادله (۴) تابعی خطی که دقیقاً مقدار  $x_{k+1}$  را در لحظه مربوط با خطای  $v_{k+1}$  منتقل می‌نماید، در نظر می‌گیریم. در این معادله مقدار خطای  $v_{k+1}$  را به صورت ضریبی از خطای مدل عددی (بدون هیچگونه فیلتری) در نظر گرفته شده است، که به آن ضریب انتقال اطلاق می‌کنیم. خطای حاصل از ضرایب انتقال مختلف در هر دو مدل، مدل کاملاً وقتی و نتایج بدون فیلتر در شکل‌های (۵) و (۶) ارائه گردیده‌اند. نتایج ضریب‌های بدست آمده در بهترین مدل ایجاد شده توسط مدل  $ARMA$  و ماسکینگام در جدول (۲) ارائه شده است. در هر دو مدل ایجاد شده تأثیر رواناب ورودی در دو گام قبل دارای بیشترین اهمیت (وزن بیشتر) در تبیین روابط مورد نظر می‌باشد. در اشکال (۵) و (۶) نحوه تغییرات معیار آماری NMSE را به تناسب سطوح مختلف خطای برداشت نشان می‌دهد. نتایج بدست آمده از مدل‌های کاملاً وقتی به عنوان حد پایین نتایج فیلتر کالمن می‌تواند در نظر گرفته شده و نتایج مدل‌های متداول نیز در حد بالای اینگونه مدل‌سازی‌ها مطرح می‌باشند. به عبارت دیگر

جدول ۲: ضرایب مدل ماسکینگام و  $ARMA$  در مدل‌های ایجاد شده

گام و ضریب	ضریب در گام هیدروگراف خروجی			ضریب در گام هیدروگراف ورودی		
	۱	۲	۳	۱	۲	۳
مدل ماسکینگام	۰/۶۱	-	-	۰/۰۹	۰/۲۶۲	-
مدل $ARMA$	۰/۷۲۶	۰/۰۸۲	-۰/۰۳۹	۰/۱۰۷	۰/۴۵۲	-۰/۳۵۱



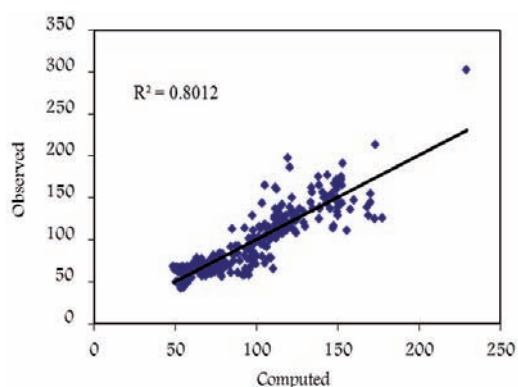
شکل ۶: نحوه تغییرات خطا در مدل ماسکینگام به تناسب ضرایب انتقال متفاوت در مقایسه با نتایج کاملاً وقتی و بدون فیلتر



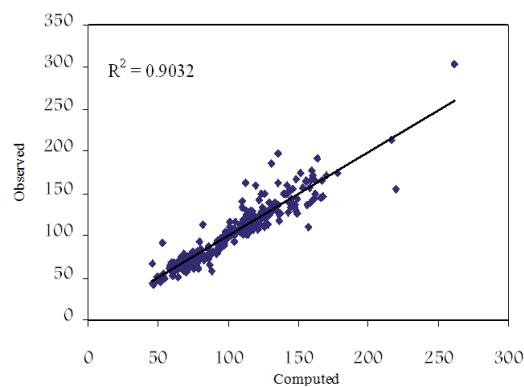
شکل ۵: نحوه تغییرات خطا در مدل  $ARMA$  به تناسب ضرایب انتقال متفاوت در مقایسه با نتایج کاملاً وقتی و بدون فیلتر

