



دانشگاه گنبدکاووس

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و چهارم، شماره دوم، ۱۳۹۶

<http://jwsc.gau.ac.ir>

تعیین اهمیت نسبی پارامترهای دو مدل هیدرولوژیکی یکپارچه با استفاده از روش‌های مورس، سوبول و شاخص آنتروپی

*ابوالحسن فتح‌آبادی^۱، حامد روحانی^۱ و سیدمرتضی سیدیان^۱

^۱استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشگاه گنبدکاووس، گلستان

تاریخ دریافت: ۹۵/۶/۲؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۴/۲۷

چکیده

سابقه و هدف: در طی دهه‌های اخیر با افزایش قابلیت مدل‌سازی با کامپیوتر شاهد افزایش پیچیدگی و تنوع مدل‌های هیدرولوژیکی بوده‌ایم. با افزایش پیچیدگی مدل، تعداد پارامترهای مدل زیاد شده که این مسأله باعث افزایش احتمال بیش‌برازشی و سخت شدن شناسایی پارامترها و ساختار مدل می‌شود. بدین‌منظور با استفاده از آنالیز حساسیت پارامترهای مهم که به نوعی رفتار مدل را کنترل می‌کنند شناسایی شده و سهم هر یک از پارامترها در عدم قطعیت خروجی مدل تعیین می‌شود. روش‌های مختلفی برای آنالیز حساسیت پارامترها و ورودی‌های مدل‌های مختلف وجود دارد که آن‌ها را به دو دسته موضعی و سراسری تقسیم‌بندی می‌کنند. در حالی‌که در روش‌های موضعی تغییرات خروجی مدل در حالتی که سایر پارامترها ثابت بوده و فقط یکی از پارامترها تغییر می‌کند بررسی می‌شود. روش‌های سراسری قادر بوده آنالیز حساسیت را برای کل دامنه پارامترهای مدل اجرا کرده و همچنین می‌توانند اثرات متقابل بین پارامترها و غیرخطی بودن را نیز در نظر بگیرند. در این پژوهش کارایی سه روش آنالیز حساسیت شامل روش‌های مورس، سوبول و شاخص آنتروپی در آنالیز حساسیت پارامترها و ورودی‌های مدل‌های هیدرولوژیکی TOPMODEL و HBV بررسی شد. در هر دو مدل مهم‌ترین پارامترها شناسایی شده و بر اساس اهمیت آن‌ها در خروجی مدل رتبه‌بندی شدند. این پژوهش در بخشی از حوزه گرگانرود (حوزه آبخیز چهل‌چای) انجام شد.

مواد و روش‌ها: سه روش آنالیز حساسیت مورس، سوبول و آنتروپی در این پژوهش بررسی شدند. روش مورس جهت آنالیز حساسیت و غربال‌گری و تشخیص پارامترها و ورودی‌های مهم ارائه شده است. این روش بر اساس روش نمونه‌های تصادفی و تکراری یک پارامتر در هر اجرا پایه‌گذاری شده است. روش سوبول یکی از متداول‌ترین روش‌های آنالیز حساسیت سراسری است که بر مبنای تجزیه واریانس می‌باشد. روش آنتروپی برای آنالیز حساسیت مبتنی بر اطلاعات متقابل با جدول مقایسات ارائه شده است. دو مدل هیدرولوژیکی HBV و TOPMODEL برای مقایسه سه روش آنالیز حساسیت استفاده شد، که به‌ترتیب دارای ۱۳ و ۹ پارامتر هستند. در این پژوهش از روش نمونه‌برداری مربع لاتین برای نمونه‌برداری تصادفی از مجموعه پارامترها به‌علت کارایی آن استفاده گردید. علاوه بر آن سه روش آنالیز حساسیت از لحاظ همگرایی، رتبه‌بندی پارامترها و تعداد محاسبات مورد نیاز ارزیابی شدند.

* مسئول مکاتبه: fathbabadi@ut.ac.ir

یافته‌ها: در روش مورس تعداد نمونه‌برداری برای اینکه تعداد تکرار مدل به همگرایی برسد به ترتیب ۷۰۰ و ۱۰۰۰ تکرار در دو مدل TOPMODEL و HBV بود. در روش سوپول همگرایی نمونه‌برداری پارامترها برای دو مدل TOPMODEL و HBV به ترتیب در تعداد نمونه‌برداری برابر با ۲۲۰۰۰ و ۲۸۰۰۰ به دست آمد. در روش آنتروپی در هر دو مدل هیدرولوژیکی در تعداد تکرار ۶۰۰۰ به بعد تغییرات آماره R و ضریب عدم قطعیت کاهش یافته و به نوعی در این تعداد تکرار مدل‌ها به همگرایی رسیدند. در مدل TOPMODEL روش‌های سوپول و مورس رتبه‌بندی یکسانی ارائه دادند. روش آنتروپی نیز مشابه این دو روش عمل کرده با این تفاوت که در این روش پارامترهای M و Srmx به ترتیب رتبه‌های ۳ و ۴ را دارند در حالی که در دو روش دیگر این پارامترها به ترتیب رتبه‌های ۴ و ۳ را به خود اختصاص دادند. در مدل HBV تا پارامترهای مرتبه ۵ دو روش سوپول و مورس عملکرد یکسانی داشتند. در مدل HBV مهم‌ترین تفاوت حساسیت پارامترها با روش آنتروپی محاسبه شد، به طوری که در این روش پارامتر FC به عنوان حساسیت‌ترین پارامتر تشخیص داده شد؛ این در حالی است که در دو روش دیگر پارامتر BETA حساس‌ترین پارامتر بود.

نتیجه‌گیری: یک رویکرد واحد برای حل تمام مسائل وجود ندارد. بنابراین به طور معمول دو یا چند روش بیش‌تر که ترجیحاً اساس تئوری یکسانی را ندارند، جهت افزایش اطمینان در رتبه‌بندی حساسیت پارامترها استفاده می‌شود. در این مطالعه ارزیابی جامع برای اثربخشی و کارایی سه روش آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای دو مدل هیدرولوژیکی HBV و TOPMODEL اجرا شد. نقاط قوت و ضعف‌های سه روش مورد بحث بررسی شد. در روش سوپول همگرایی نمونه‌برداری پارامترها به تعداد زیادی اجرا (>۲۰۰۰۰) در دو مدل هیدرولوژیکی نیاز داشت. بنابراین اجرای آن در مدل‌های پیچیده بسیار وقت‌گیر است. در مقابل روش مورس فقط نیاز به اجرای کم‌تر از ۱۰۰۰ شبیه‌سازی داشت.

واژه‌های کلیدی: آنالیز حساسیت، آنتروپی، سوپول، مورس، مدل هیدرولوژیکی

مقدمه

شدن مدل سبب افزایش تعداد پارامترهای مدل شده و با توجه به داده مشاهداتی کم، احتمال بیش‌برازشی بیش‌تر می‌شود (۱۲، ۲۰ و ۲۸). جهت بهینه‌سازی مؤثر پارامترهای مدل باید پارامترهای رفتاری مدل شناسایی شوند. با استفاده از آنالیز حساسیت، پارامترهایی که بیش‌ترین تأثیر را در عدم قطعیت خروجی مدل دارند شناسایی شده و با ثابت نگه داشتن پارامترهای غیرمهم در مقادیر مشخص، ابعاد بهینه‌سازی کاهش یافته در حالی که از قابلیت اطمینان و کارایی مدل کاهش نمی‌یابد (۱۶). برای این منظور قبل از واسنجی مدل با استفاده از آنالیز حساسیت پارامترهای مهم مدل شناسایی می‌شوند.

به منظور مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژیکی مدل‌های مختلف هیدرولوژیکی مفهومی و توزیعی در نقاط مختلف دنیا توسعه پیدا کرده‌اند. در این مدل‌ها دو دسته پارامترهای مفهومی و فیزیکی وجود دارند (۱۷). پارامترهای مفهومی به طور مستقیم قابل اندازه‌گیری نبوده، در ارتباط با برخی خصوصیات حوضه هستند و با واسنجی مدل تعیین می‌شوند. پارامترهای فیزیکی پارامترهایی هستند که با استفاده از داده‌های برداشتی و خصوصیات حوضه، اندازه‌گیری یا برآورد می‌شوند (۱۴، ۲۶ و ۴۲). معمولاً پارامترهای فیزیکی به دلیل تغییرات زیاد خصوصیات فیزیکی حوضه و همچنین نیاز به داده‌برداری زیاد واسنجی می‌شوند. پیچیده‌تر

پارامترهای مختلف را برآورد کنند (۱۰)، در صورتی که روش‌هایی مانند سوپول تأثیر متقابل پارامترها را در نظر گرفته و معیاری از شاخص حساسیت هر یک از پارامترها را ارائه می‌دهند (۳۵ و ۳۶).

در این پژوهش کارایی سه روش آنالیز حساسیت سراسری شامل روش‌های موریس، سوپول و شاخص آنتروپی در آنالیز حساسیت پارامترها و ورودی‌های دو مدل هیدرولوژیکی TOPMODEL و HBV بررسی شد. در هر دو مدل مهم‌ترین پارامترها شناسایی شده و بر اساس اهمیت آن‌ها در خروجی مدل رتبه‌بندی شدند. همچنین با استفاده از روش‌های آنالیز حساسیت سهم هر یک از پارامترها در واریانس خروجی تعیین شد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه: حوزه آبخیز چهل‌چای در استان گلستان جنوب شهرستان مینودشت با مختصات $36^{\circ}59'$ تا $37^{\circ}13'$ عرض شمالی و $55^{\circ}23'$ تا $55^{\circ}38'$ طول شرقی واقع شده است. این حوضه با مساحت $256/83$ کیلومترمربع دارای ارتفاع حداقل 135 متر و حداکثر 2550 متر از سطح دریا می‌باشد. متوسط بارندگی حوضه برابر با $767/5$ میلی‌متر است. 60 درصد از سطح حوضه پوشیده از اراضی جنگلی می‌باشد و بقیه سطح حوضه را اراضی زراعی در بر می‌گیرد. در این پژوهش داده‌های پایه مورد استفاده شامل داده‌های مشاهداتی بارندگی، دبی رودخانه و تبخیر تعرق روزانه منطقه از سال‌های آبی $68-1367$ تا $71-1370$ می‌باشد.