مشاهده همزمان در شبیه‌سازی رواناب اقدام گردیده است. نتایج مدل‌سازی موجود در هر دو دسته از مدل‌سازی به طرز قابل توجهی به کاهش خطا در فرآیند پیش بینی منتهی گردیده است. در نتایج فوق بکارگیری فیلتر کالمن در بهترین حالت امکان کاهش معیار خطای مدل‌سازیها را به نصف حالت عادی فراهم نموده است. از نتایج جالب توجه بدست آمده در مدل‌سازی حاضر، تفاوت در سرعت تغییرات معیار خطا با بکارگیری ضرایب مختلف انتقال در دو مدل

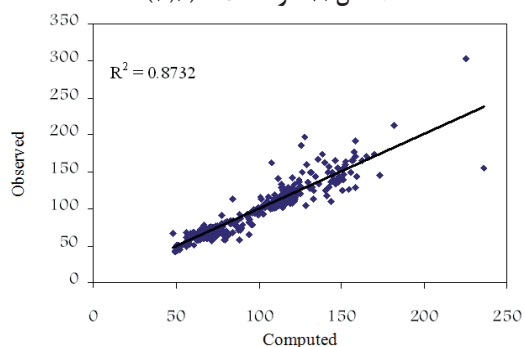
زمانی متفاوت را نیز دارد. با استفاده از این ایده می‌توان سایر مدل‌های مناسب هیدرولوژیکی را نیز با این رویکرد به خدمت گرفت، کما اینکه امکان استفاده از این روش در پیش‌بینی سیلاب در مقاله حاضر ارائه گردیده است. در این مقاله حاضر، با دو رویکرد مدل‌سازی به روش فیلتر کالمن با سطوح مختلف خطا در برداشت اطلاعات و تماماً وفقی، و همچنین با دو دسته از مدل‌سازی سری زمانی و مدل ماسکینگام به مدل‌سازی‌های بی‌درنگ مبتنی بر



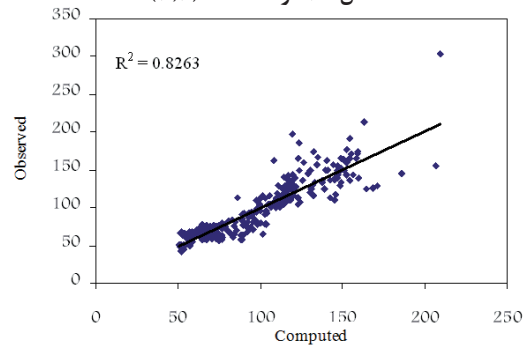
شکل ۸: مقایسه نتایج ناشی از اصلاح فیلتر کالمن با ضریب انتقال ۰/۱ در  $ARMA(3,3)$



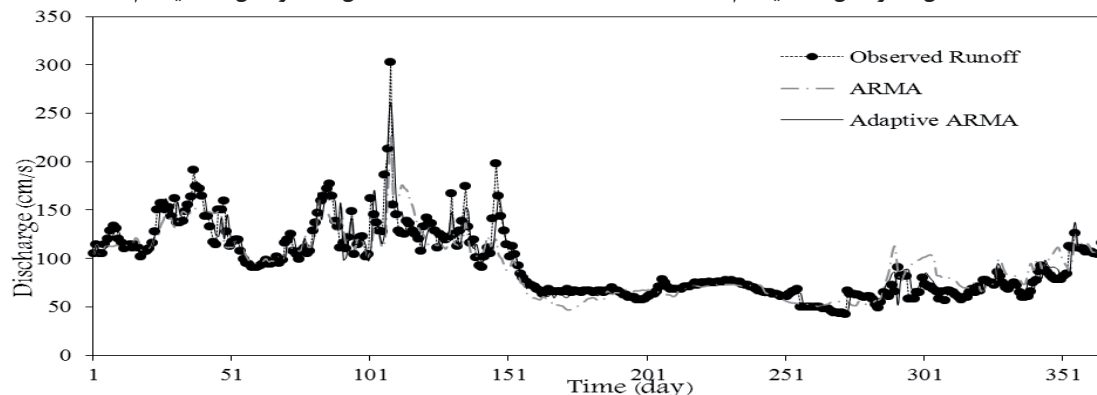
شکل ۷: مقایسه نتایج ناشی از اصلاح فیلتر کالمن با ضریب انتقال ۱۰۰ در  $ARMA(3,3)$



شکل ۱۰: مقایسه نتایج ناشی از اصلاح فیلتر کالمن با ضریب انتقال ۰/۵ در مدل ماسکینگام



شکل ۹: مقایسه نتایج ناشی از اصلاح فیلتر کالمن با ضریب انتقال ۵ در مدل ماسکینگام



شکل ۱۱: مقایسه نتایج ناشی از اصلاح فیلتر کالمن بصورت وفقی، اطلاعات مشاهداتی و مدل معمولی  $ARMA(3,3)$

اهمیت این اصلاح به حدی است که در فرآیند پایش-پیش بینی در اغلب قریب به اتفاق ساختارهای طراحی شده به منظور هشدار سیل، اشکال مختلفی از این فیلتر مورد استفاده و توجه ویژه واقع شده است. شاید تنها ایراد وارد بر توانایی این روش از فیلترینگ در ترکیب با نوع مدل‌های بکارگرفته شده، اصلاح نتایج در یک گام زمانی است. نگارندگان در مطالعات بعدی خود تأثیر نتایج فیلتر غیر خطی کالمن بر نتایج مدل‌های غیرخطی شبیه‌سازی رواناب و همچنین امکان تخمین در حالات چند گام زمانی را مد نظر دارند.

می‌باشد. آنگونه که قابل ملاحظه است، مدل ARMA مقاومت بیشتری نسبت به مدل ماسکینگام در تغییر معیار خطا به تناسب افزایش خطای برداشت دارد و یا به تعبیری پایدارتر است. به عبارت دیگر مدل ماسکینگام با سرعت بیشتری با افزایش ضریب انتقال خطا به حد نهایی و بیشینه خویش نزدیک می‌گردد.

در مجموع، بکارگیری این دسته از روش‌های پایش-پیش بینی امکان و موقعیت مناسبی را به منظور کنترل بلادرنگ در هدایت انواع تأسیسات پایین‌دستی (همچون انواع دریچه‌ها و یا مقاطع کنترل دیگر) را فراهم می‌نماید.