آنالیز حساسیت

روش موریس: روش موریس جهت آنالیز حساسیت و غربال‌گری و تشخیص پارامترها و ورودی‌های

آنالیز حساسیت به‌عنوان تعیین سهم هر یک یا گروهی از پارامترها و ورودی‌ها در عدم قطعیت خروجی تعریف شده است (۳۷). روش‌های مختلفی برای آنالیز حساسیت پارامترها و ورودی‌های مدل‌های مختلف وجود دارد که آن‌ها را به دو دسته موضعی و سراسری تقسیم‌بندی می‌کنند. در روش‌های موضعی تغییرات خروجی مدل در حالتی که سایر پارامترها ثابت بوده و فقط یکی از پارامترها تغییر می‌کند بررسی می‌شود (۳۴). روش‌های سراسری قادر بوده آنالیز حساسیت را برای کل دامنه پارامترهای مدل اجرا کرده و همچنین می‌تواند اثرات متقابل بین پارامترها و غیرخطی بودن را نیز در نظر بگیرند (۳۷ و ۴۳). روش‌های آنالیز حساسیت سراسری نیز خود به دو دسته روش‌های کمی و کیفی تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های کیفی با تعداد محدودی از اجرای مدل سعی در شناسایی پارامترهای غیرمؤثر دارند؛ در حالی که در روش‌های کمی سهم هر یک از پارامترها در واریانس خروجی مدل اندازه‌گیری می‌شوند و به تعداد زیادی اجرای مدل نیاز دارند (۷). با توجه به مزایای روش‌های آنالیز حساسیت سراسری استفاده از این روش‌ها کاربرد گسترده‌تری در بین پژوهشگران پیدا کرده است (۲، ۲۹، ۳۰ و ۳۷). از روش‌های آنالیز حساسیت سراسری می‌توان روش‌های مبتنی بر آنالیز واریانس (تجزیه فوریه (۱۳) و سوپول (۳۵ و ۳۶))، موریس (۲۵)، رگرسیون (۹)، Meta model (مانند روش‌های مدل‌های رگرسیون چندمتغیره اسپلاین) (۲۲، ۴۵)، ماشین بردار پشتیبان (۳۷) و آنتروپی (۲۴) اشاره کرد. سونگ و همکاران (۲۰۱۵) در بررسی روش‌های مختلف آنالیز حساسیت مشاهده کردند از سال ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۵ به ترتیب روش‌های مبتنی بر واریانس، موریس، رگرسیون، Meta model و آنتروپی بیش‌ترین کاربرد را در آنالیز حساسیت پارامترها و ورودی‌های مدل‌های هیدرولوژیکی داشته‌اند (۳۷). روش‌هایی مانند رگرسیون قادر نیستند تأثیر متقابل

فرض می‌شود مدلی با $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ پارامتر و ورودی که هر یک دارای p سطح است وجود دارد. برای یک پارامتر یا ورودی X_i اثرات اولیه آن به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود.

$$d_i(X) = \frac{f(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i + \Delta, X_{i+1}, \dots, X_n) - f(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i, \dots, X_n)}{\Delta} \quad (1)$$

σ معیاری از مقادیر اثرات با مرتبه بالاتر که در برگزیده اثرات متقابل و غیرخطی بودن است، ارائه داد (۴۰). برای اندازه‌گیری این معیارها مورس، (۱۹۹۱)، پیشنهاد کرد برای هر ورودی، R نقطه در فضای پارامترها و ورودی‌ها $X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(R)}$ به طوری که تمام فضای نمونه پارامترها را پوشش دهند برداشت گردد و با استفاده از این تعداد نقاط اثرات اولیه (رابطه‌های ۲ و ۳) محاسبه گردد (۲۵).

$$\mu_i = \frac{1}{R} \sum_{j=1}^R d_i(X^{(j)}) \quad (2)$$

$$\sigma_i = \frac{1}{R-1} \sum_{j=1}^R \left[d_i(X^{(j)}) - \frac{1}{R} \sum_{j=1}^R d_i(X^{(j)}) \right]^2 \quad (3)$$

استفاده از معیار μ از معیار μ^* (رابطه ۴) استفاده گردد (۸). در واقع با استفاده از μ^* اثراتی که در نتیجه غیرخطی بودن و یکنواخت نبودن اثرات توسط μ اندازه‌گیری نمی‌شود، می‌توان اندازه‌گیری کرد (۲۱). چنانچه مقدار μ^* مربوط به یک پارامتر بزرگ باشد، نشان‌دهنده تأثیر بالای پارامتر بر خروجی مدل است و چنانچه مقدار واریانس آن نیز بزرگ باشد نشان می‌دهد که اثرات متقابل و روابط غیرخطی بین پارامتر و ورودی موردنظر با خروجی بالا است. برای تعیین نوع ارتباط هر پارامتر و ورودی با خروجی از خط $\mu_i^* = 2 * SEM_i$ که در آن SEM_i نشان‌دهنده انحراف استاندارد و برابر با $\sigma_i^* R^{-1/2}$ است، استفاده می‌گردد (۳۱):

مهم توسط مورس، ۱۹۹۱ ارائه گردید (۲۵). این روش بر اساس نمونه‌های تصادفی و تکراری تغییر یک پارامتر در هر اجرا^۱ پایه‌گذاری شده است.

که در آن، Δ دارای مقادیر $\left\{ \frac{1}{p-1}, \frac{2}{p-1}, \dots, 1 - \frac{1}{p-1} \right\}$ است که p تعداد سطحها است و $(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i, \dots, X_n)$ یک نمونه تصادفی در فضای پارامترها است به طوری که $(X_1, \dots, X_{i-1}, X_i + \Delta, X_{i+1}, \dots, X_n)$ هنوز در فضای پارامترها هستند.

جهت آنالیز حساسیت، مورس دو آماره μ که نشان‌دهنده تأثیر کلی هر پارامتر بر خروجی مدل است

زمانی که مقدار μ_i برای یک پارامتر یا ورودی در مقایسه با مقدار μ_i سایر پارامترها یا متغیرها بزرگ باشد، بیانگر آنست که خروجی حساسیت بالایی نسبت به این پارامتر دارد. بر عکس چنانچه یک متغیری دارای μ_i کوچک باشد دارای تأثیر کمی بر روی خروجی مدل دارد و تغییرات کوچک Δ در این پارامتر تأثیر کمی بر خروجی مدل دارد. رابطه ۳ در واقع نشان‌دهنده اثرات متقابل و روابط غیرخطی پارامترها و خروجی‌ها است که جهت اندازه‌گیری مقدار پراکنش مقادیر اثرات اولیه استفاده می‌شود (۶). در حالتی که تأثیر یک ورودی در خروجی به صورت یکنواخت نباشد μ_i نمی‌تواند معیار مناسبی جهت اندازه‌گیری مقدار ارتباط بین پارامترها و ورودی‌ها با خروجی باشد. بدین منظور جهت حل این مسأله کامپلوتگو و همکاران (۲۰۰۷) پیشنهاد کردند به جای

$$\mu_i^* = \frac{1}{R} \left| \sum_{j=1}^R d_i(X^{(j)}) \right| \quad (4)$$

کامپلونگو و همکاران (۲۰۰۷) بیان کرد که به‌طور معمول $r = 10 - 20$ در نظر گرفته می‌شود (۸). روانو و همکاران (۲۰۱۱ و ۲۰۱۲) تعداد ۶۰ تا ۷۰ را پیشنهاد دادند (۳۱ و ۳۲). نتایج پژوهش دیگر نشان داد که روش مورس در $r=2000$ به همگرایی رسید (۴۱). بنابراین با توجه به پژوهش‌های فوق به‌منظور تعیین تعداد نمونه‌برداری بهینه، در این پژوهش تعداد نمونه‌برداری‌ها بین ۲۰ تا ۶۰۰۰ در نظر گرفته شد. روش سوپول: این روش یکی از متداول‌ترین روش‌های آنالیز حساسیت سراسری است که بر مبنای تجزیه واریانس پایه‌گذاری شده است (۳۶). تجزیه واریانس به‌صورت رابطه ۵ بیان می‌شود.

$$V(y) = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{i \leq j \leq n} V_{ij} \dots + \sum_{i \leq 1} V_{i...n} \quad (5)$$

n تعداد پارامترهای مدل هستند. شاخص‌های آنالیز حساسیت مرتبه اول، دوم و کل می‌توانند به‌صورت رابطه‌های ۶ تا ۸ بیان شوند.

$$S_i = \frac{V_i}{V(y)} \quad (6)$$

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V(y)} \quad (7)$$

$$S_{Ti} = 1 - \frac{V_{\sim i}}{V(y)} \quad (8)$$

مدل‌های ساده راه‌حل تحلیلی برای محاسبه شاخص حساسیت مرتبه اول و کل وجود دارد. زمانی که مدل غیرخطی و پیچیده باشد روش‌های مونت‌کارلو برای محاسبه این شاخص‌ها استفاده می‌شوند. تقریب مونت‌کالو برای محاسبه V_i ، $V(y)$ و $V_{\sim i}$ به‌صورت رابطه‌های ۹ تا ۱۲ می‌باشند (۳۵ و ۳۶).