## مراجع

- 1- Gill, M. A., (1978) "Flood routing by the Muskingum method." J. Hydrol., No. 36, PP. 353-363.
- 2- Heggen, R. J., (1984) "Univariant least squares Muskingum flood routing", Water Resour. Bull., Vol. 20, No. 1, PP. 103-107.
- 3- Wu, J. S., King, E. L., and Wang, M. (1985), "Optimal identification of Muskingum routing coefficients" Water Resour. Bull., Vol. 21, No. 3, PP. 417-421.
- 4- Khan, H. M., (1993) "Muskingum flood routing model for multiple tributaries", Water Resour. Res., Vol. 29, No. 4, PP. 1057-1062.
- 5- Choudhry, P., Shrivastava, R. K. and Narulkar, S. M., (2002). "Flood routing in river networks using equivalent Muskingum inflow", J. Hydrol. Eng., Vol. 7, No. 6, PP. 413- 419
- 6- McMichael, F. C., and Hunter J. S. (1972), "Stochastic modeling of temperature and flows in rivers" Water Resour. Res., Vol. 8, PP. 87-98.
- 7- McKercher, A. I., and Delleur J.W. (1974), "Application of seasonal parametric linear stochastic models to monthly flow data" Water Resour. Res., Vol. 10, PP. 246-255.
- 8- Delleur J.W., Tao P., and Kavvas M. L. (1976), "An evaluation of the practicality and complexity of some rainfall and runoff series models" Water Resour. Res., Vol. 12, No. 953-970.
- 9- Kottogoda, N. T. (1980). Stochastic water resources technology, MacMillan, Cambridge,
- 10- Entekhabi, D., Rodriguez-Iturbe, I., and Eagleson, P. S. (1989), "Probabilistic representation of the temporal rainfall process by a modified neyman-scott rectangular pulse model: parameter estimation validation" Water Resour. Res., Vol. 25, No. 2, PP. 259-302.
- 11- Burlando, P., Rosso, R., Cadavid, L. G., and Salas J. D. (1993) "Forecasting of short-term rainfall using ARMA models" J. Hydrol., Vol. 144, PP. 193-211.
- 12- Zhang, H. M. (2000). "Recursive Prediction of Traffic Conditions with Neural Network Models", Journal of Transportation Engineering, Vol. 126, No. 6, PP. 472- 481.
- 13- Box, G. E. P., and Jenkins, G. M., (1976). Time-Series Analysis-Forecasting and Control, Holden-Day, San Francisco, Calif,
- 14- Casti, J. L. (1977). Dynamical Systems and Their Application: Linear Theory, Academic Press, New York,
- 15- Young, P., (1984). Recursive Estimation and Time-Series Analysis, Springer-Verlay, Berlin,
- 16- Judd, K., (2003) "Nonlinear state estimation, indistinguishable states, and the extended Kalman filter" Physica D, Vol. 183, PP. 273-281.
- 17- Maissis, A. H. (1977) "Optimal filtering techniques for hydrological forecasting" J. Hydrol., Vol.

- 
- 33, PP. 319-330.
- 18- Husain T. (1985) "Kalman filter estimation model in flood forecasting" *Adv. Water Resources*, Vol. 8, PP. 15-21.
- 19- Guang-Te, W., Yu, Y. S., and Kay, W. (1987) "Improved flood routing by ARMA modeling and the Kalman filter technique" *J. Hydrol.*, Vol. 93, PP. 175-190.
- 20- McLaughlin, D. (2002) "An integrated approach to hydrologic data assimilation: interpolation, smoothing, and filtering" *Adv. Water Resources*, Vol. 25, PP. 1275-1286.
- 21- Kumar, P., and Kaleita A. L., (2003) "Assimilation of near-surface temperature using extended Kalman filter" *Adv. Water Resources*, Vol. 26, PP. 79-93.
- 22- Chang, S. Y., and Jin, A. (2005) "Kalman filtering with regional noise to improve accuracy of contaminant transport model", *J. Envi. Eng.*, Vol. 131, No. 6, PP. 971-982.
- 23- Sen, Z., Abdusselam, A., and Ozger, M., (2004) "Sediment concentration and its prediction by perceptron Kalman filtering procedure", *J. Hydra. Eng.*, Vol. 130, No. 8, PP. 816-826,
- 24- Holschalg, D., (1999) "Optimal estimation of suspended-sediment concentration in streams" *Hydrol. Process.* , Vol. 15, PP. 1113-1155.
- 25- Kalman, R. E., (1960) "A new approach to linear filtering and prediction problems" *Journal of Basic Engineering*, Vol. 82, PP. 35-45.
- 26- Xiong, K., Zhang, H. Y., and Chan C. V. (2006) "Performance evaluation of UKF-based nonlinear filtering" *Automatica*, Vol. 42, PP. 261-270.
- 27- Rawlings, J. B., and Bakshi, B. R. (2006) "Particle filtering and moving horizon estimation" *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 30, PP. 1529-1541.
- 28- Chow, V. T., (1972) "Hydrological modeling-The seventh John R. Freeman memorial problems" *Proc., Boston Soc. Civ. Eng.*, Vol. 60, No. 5, PP. 1-27.
-