چنان‌چه فاکتوری داخل پلی‌گون ساخته شده از خط $\mu_i^* = 2 * SEM_i$ و CTMORRIS برای μ^* قرار گیرند آن فاکتور دارای تأثیر متقابل و روابط غیرخطی با خروجی می‌باشند. CTMORRIS نشان‌دهنده آستانه تشخیص فاکتورهای مؤثر از فاکتورهای غیرمؤثر است. بنابراین فاکتورهایی که دارای $\mu^* > CT_{MORRIS}$ باشند فاکتورهای مؤثر هستند و از بین این فاکتورها نیز، فاکتورهایی که دارای $\sigma > \mu^* * \sqrt{r}/2$ باشند دارای اثرات متقابل و روابط غیرخطی با خروجی هستند (۴۱). با در نظر گرفتن تعداد تکرارهای مورد نیاز برای تعیین اثرات اولیه و تعداد پارامترها بر اساس مورس (۱۹۹۱) تعداد $(1 + \text{پارامترتعداد}) * r$ شبیه‌سازی نیاز است.

که در آن، $V(y)$ نشان‌دهنده کل واریانس خروجی مدل، V_i نشان‌دهنده تأثیرات مرتبه اول پارامتر i مدل، V_{ij} اثرات متقابل پارامترهای i و j بر روی خروجی و

که در آن‌ها، $V_{\sim i}$ نشان‌دهنده سهم تمام پارامترها به غیر از پارامتر i در خروجی مدل است. S_{Ti} مقادیر حساسیت کل را برای پارامتر X_i تا مرتبه m حساب می‌کند. چنان‌چه یک پارامتر دارای شاخص مرتبه اول پایین و شاخص کل بالا باشد نشان‌دهنده اثرات متقابل بالای این پارامتر بر خروجی مدل است. برای

$$\hat{f}_0 = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n f(\theta_s) \quad (9)$$

$$\hat{f}_0 = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n f^2(\theta_s) - \hat{f}_0^2 \quad (10)$$

$$\hat{V}_i = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n f(\theta_s^{(a)}) f(\theta_{(\sim i)s}^{(b)}, \theta_{is}^{(a)}) - \hat{f}_0^2 \quad (11)$$

$$\hat{V}_{\sim i} = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n f(\theta_s^{(a)}) f(\theta_{(\sim i)s}^{(a)}, \theta_{is}^{(b)}) - \hat{f}_0^2 \quad (12)$$

مدل TOPMODEL از ۳۰۰۰ نمونه مونت کارلو استفاده کردند (۴۵). در پژوهش گان و همکاران (۲۰۱۴) در آنالیز حساسیت پارامترهای مدل ساکرمتمو با ۱۶ پارامتر حداقل تعداد نمونه برداری‌ها برابر با ۱۰۵۰ در نظر گرفتند (۱۶).

روش آنالیزی اطلاعات متقابل: آنالیزی یک شاخص از محتوای اطلاعاتی یا عدم قطعیت متغیر تصادفی است. میسرا و همکاران (۲۰۰۳) روشی برای آنالیز حساسیت مبتنی بر اطلاعات متقابل^۱ با جدول مقایسات ارائه دادند (۲۴). از این روش در آنالیز حساسیت مدل‌های آب زیرزمینی استفاده شده است (۲۳ و ۴۴). فرض می‌شود متغیر ورودی X دارای I حالت متفاوت و Y متغیر خروجی با J حالت مختلف است که این اطلاعات در جدول احتمال نمایش داده می‌شوند. در این جدول ردیف‌ها نشان‌دهنده متغیر مستقل و ستون‌ها نشان‌دهنده متغیر وابسته یا Y است. چنانچه از تعداد کل شبیه‌سازی‌ها تعداد حالتی که متغیر X در حالت k باشد و به‌طور هم‌زمان خروجی Y نیز در حالات T باشد در جدول احتمال^۲ در خانه منتهی به این حالت‌ها تعداد کل این حالت‌ها قرار داده می‌شوند. با در نظر گرفتن این جدول، احتمال مربوط به حالت‌های X_i و Y_j برابر است با $P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N}$ ، در اینجا N_{ij} نشان‌دهنده تعدادی

که در آن‌ها، n تعداد شبیه‌سازی‌ها، θ_s مجموعه پارامترها در فضای پارامترها و a و b دو نمونه متفاوت مونت کارلو هستند. $\theta_s^{(a)}$ و $\theta_s^{(b)}$ به ترتیب مجموعه پارامترهای مربوط به نمونه‌های مونت کارلوی a و b هستند. $\theta_{(\sim i)s}^{(a)}$ و $\theta_{(\sim i)s}^{(b)}$ به ترتیب مجموعه پارامترهای نمونه برداری شده مونت کارلو a و b در حالتی هستند که پارامتر i نمونه برداری نشده است. تعداد شبیه‌سازی‌های مورد نیاز برای برآورد شاخص حساسیت مرتبه اول و کل برابر است با $m \times (n + 2)$

در این پژوهش از روش نمونه برداری مربع لاتین برای نمونه برداری تصادفی از مجموعه پارامترها به‌علت کارایی آن (۳۸ و ۴۵) استفاده گردید. در این روش نمونه برداری به‌گونه‌ای است که از تمام فضای مربوط به یک پارامتر نمونه برداری صورت می‌گیرد. در این روش دامنه هر پارامتر به n قسمت با احتمال مساوی $\frac{1}{n}$ تقسیم می‌شود.

تانگ و همکاران (۲۰۰۷) تعداد ۸۱۹۲ نمونه برای آنالیز حساسیت مدل با ۱۸ پارامتر استفاده کردند (۳۸). Fu و همکاران (۲۰۱۲) برای مدلی با ۲۱ پارامتر، ۲۰۰۰ نمونه مربع لاتین به‌کار بردند (۱۵). تانگ و همکاران (۲۰۰۷) برای مدل با ۴۰۳ پارامتر و متغیر ورودی، ۲۰۰۰ نمونه تصادفی استفاده کردند (۳۹). ژانگ و همکاران (۲۰۱۳) در آنالیز حساسیت

1- Mutual

2- Contingency

از کل شبیه‌سازی‌هایی است که متغیر x در حالت i می‌باشد و به‌طور هم‌زمان خروجی y نیز در حالت j است و N تعداد کل شبیه‌سازی‌ها است. $N_{i,j}$ تعداد کل حالات‌هایی است که متغیر x در وضعیت i است و $N_{j,i}$ تعداد کل حالات‌هایی است که متغیر y در حالت j است. احتمال مربوط به وضعیت x_i برابر است با $p_i = \frac{N_{i,j}}{N}$ و احتمال مربوط به وضعیت y_j برابر است با $p_j = \frac{N_{i,j}}{N}$. با در نظر گرفتن این اطلاعات، آنتروپی x و y که نشان‌دهنده متوسط اطلاعات آن‌ها است به‌صورت رابطه ۱۳ تعریف می‌شود:

$$H(x) = \sum_i P_i \ln P_i \quad H(y) = \sum_j P_j \ln P_j \quad (13)$$

اطلاعات متقابل بین x و y که نشان‌دهنده کاهش عدم قطعیت y در نتیجه اطلاع از x است به‌صورت رابطه ۱۵ تعریف می‌شود:

$$H(x, y) = \sum_{i,j} P_{ij} \ln P_{ij} \quad (14)$$

$$\sum_i \sum_j P_{ij} \ln \frac{P_{ij}}{P_i P_j} \quad (15)$$

$$I(x, y) = H(x) + H(y) - H(x, y)$$

جهت تعیین اهمیت هر یک از ورودی‌ها در خروجی مدل از ضریب عدم قطعیت (رابطه ۱۶) استفاده می‌شود:

$$U(x, y) = 2 \left[\frac{I(x, y)}{H(x) + H(y)} \right] \quad (16)$$

آماره دیگر که برای تعیین میزان حساسیت هر یک از پارامترها استفاده می‌شود آماره R است که توسط گرنجر و لین (۱۹۹۴) معرفی شده است و بر اساس اطلاعات متقابل است (۱۸).

$$R(x, y) = [1 - \exp(-2I(x, y))]^{1/2} \quad (17)$$

مقدار این معیار بین صفر و یک است که مقدار صفر نشان‌دهنده عدم ارتباط هر یک از پارامترهای x و y است و مقدار یک نشان‌دهنده همبستگی کامل دو متغیر است.

مقدار این آماره نیز بین صفر و یک است. اگر مقدار R برابر با صفر باشد متغیرهای x و y مستقل از هم هستند و اگر همبستگی کامل خطی یا غیرخطی بین دو متغیر وجود داشته باشد مقدار آن برابر با یک است.

مقدار این معیار بین صفر و یک است که مقدار صفر نشان‌دهنده عدم ارتباط هر یک از پارامترهای x و y است و مقدار یک نشان‌دهنده همبستگی کامل دو متغیر است.

اگر x و y مستقل باشند در این حالت $I(x, y) = 0$ در نتیجه $H(x, y) = H(x) + H(y)$. در صورتی که x و y کاملاً مستقل از هم باشند داریم $H(x, y) = 0.5[H(x) + H(y)]$ در نتیجه داریم $I(x, y) = 0.5[H(x) + H(y)]$

مقدار این آماره نیز بین صفر و یک است. اگر مقدار R برابر با صفر باشد متغیرهای x و y مستقل از هم هستند و اگر همبستگی کامل خطی یا غیرخطی بین دو متغیر وجود داشته باشد مقدار آن برابر با یک است.

مدل‌های هیدرولوژیکی

روزانه است. آب باران و ذوب برف وارد بخش رطوبت خاک، که مقدار بارش مؤثر در رواناب خروجی حوضه مؤثر را شبیه‌سازی می‌کند، می‌شود. باقی‌مانده بارش به ذخیره خاک افزوده شده که در صورت کافی بودن ذخیره خاک ممکن است این ذخیره تبخیر گردد. خروجی اصلی مدل مقدار دبی حوضه است که از سه قسمت رواناب سطحی، زیرقشری و جریان پایه تشکیل شده است (۱) این مدل دارای ۱۳ پارامتر است. در جدول (۱) حد بالا و پایین پارامترهای مورد استفاده در مدل HBV در فرآیند آنالیز حساسیت ارائه شده است.

مدل بارش رواناب HBV در کلاس HBV مفهومی - یکپارچه مدل‌های هیدرولوژیکی قرار دارد (۳) که بیش‌تر فرآیندهای مهم تولید رواناب با استفاده از ساختار ساده و قوی و تعداد محدودی پارامتر شبیه‌سازی می‌کند. این مدل شامل چهار زیر مدل ۱- تجمع و ذوب برف، ۲- رطوبت خاک و بارش مؤثر، ۳- تبخیر و تعرق و ۴- پاسخ رواناب حوضه، که کنترل‌کننده فرآیندهای مؤثر در مدل‌سازی بارش رواناب هستند، می‌باشد. ورودی‌های این مدل شامل بارش روزانه، دمای حداقل و حداکثر و تبخیر و تعرق

جدول ۱- محدوده پارامترهای مدل HBV در حوزه آبخیز چهل‌چای.

Table 1. HBV model parameters range for ChehChay watershed.

شماره	پارامتر	تعریف پارامتر	حد بالا	حد پایین
No.	(Symbol)	(Parameter definition)	(Upper Limit)	(Under limit)
1	TS	دمای آستانه (C) Threshold Temperature (C)	-3	3
2	CFMAX	فاکتور درجه روز (mm/C) Degree day factor (mm/C)	0	20
3	CFR	فاکتور یخ زدن دوبار Refreezing factor	0	1
4	CWH	ظرفیت نگهداری آب برف Water holding capacity of snow	0	0.8
5	BETA	پارامتر توانی روندیابی خاک Exponential parameter in soil routine	0	7
6	LP	حد تبخیر و تعرق پتانسیل Evapotranspiration limit	0.3	1
7	FC	حداکثر قابلیت ذخیره خاک (mm) Field capacity (mm)	1	2000
8	PERC	حداکثر انتقال آب از مخزن بالا به مخزن پایین (mm/Dt) Maximum flux from Upper to Lower Zone (mm/Dt)	0	100
9	K1	ضریب خشکیدگی برای مخزن بالایی (Dt ⁻¹) Upper Zone outflow coefficient (DL ⁻¹)	0.01	1
10	K2	ضریب خشکیدگی برای مخزن پایینی (Dt ⁻¹) Lower Zone outflow coefficient (Dt ⁻¹)	0.05	0.10
11	K0	ضریب جریان نزدیک سطح (Dt ⁻¹) Near surface flow coefficient (Dt ⁻¹)	0.05	2
12	UZL	آستانه جریان نزدیک سطح (mm) Near surface flow threshold (mm)	0	100
13	MAXBAS	پارامتر تابع انتقال (روز) Transfer function parameter (day)	1	6

سطح زمین قابل برآورد است. همچنین رابطه قابلیت انتقال خاک با عمق یک تابع توانی متناسب با کمبود اشباع است (۴). در جدول ۲ پارامترهای مدل و حد بالا و پایین آن‌ها ارائه شده است. ورودی‌های مدل شامل بارش، تبخیر و تعرق پتانسیل، ارتفاع رواناب حوضه، تابع تأخیر حوضه (در این پژوهش ۵ کلاس در نظر گرفته شد) و شاخص رطوبت توپوگرافیکی (در این پژوهش ۲۴ کلاس مختلف در نظر گرفته شد) می‌باشند.

TOPMODL: **TOPMODL** یک مدل نیمه‌توزیعی است که در آن از مفهوم واحد پاسخ هیدرولوژیکی مبتنی بر شاخص رطوبت توپوگرافیکی برای همگن‌بندی حوضه استفاده می‌شود. این مدل به دلیل سادگی، تعدیل ساختار مدل با حوضه و همچنین بیس فیزیکی فرآیند روندیابی، استفاده گسترده‌ای در طی دهه گذشته جهت مدل‌سازی بارش رواناب داشته است (۵ و ۲۷). در این مدل فرض می‌شود هدایت هیدرولیکی زون اشباع با استفاده از شیب توپوگرافی

جدول ۲- محدوده پارامترهای مدل **TOPMODEL** در حوزه آبخیز چهل‌چای.

Table 2. TOPMODEL model parameters range for Chehichay watershed.

شماره (No.)	پارامتر (Symbol)	تعریف پارامتر (Parameter definition)	حد بالا (Upper Limit)	حد پایین (Under limit)
1	Qs0	جریان زیر سطحی اولیه به‌ازای واحد سطح (m) Initial subsurface flow per unit area (m)	0	0.0004
2	LnTe	لگاریتم متوسط ترانس‌مسویته خاک اشباع (m ² /h) Log of the areal average of T ₀ (m ² /h)	-5	3
3	M	پارامتر کنترل‌کننده کاهش توانی ترانس‌مسویته پروفیل خاک Model parameter controlling the rate of decline of transmissivity in the soil profile	0.03	0.1
4	Sro	کمبود ذخیره منطقه ریشه (m) Initial root zone storage deficit (m)	0	0.3
5	Srmax	حداکثر کمبود ذخیره منطقه ریشه (m) Maximum root zone storage deficit (m)	0.01	0.5
6	Td	تأخیر زمانی زون غیراشباع به‌ازای واحد کمبود ذخیره (h/m) Unsaturated zone time delay per unit storage deficit (h/m)	0	1000
7	Vr	جریان کانالی داخل حوضه (m/h) Channel flow inside catchment (m/h)	100	2500
8	K0	هدایت هیدرولیکی سطح (m/h) Surface hydraulic conductivity (m/h)	0	3
9	CD	مشتق کاپیلاریته Capillary drive	0	5

نتایج و بحث

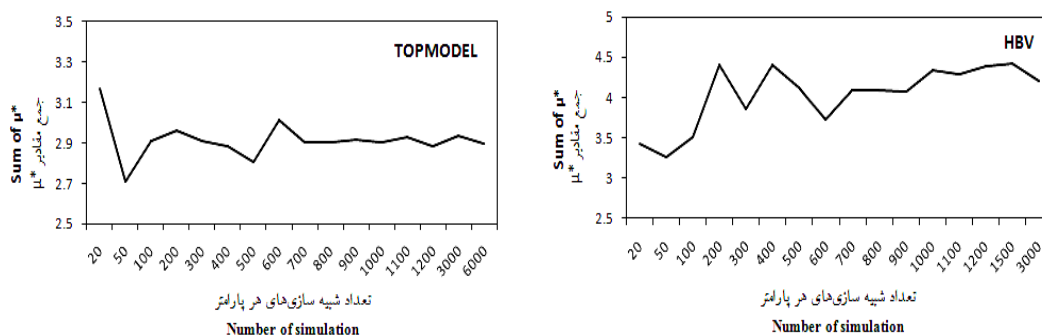
حساسیت مدل‌های مختلف استفاده گردید. برای هر یک از پارامترهای مدل‌های مختلف به دلیل عدم وجود اطلاعات کافی در مورد تابع توزیع پیشین، توزیع

در هر دو مدل هیدرولوژیکی ارتفاع دبی روزانه محاسبه و از معیار ناش ساتکلیف برای آنالیز

مقادیر شاخص μ^* در تعداد ۱۰۰۰ تکرار کم شده است و به نوعی در این تعداد تکرار مدل به همگرایی رسیده است.

در نمودارهای شکل ۲ نتایج مربوط به شاخص‌های آنالیز حساسیت روش مورس ارائه شده است. با در نظر گرفتن آستانه ۰/۱ در مدل TOPMODEL از نه پارامتر شش پارامتر شامل Td و $Qs0$ ، M ، $Srmax$ ، Vr ، $LnTe$ پارامترهای حساس و مهم انتخاب شدند. در این مدل بیش‌ترین مقدار μ^* مربوط به پارامتر $LnTe$ و سپس پارامترهای Vr ، $Srmax$ می‌باشد. با توجه به شکل ۲ مشاهده می‌شود هیچ‌یک از پارامترهای حساس در بالای خط $EMS * 2 = \mu^*$ قرار نگرفته‌اند که این مسئله نشان‌دهنده آن است که هیچ‌یک از پارامترهای مؤثر دارای رابطه غیرخطی و اثرات متقابل نمی‌باشند.

یکنواخت برای نمونه‌برداری از پارامترهای مدل انتخاب گردید. معمولاً زمانی که اطلاعات پیشین در دسترس نباشد در نظر گرفتن تابع توزیع غیریکنواخت منجر به نتایج اشتباه می‌گردد (۴۱). از مسائل مهم در آنالیز حساسیت با استفاده از روش مورس تعداد شبیه‌سازی‌ها می‌باشد. بدین منظور تعداد نمونه‌برداری برای هر پارامتر (R) بین ۲۰ تا ۶۰۰۰ (در این حالت با توجه به تعداد پارامترها، تعداد اجراها برای مدل‌های TOPMODEL و HBV به ترتیب برابر با $R*10$ و $R*14$ است) در نظر گرفته شد و تغییرات جمع مقادیر شاخص μ^* برای بررسی همگرایی استفاده گردید. با توجه به شکل ۱ ملاحظه می‌شود در مدل TOPMODEL تا تعداد ۷۰۰ نمونه‌برداری به بعد تغییرات جمع مقادیر μ^* کم‌تر شده است و این تعداد نمونه‌برداری‌ها به‌عنوان تعداد نمونه بهینه انتخاب گردید. در مدل HBV نیز تغییرات جمع

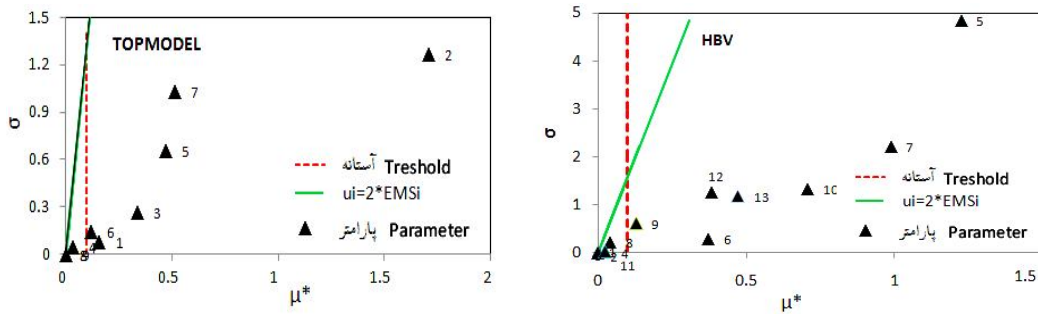


شکل ۱- بررسی همگرایی روش مورس برای خروجی هر مدل با افزایش تعداد نمونه (در اینجا به‌عنوان تعداد شبیه‌سازی‌ها بیان شده است).

Figure 1. Convergence analysis of the Morris method for each model output with increasing sample size (expressed as number of simulations).

مقدار μ^* بیش‌تر از ۰/۱ می‌باشند. همانند مدل TOPMODEL در این مدل نیز هیچ‌یک از پارامترها در بالای خط $EMS * 2 = \mu^*$ قرار نگرفته‌اند.

در مدل HBV با توجه به شکل ۲ ملاحظه می‌شود از بین ۱۳ پارامتر مورد بررسی هفت پارامتر BETA، K1، LP، UZL، MAXBAS، K2، FC دارای



شکل ۲- نتایج آنالیز حساسیت روش مورس، اعداد در داخل شکل معرف شماره پارامتر است برای دو مدل HBV و TOPMODEL است. شماره پارامتر در جدول‌های ۱ و ۲ آمده است.

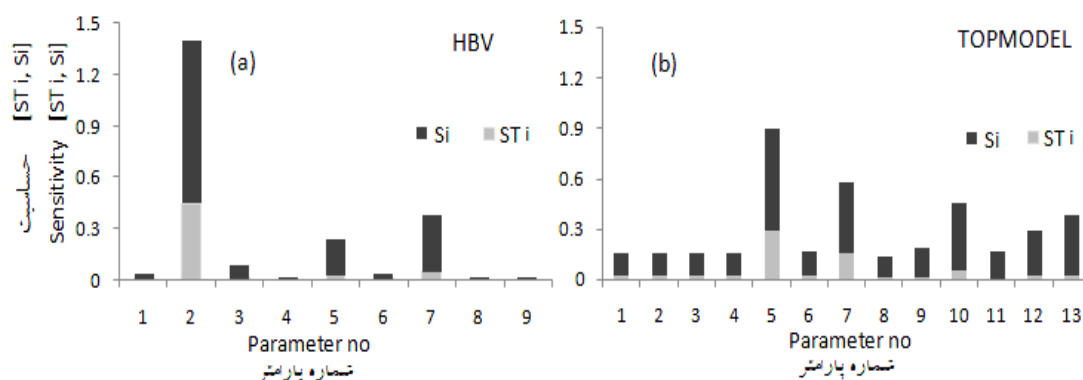
Figure 2. Results of the Morris screening application; the labels indicate the parameter number according to Table 1 for HBV model and Table 2 for TOPMODEL. Parameter numbers can be found in Table 1 and Table 2.

سه پارامتر Vr ، $LnTe$ و $Srmax$ است. در این مدل اختلاف سایر پارامترها از نظر مقادیر معیار حساسیت مرتبه اول و کل خیلی کم بوده و تقریباً مشابه هم هستند. در حالی که در پژوهش کی و همکاران (۲۰۱۳) در آنالیز حساسیت مدل TOPMODEL با استفاده از روش سوپول به ترتیب پارامترهای TD، SZM و LNT0 دارای بیشترین مقدار حساسیت کل بودند (۲۷). در مدل HBV بیشترین مقدار شاخص حساسیت کل و مرتبه اول به ترتیب مربوط به پارامترهای $BETA$ ، FC ، $K2$ ، $MAXBAS$ و UZL می‌باشند و سایر پارامترها از نظر شاخص حساسیت مرتبه اول و کل مشابه هم هستند. چنانچه مقادیر شاخص‌های روش سوپول بیش‌تر از ۰/۱ باشد آن پارامتر خیلی حساس، چنانچه بین ۰/۰۱ تا ۰/۱ باشد پارامتر حساس و چنانچه کم‌تر از ۰/۰۱ باشد پارامتر غیرحساس است (۳۹ و ۴۵). بر این اساس در این پژوهش در مدل TOPMODEL از بین ۹ پارامتر سه پارامتر خیلی حساس و باقی حساس تشخیص داده شدند و در مدل HBV از بین ۱۳ پارامتر مورد بررسی همه آن‌ها به‌عنوان پارامتر خیلی حساس تشخیص داده شدند. سالتلی و همکاران (۲۰۰۸) نتیجه گرفتند در مدلی که تأثیر فاکتورهای جمع‌پذیر است و هیچ‌گونه

در روش سوپول با توجه به تعداد پارامترهای مورد بررسی و پژوهش‌های قبلی تعداد نمونه‌برداری‌ها برای هر پارامتر برابر با ۳۰۰۰ (در کل مدل TOPMODEL، ۳۰۰۰۰۰ و برای مدل HBV، ۴۲۰۰۰ مرتبه اجرا شدند) قرار داده شد. در این حالات مشاهده گردید در هر دو مدل برای برخی پارامترها مقادیر منفی برای اثرات مرتبه اول و اثرات کل مشاهده می‌شود. برای حل این مشکل طبق توصیه سالتلی و همکاران (۲۰۰۴) تعداد نمونه‌برداری‌ها بیش‌تر شد (۳۳)؛ به‌طوری‌که در مدل TOPMODEL در تعداد نمونه‌برداری ۲۲۰۰۰ (تعداد ۲۲۰۰۰۰ اجرا) و در مدل HBV در تعداد ۲۸۰۰۰ (تعداد ۳۹۲۰۰۰ اجرا) مقادیر شاخص‌های منفی نبوده و یک نوع هم‌گرایی در مقادیر شاخص‌ها به‌دست آمد. در شکل ۳ مقادیر شاخص‌های آنالیز حساسیت مرتبه اول (Si) و کل (STi) دو مدل ارائه شده است. شاخص آنالیز حساسیت مرتبه اول تعیین‌کننده میزان تأثیر هر فاکتور در خروجی بدون در نظر گرفتن اثر سایر فاکتورها است. اختلاف بین Si و STi نشان‌دهنده میزان اثرات متقابل هر پارامتر با پارامترهای دیگر است. با توجه به شکل ۳ ملاحظه می‌شود در مدل TOPMODEL بیش‌ترین مقدار حساسیت کل و مرتبه اول مربوط به

استفاده از روش سوپول اثرات متقابل و غیرخطی تشخیص داده شد. در هر دو مدل پارامترهایی که دارای اثرات متقابل بالا بودند دارای اثرات مرتبه اول بالایی نیز بودند. در پژوهش گان و همکاران (۲۰۱۴) نیز مشاهده کردند در روش سوپول پارامترهایی که دارای اثرات مرتبه اول بالاتری بودند دارای اثرات متقابل بزرگ‌تری نیز بودند (۱۶). در پژوهش کی و همکاران (۲۰۱۳) در آنالیز حساسیت مدل TOPMODEL نیز تمام پارامترها دارای تأثیرات متقابل و غیرخطی بودند (۲۷). در مدل TOPMODEL پارامترهای Vr، LnTe، Srmax به ترتیب ۵۷/۴۸، ۱۹/۰۷، ۱۲/۸۸ و در مجموع ۸۹/۴۳ درصد از کل واریانس خروجی مدل را به خود اختصاص دادند. در مدل HBV پارامترهای FC، BETA، K2، MAXBAS و UZL به ترتیب ۱۹/۸۲، ۱۴/۳۰، ۱۲/۳۹ و ۱۰/۵۵ و ۸/۱ و در مجموع ۶۵/۱۸ درصد از کل واریانس خروجی مدل را در بر دارند.

اثرات متقابل وجود ندارد، جمع مقادیر شاخص مرتبه اول برابر با یک است و هر قدر این مقدار کم‌تر از یک شود نشان‌دهنده وجود اثرات متقابل بیش‌تر بین پارامترها است (۳۴). به‌طور مشابه جمع مقادیر اثرات کل همیشه بیش‌تر از یک است و در مدلی که اثرات متقابل بین پارامترها وجود ندارد جمع آن‌ها برابر با یک است. با توجه به این مسأله در مدل TOPMODEL و HBV به ترتیب جمع مقادیر شاخص مرتبه اول برابر با ۰/۵۸ و ۰/۶۶ و جمع شاخص‌های کل برابر با ۱/۵۷ و ۳/۰۳۶ به دست آمد. این مسأله به نوعی نشان‌دهنده وجود اثرات متقابل و غیرخطی بالا در بین پارامترهای هر دو مدل است. این در حالی است که بر اساس روش موریس با آن‌که مقادیر واریانس برای پارامترها بالا بود برای هیچ‌کدام از پارامترها اثرات متقابل و غیرخطی تشخیص داده نشد. مشابه این مسأله در پژوهش وانرولقم و همکاران (۲۰۱۵) مشاهده شد (۴۱). در این پژوهش نیز در حالی که در روش موریس برای هیچ‌کدام از پارامترها اثرات متقابل و غیرخطی تشخیص داده نشد، با



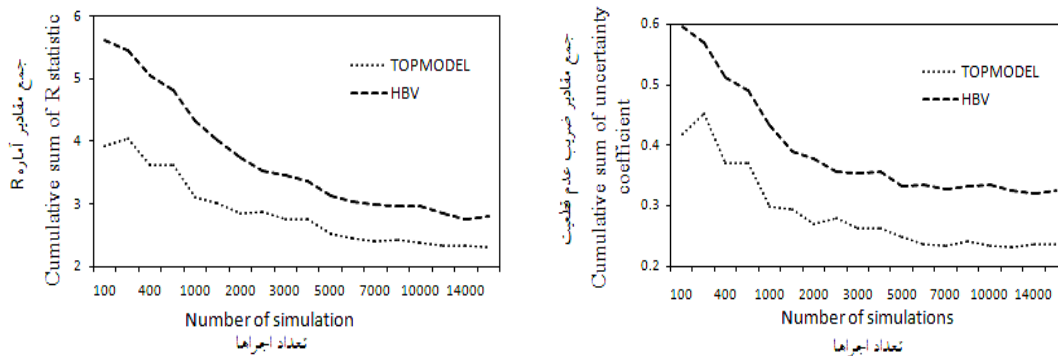
شکل ۳- نتایج آنالیز حساسیت به روش موریس مربوط به مدل (a) HBV و مدل TOPMODEL (شماره پارامترها در جدول‌های ۱ و ۲ آمده است).

Figure 3. Sensitivity analysis of Morris application related to HBV model (a) and TOPMODEL (b), (Parameter numbers can be found in Tables 1 and 2).

صورتی که با افزایش تکرارها بر مقدار این شاخص‌ها در پارامترهای حساس افزوده شده و از مقادیر آن‌ها در پارامترهای با حساسیت کم کاسته شده است. به عبارت دیگر در تکرار کم مدل قادر به تفکیک پارامترها مهم از سایر پارامترها نبوده و با افزایش تعداد تکرار تفکیک بین پارامترهای حساس از پارامترهای غیرحساس بیش‌تر می‌شود.

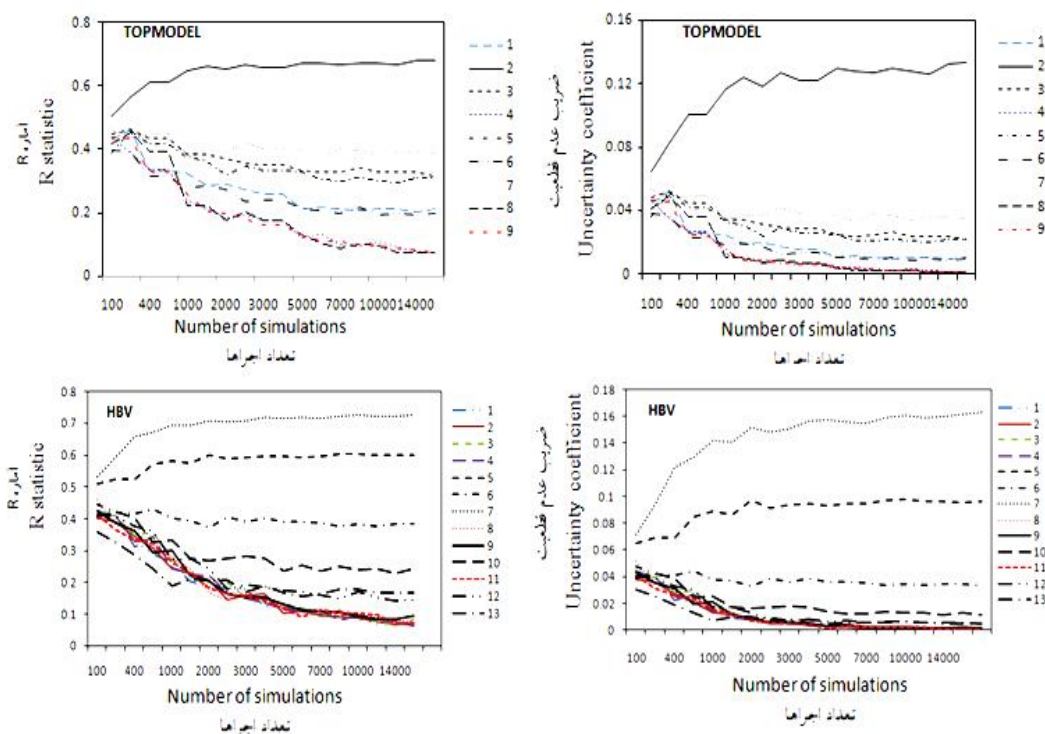
در شکل ۶ نتایج نهایی مربوط به شاخص‌های ضریب عدم قطعیت و آماره R در تعداد اجرای ۶۰۰۰ ارائه شده است. با توجه به شکل ۶ ملاحظه می‌شود در مدل TOPMODEL بر اساس هر دو آماره مهم‌ترین پارامترها به ترتیب Vr ، M و $Srmax$ هستند. در مدل HBV مهم‌ترین پارامترها به ترتیب FC ، $BETA$ ، LP ، $K2$ ، UZL و $MAXBAS$ هستند. اگر چه هر دو شاخص در هر دو مدل نتایج رتبه‌بندی یکسانی ارائه داده‌اند، ولی در هر دو مدل اختلاف آماره R در پارامترهای حساس و غیرحساس نسبت ضریب حساسیت کم‌تر بود و به نوعی در ضریب عدم قطعیت تفکیک بیش‌تری بین پارامترهای حساس و غیرحساس صورت گرفت.

روش آنتروپی در پژوهش‌های می‌شرا و همکاران (۲۰۰۹) و چن و همکاران (۲۰۱۳) استفاده شده است که در این دو پژوهش تعداد نمونه‌برداری‌ها به ترتیب برابر با ۵۰۰ و ۴۲۰۰ قرار داده شد (۱۱ و ۲۳). در این روش نیز مانند دو روش قبل هیچ الگوریتم مدونی برای تعیین تعداد نمونه‌برداری بهینه از فضای پارامترها وجود ندارد. بدین‌منظور در این پژوهش همانند روش موريس تعداد نمونه‌برداری‌ها از ۱۰۰ تا ۱۶۰۰۰ تغییر داده و مقادیر جمع دو شاخص ضریب عدم قطعیت و آماره R جهت بررسی همگرایی مدل استفاده گردید (شکل ۴). با توجه به شکل ۴ مشاهده می‌شود در هر دو مدل در تعداد تکرار ۶۰۰۰ به بعد تغییرات آماره R و ضریب عدم قطعیت کاهش یافته و به نوعی در این تعداد تکرار مدل‌ها به همگرایی رسیده‌اند. به‌منظور بررسی بیش‌تر رفتار پارامترهای مدل‌های مختلف در تکرارهای مختلف در شکل ۵ آماره R و ضریب عدم قطعیت هر پارامتر در تکرارهای مختلف ارائه شده است. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود در هر دو مدل در تعداد تکرارهای کم مقادیر دو شاخص (آماره R و ضریب عدم قطعیت) برای تمام پارامترها یکسان است. در



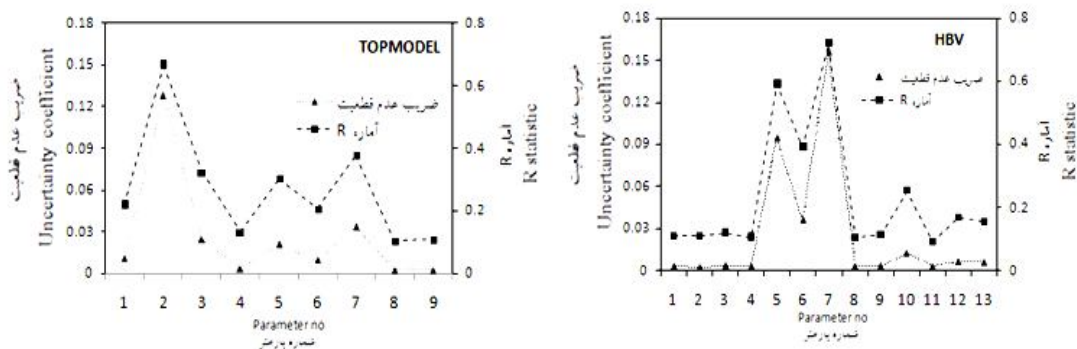
شکل ۴- بررسی همگرایی روش آنتروپی در دو مدل TOPMODEL و HBV در اجراهای مختلف.

Figure 4. Convergence analysis of the Entropy method in different runs.



شکل ۵- رفتار پارامترهای مختلف دو مدل TOPMODEL و HBV در مقادیر مختلف تکرار (شماره پارامترها در جدول‌های ۱ و ۲ آمده است).

Figure 5. Different parameters behavior by TOPMODEL and HBV models in different number of run (Parameter numbers can be found in Tables 1 and 2).



شکل ۶- نتایج معیارهای شاخص R و شاخص عدم قطعیت به روش آنتروپی.
Figure 6. Result of R and uncertainty coefficients by Entropy method.

مشابه این دو روش عمل کرده با این تفاوت که در این روش پارامترهای M و S_{rmax} به ترتیب رتبه‌های ۳ و ۴ را دارند؛ در حالی که در دو روش دیگر این پارامترها به ترتیب رتبه‌های ۴ و ۳ را به خود اختصاص داده‌اند. در مدل HBV تا پارامترهای مرتبه

به منظور مقایسه بهتر هر سه روش در جدول‌های ۳ و ۴ نتایج رتبه‌بندی پارامترهای دو مدل با سه روش ارائه شده است. نتایج جدول ۳ بیانگر آن است که در مدل TOPMODEL روش‌های سوبول و موریس رتبه‌بندی یکسانی ارائه داده‌اند. روش آنتروپی نیز

۵ دو روش سوپول و موریس عملکرد یکسانی دارند. روش موریس برای پارامتر LP و K1 به ترتیب رتبه‌های ۶ و ۷ و روش سوپول به ترتیب رتبه‌های ۷ و ۶ اختصاص دادند و در سایر پارامترها نیز اختلافات کمی وجود دارد. در پژوهش هرمن و همکاران (۲۰۱۳) در مقایسه دو روش سوپول و موریس، دو روش در تشخیص پارامترهای حساس و غیرحساس شبیه هم عمل کرده اما در رتبه‌بندی پارامترهای مختلف کمی با هم متفاوت بودند (۱۹). در مدل HBV مهم‌ترین تفاوت حساسیت پارامترها با روش آنتروپی محاسبه شد، به طوری که در این روش پارامتر FC به عنوان حساسیت‌ترین پارامتر تشخیص داده شد؛ این در حالی است که در دو روش دیگر پارامتر BETA حساس‌ترین پارامتر بود. در سایر پارامترها اختلافاتی بین این روش و دو روش موریس و سوپول وجود داشت که مطابق نتایج پژوهش (۲۳) و (۴۴)، در مقایسه روش آنتروپی و رگرسیون نیز این مسأله مشاهده گردید.

جدول ۳- نتایج رتبه‌بندی پارامترهای مدل HBV.

Table 3. Ranking HBV model parameters.

پارامتر (Parameter)	موریس (Morris)	سوپول (Sobol)	آنتروپی (Entropy)
TS	10	9	10
CFMAX	11	10	13
CFR	13	10	7
CWH	12	10	11
BETA	1	1	2
LP	6	7	3
FC	2	2	1
PERC	8	8	9
K1	7	6	8
K2	3	3	4
K0	9	10	12
UZL	5	5	5
MAXBAS	4	4	6

جدول ۴- نتایج رتبه‌بندی پارامترهای مدل TOPMODEL.

Table 4. Ranking TOPMODEL model parameters.

پارامتر (Parameter)	موریس (Morris)	سوپول (Sobol)	آنتروپی (Entropy)
Qs0	5	5	5
5LnTe	1	1	1
M	4	4	3
Sro	7	7	7
Srmax	3	3	4
Td	6	6	6
Vr	2	2	2
K0	8	9	8
CD	8	8	9

نتیجه‌گیری کلی

آنالیز حساسیت یکی از مهم‌ترین اقدامات جهت شناسایی مهم‌ترین و حساس‌ترین پارامترها در جهت شناخت بیش‌تر مدل است. بدین‌منظور در این پژوهش اقدام به آنالیز حساسیت دو مدل هیدرولوژیکی TOPMODEL و HBV با استفاده از روش‌های سوبول و موریس و آنترویی در حوضه آبخیز چهل‌چای استان گلستان گردید. در هر یک از مدل‌ها حد بالا و پایین هر یک از پارامتر تعیین و با در نظر گرفتن تابع توزیع یکنواخت با استفاده از روش مربع لاتین پارامترهای هر یک از مدل‌ها نمونه‌برداری گردید. نتایج نشان داد در روش موریس در تعداد نمونه‌برداری حدود ۷۰۰ تا ۱۰۰۰ و در روش آنترویی در حدود ۶۰۰۰ نمونه‌برداری مدل‌ها به همگرایی رسیده‌اند. با در نظر گرفتن تعداد اجراها برای هر یک از مدل‌ها کم‌ترین تعداد اجرا برای رسیدن به همگرایی مربوط به روش آنترویی و بعد از آن موریس و روش سوبول بود. تعداد اجرا برای روش سوبول چندین برابر اجراها مور نیاز با روش‌های آنترویی و موریس بوده که از آن به‌عنوان نقطه ضعف روش سوبول نسبت به دو روش دیگر یاد می‌شود. اگرچه در روش سوبول نیاز به اجرای مدل به تعداد خیلی زیاد است، اما نسبت به باقی روش‌های آنالیز حساسیت قابلیت بیش‌تری در تعیین اثرات متقابل بین پارامترها بخصوص در مدل‌های غیرخطی دارد (۳۸ و ۳۹).

در روش آنترویی با افزایش تعداد اجراها از مقادیر شاخص‌های حساسیت پارامترهای غیرحساس کاسته شده و بر مقادیر شاخص‌های حساسیت پارامترهای حساس افزوده شدند. هر سه روش توانسته پارامترهای حساس را شناسایی کنند اما تفاوت‌هایی در رتبه‌بندی انواع پارامترها توسط سه روش وجود داشت. بیش‌ترین اختلاف در رتبه‌بندی پارامترها بین روش آنترویی و دو روش دیگر بود. بر اساس روش سوبول در تمام پارامترها شاخص حساسیت کل بیش‌تر از شاخص حساسیت مرتبه اول بود که به نوعی نشان‌دهنده وجود روابط متقابل و غیرخطی بین پارامترها می‌باشد. در نهایت نتایج پژوهش نشان داد حساس‌ترین پارامترها بر اساس سه روش آنالیز حساسیت در مدل TOPMODEL در منطقه مورد مطالعه به ترتیب Vr ، $LnTe$ و $Srmax$ هستند که به ترتیب بر روی درصد رواناب سطحی و زیرسطحی، جریان کانالی داخل حوضه و کمبود اشباع منطقه ریشه مؤثر هستند. در مدل HBV به ترتیب پارامترهای FC ، $BETA$ ، LP ، $K2$ ، UZL و $MAXBAS$ که به ترتیب بر روی حداکثر قابلیت ذخیره خاک، پارامتر توانی روندیابی خاک، حد تبخیر و تعرق پتانسیل، ضریب خشکیدگی مخزن پایین، آستانه جریان نزدیک سطح و فاکتور درجه روز مؤثر هستند، به‌عنوان مهم‌ترین پارامترها انتخاب شدند.

منابع

1. Aghakouchak, A., and Habib, E. 2010. Application of a conceptual hydrologic model in teaching hydrologic processes. *Inter. J. Engin. Edu.* 26: 4. 963-973.
2. Baroni, G., and Tarantola, S. 2014. A general probabilistic framework for uncertainty and global sensitivity analysis of deterministic models: a hydrological case study. *Environmental Modelling and Software.* 51: 26-34.
3. Bergstrom, S. 1976. Development and application of a conceptual runoff model for Scandinavian catchments. *Bulletin: Series A - Dept. of Water Resources Engineering, Lund Institute of Technology ; no. 52.* 134p.
4. Beven, K.J., Lamb, R., Quinn, P.F., Romanowicz, R., and Freer, J. 1995. TOPMODEL, P 627-668, In: V.P. Singh (eds), *Computer Models of Watershed Hydrology*, Water Resour. Publ, Fort Collins, Colo.

5. Beven, K.J. 1997. TOPMODEL: a critique. *Hydrological Processes*. 11: 9. 1069-1085.
6. Campolongo, F., and Braddock, R. 1999. The use of graph theory in the sensitivity analysis of the model output: A second order screening method. *Reliability Engineering and System Safety*. 64: 1. 1-12.
7. Campolongo, F., Saltelli, A., and Cariboni, F. 2011. From screening to quantitative sensitivative analysis, a unified approach. *Computer Physics Communication*. 182: 4. 978-988.
8. Campolongo, F., Cariboni, J., and Saltelli, A. 2007. An effective screening design for sensitivity analysis of large models. *Environmental Modeling and Software*. 22: 10. 1509-1518.
9. Cariboni, J., Gatelli, D., Liska, R., and Saltelli, A. 2007. The role of sensitivity analysis in ecological modelling. *Ecological Modelling*. 203: 1-2. 167-182.
10. Cibir, R., Sudheer, K.P., and Chaubey, I. 2010. Sensitivity and identifiability of stream flow generation parameters of the SWAT model. *Hydrological Processes*. 24: 9. 1133-1148.
11. Chen, X., Ng, B.M., Sun, Y., and Tong, C.H. 2013. A computational method for simulating subsurface flow and reactive transport in heterogeneous porous media embedded with flexible uncertainty quantification. *Water Resources Research*. 49: 9. 5740-5755.
12. Clark, M.P., Kavetski, D., and Fenicia, F. 2011. Pursuing the method of multiple working hypotheses for hydrological modelling. *Water Resources Research*. 47: 9. 1-16.
13. Cukier, R.I., Levine, H.B., and Shuler, K.E. 1978. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model system. *J. Comp. Physic*. 26: 1. 1-42.
14. Duan, Q., Gupta, V.K., and Sorooshian, S. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*. 28: 4. 1015-1031.
15. Fu, G., Kapelan, Z., and Reed, P. 2012. Reducing the complexity of multi-objective water distribution system optimization through global sensitivity analysis. *J. Water Resour. Plan. Manage*. 138: 3. 196-207.
16. Gan, Y., Duan, Q., Gong, W., Tong, C., Sun, Y., Chu, W., Ye, A., Miao, C., and Di, Z. 2014. A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: a case study with a hydrological model. *Environmental Modelling and Software*. 51: 269-285.
17. Gong, Y.W., Shen, Z.Y., Hong, Q., Liu, R.M., and Liao, Q. 2011. Parameter uncertainty analysis in watershed total phosphorus modelling using the GLUE methodology. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 142: 3-4. 246-255.
18. Granger, C.W.J., and Lin, J. 1994. Using the mutual information coefficient to identify lags in nonlinear models. *J. Time Seri. Anal*. 15: 4. 371-384.
19. Herman, J.D., Reed, P.M., and Wagener, T. 2013. Time-varying sensitivity analysis clarifies the effects of watershed model formulation on model behavior. *Water Resources Research*. 49: 3. 1400-1414.
20. Jakeman, A.J., and Hornberger, G.M. 1993. How much complexity is warranted in a rainfall-runoff model. *Water Resources Research*. 29: 8. 2637-2649.
21. King, D.M., and Perera, B.J.C. 2013. Morris method of sensitivity analysis applied to assess the importance of input variables on urban water supply yield – a case study. *J. Hydrol*. 477: 17-32.
22. Li, J., Duan, Q., Gong, W., Ye, A., Dai, Y., Miao, C., Di, Z., Tong, C., and Sun, Y. 2013. Assessing parameter importance of the Common Land Model based on qualitative and quantitative sensitivity analysis. *Hydrology and Earth System Sciences*. 17: 8. 3279-3293.
23. Mishra, S., Deeds, N., and Ruskauff, G. 2009. Global sensitivity analysis techniques for probabilistic ground water modelling. *Ground Water*. 47: 5. 727-744.
24. Mishra, S., and Knowlton, R.G. 2003. Testing for input-output dependence in performance assessment models. In: *Proceedings of the Tenth International High-Level Radioactive Waste Management Conference, Las Vegas, Nevada*. Pp: 882-887.

25. Morris, M.D. 1991. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics*. 33: 2. 161-174.
26. Nandakumar, N., and Mein, R.G. 1997. Uncertainty in rainfall-runoff model simulation and the implication for predicting the hydrologic effects of land use change. *J. Hydrol.* 192: 211-232.
27. Qi, W., Zhang, C., Chu, J., and Zhou., H. 2013. Sobol sensitivity analysis for TOPMODEL hydrological model: A case study for the Biliu River Basin, China. *J. Hydrol. Environ. Res.* 1: 1. 1-10.
28. Renard, B., Kavetski, D., Kuczera, G., Thyer, M., and Franks, S.W. 2010. Understanding predictive uncertainty in hydrologic modelling: The challenge of identifying input and structural errors, *Water Resources Research*. 46: 5, W05521, doi:10.1029/2009WR008328.
29. Rosolem, R., Gupta, H.V., Shuttleworth, W.J., Zeng, X., and de Goncalves, L.G. 2012. A fully multiple-criteria implementation of the Sobol' method for parameter sensitivity analysis. *J. Geophysic. Res.* 117. 117, D07103, doi:10.1029/2011JD016355.
30. Rouhani, R., and Farahi Moghadam, M. 2014. Application of the Genetic Algorithm technique for optimization of the hydrologic Tank and SIMHHYD models' parameters. *J. Range Water. Manage.* 66. 4. 521-533. (In Persian)
31. Ruano, M.V., Ribes, J., Ferrer, J., and Sin, G. 2011. Application of the Morris method for screening the influential parameters of fuzzy controllers applied to wastewater treatment plants. *Water Science and Technology*. 63: 10. 2199-2206.
32. Ruano, M.V., Ribes, J., Seco, A., and Ferrer, J. 2012. An improved sampling strategy based on trajectory design for application of the Morris method to systems with many input factors. *Environmental Modelling and Software*. 37: 11. 103-109.
33. Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., and Ratto, M. 2004. Sensitivity analysis in practice a guide to assessing scientific models. John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 219p.
34. Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., and Tarantola, S. 2008. *Global Sensitivity Analysis. The Primer*. John Wiley and Sons, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 292p.
35. Sobol, I.M. 2001. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and Computation in Simulation*. 55: 1-3. 271-280.
36. Sobol, I.M. 1993. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. *Mathematical Modelling and Computational Experiment*. 1: 4. 407-417.
37. Song, X., Zhang, J., Zhan, Ch., Xuan, Y., Ye, M., and Xu, C.H. 2015. Global sensitivity analysis in hydrological modelling: Review of concepts, methods, theoretical framework and applications. *J. Hydrol.* 523. 739-757.
38. Tang, Y., Reed, P., van Werkhoven, K., and Wagener, T. 2007a. Advancing the identification and evaluation of distributed rainfall-runoff models using global sensitivity analysis. *Water Resources Research*. 43: 6. DOI: 10.1029/2006WR005813.
39. Tang, Y., Reed, P., Wagener, T., and van Werkhoven, K. 2007b. Comparing sensitivity analysis methods to advance lumped watershed model identification and evaluation. *Hydrology and Earth System Sciences*. 11: 2. 793-817.
40. Tong, C., and Graziani, F. 2008. A practical global sensitivity analysis methodology for multi-physics applications. *Computational methods in transport: verification and validation. Lecture Notes in Computational Science and Engineering*. 62: 277-299.
41. Vanrolleghem, P.A., Mannina, G., Cosenza, A., and Neumann, M. 2015. Global sensitivity analysis for urban water quality modelling: Terminology, convergence and comparison of different methods. *J. Hydrol.* 522: 339-352.
42. Vertessy, R.A., Hatton, T.J., Shaughnessy, P.J., and Jayasuriya, M.D. 1993. Predicting water yield from a Mountach forest catchment using a terrain analysis based catchment model. *J. Hydrol.* 150: 665-700.

43. Wainwright, H., Finsterle, M., Jung, Y., Zhou, Q., and Birkholzer, J.T. 2014. Making sense of global sensitivity analysis. *Computers and Geosciences*. 65: 84-94.
44. Zeng, X., Wang, D., and Wu, J. 2012. Sensitivity analysis of the probability distribution of groundwater level series based on information entropy. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 26: 3. 345-356.
45. Zhang, C., Chu, J., and Fu, G. 2013. Sobol's sensitivity analysis for a distributed hydrological model of Yichun river basin, China. *J. Hydrol.* 480: 58-68.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 24(2), 2017
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Assessing the relative importance of two lump hydrological models parameters using Morris, Sobol and Entropy index methods

***A.H. Fathabadi¹, H. Rouhani¹ and S.M. Seyedian¹**

¹Assistant Prof., Dept. of Range and Watershed Management, Gonbad Kavous University, Golestan

Received: 08/23/2016; Accepted: 07/18/2017

Abstract

Background and Objectives: In recent decades following the massive increase in computational power, considerable progress has been made in hydrological models. As the complexity of the model increases, model parameters increases and this lead to increasing the chances of overfitting and difficulty in identifying both model parameter values and model structure. One possible way to mitigate over-parameterization/non-identifiability is reducing the number of parameters to a small number that can be sufficiently calibrated with limited data. Sensitivity analysis (SA) is a commonly used approach for identifying important parameters that dominate model behaviors. Overall, they can be categorized into two groups: local SA and global SA. The local SA explores the changes of model response by varying one parameter while keeping other parameters constant. On the other hand, the global SA examines the changes of model response by varying all parameters at the same time. No general rule has yet been defined for verifying the convergence of the General SA methods. In order to fill this gap this paper presents a convergence analysis of three widely used SA methods (Morris screening, Sobol and Entropy index) for two rainfall-runoff models, TOPMODEL and HBV. The simulations are carried out over ChehlChay watershed within Gorganrood River Basin.

Materials and Methods: The sensitivity and interaction analysis based on Sobol, Morris screen and Entropy methods were applied. The Morris method has been proposed as a screening method to identify a subset of inputs that have the greatest influence on the outputs. Sobol SA is a global, variance-based method that attributes variance in the model output to individual parameters and their interactions. Mutual entropy analysis is a sensitivity analysis method in which the mutual entropy of two variables is regarded as the correlative extent between these two variables. The distribution character of data (X, Y) can be expressed by contingency tables. The HBV model and TOPMODEL are used as a test problem. There are thirteen and nine parameters in the HBV model and TOPMODEL models, respectively. In each model, samples of the model parameter space are obtained using a latin-hypercube. The convergence analysis has been performed by increasing the number of simulations until there was no significant change of the sensitivity measure. In addition, the three SA methods are evaluated and compared in terms of convergence, the related evolution of the parameter ranking results and required computation cost.

Results: Results of the quantitative convergence analysis for Morris screen was achieved at 700 and 1000 number of simulations for HBV and TOPMODEL models, respectively. Results for the Sobol method deviated considerably from the other methods by 22000 and 28000 for the TOPMODEL and HBV models, respectively. In Entropy method need about 6000 samples for the same purpose in both hydrological models. The ranking of parameters sensitivity indices in TOPMODEL for the first two most sensitive parameters for the three methods are similar. In general, the ranks of sensitive parameters are the same for all methods. Meanwhile for Entropy

* Corresponding Author; Email: fathbabadi@ut.ac.ir

method, M and S_{max} as the third and fourth ranking are vice versa than other two methods. In HBV model, Sobol and Morris screen methods provide similar results for those model parameters having the highest influence. For the parameter P, the sensitivity obtained from Entropy method was 3rd rank but in two other methods the parameter ranking varies from 3rd to sixth. In Entropy parameter FC becomes the most important parameter but in Morris screen and Sobol methods, the model parameter BETA selected as the parameter with the highest importance.

Conclusion: There is no single best strategy for all problems. Therefore in general use of two or more methods, preferably with dissimilar theoretical foundations, may be needed to increase confidence in the ranking of the key inputs. This study conducted a comprehensive evaluation of the effectiveness and efficiency of three SA methods by using the HBV and TOPMODEL models as test problem. The strengths and limitations of qualitative and quantitative SA methods are explored. For the Sobol method, a comparatively large number of simulations (>20 000) were required to sufficiently cover the parameter space. Hence, performing Sobol method for complex models is often becoming problematic. The Morris method, instead, is computationally cheap and needed only <1000 simulations to obtain stable results.

Keywords: Sensitivity analysis, Entropy, Sobol, Morris, Hydrological model

