Archive of SID.ir

نشریه علمی پژوهشی مهندسی آبیاری و آب ایران
سال یازدهم شماره چهل و چهار. تابستان۱۴۰۰

بررسی کارایی مدل‌های ترکیبی در بهبود مدل‌سازی تبخیر از تشتک کلاس A

معصومه فراستی[۱]، ابوالحسن فتح آبادی[۲]، حامد روحانی[۳]

تاریخ ارسال:۱۳۹۸/۰۹/۱۳
تاریخ پذیرش:۱۳۹۹/۰۵/۱۵

مقاله علمی- پژوهشی

چکیده

یکی از پارامترهای مهم اقلیمی که در مدل سازی بسیاری از فرآیندهای هیدرلوژی و اقلیمی استفاده می شود مقدار تبخیر-تعرق می باشد. در این تحقیق، کارایی روش متوسط گیری بیزی (BMA) در ترکیب مدل‌های برآورد تبخیر از سطح نسبت به مدل‌های ترکیبی نقطه ای متوسط بیتس گرنجر (BGA) ، وزن‌های بهینه‌شده با روش حداقل مربعات معمولی (GRA)، روش‌های میانگین‌گیری مبتنی بر معیارهای آکایک (AICA) و شوارتز (BICA) و متوسط‌گیری با وزن‌های یکسان (EWA) بررسی گردید. بدین منظور در ابتدا با استفاده از مدل‌های منفرد سازمان عمران اراضی آمریکا، تیچومیروف، ایوانف، هنفر، شاهتین، مارسیانو و مایر میزان تبخیر از سطح آب در سه ایستگاه مراوه‌تپه، گنبد و گرگان برآورد گردید. سپس هر یک از مدل‌های ترکیبی، جهت ترکیب نتایج خروجی از هر یک از مدل‌های منفرد اجرا شد. نتایج نشان داد در هر سه ایستگاه بهترین عملکرد مدل‌های ترکیبی نقطه ای برای دوره واسنجی و دوره اعتبارسنجی مربوط به روش GRA و ضعیف ترین عملکرد مربوط به روش EWA می‌باشد. نتایج متوسط گیری بیزی نشان داد در هر سه ایستگاه در حالتی که توزیع گاما استفاده گردید حالت های مختلف مدل سازی واریانس آن شبیه یکدیگر بوده و در تمام ایستگاه های حالت های توزیع نرمال عملکرد بهتری نسبت به حالت های توزیع گاما داشته همچنین دامنه عدم قطعیت بدست آمده در حالت توزیع نرمال نسبت به توزیع گاما کوچکتر بود. از سوی دیگر در برآورد نقطه ای روش متوسط گیری بیزی با توزیع نرمال پس از روش GRA عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل های ترکیبی داشت.

واژه‌های کلیدی: تبخیر، مدل BMA، مدل KNN، مدل‌های ترکیبی، تشتک تبخیر.

۱ . نویسنده مسئول، دانشیارگروه مرتع و آبخیز داری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد، ایران
Emai:farasati2760@gmail.com

۲ . – استادیار گروه مرتع و آبخیز داری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد، ایران.Email:afathabadi@gmail.com

۳ . استادیار گروه مرتع و آبخیز داری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد، ایران.
Email: rouhani.hamed@yahoo.com

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

مقدمه

تبخیر تعرق یکی از مهمترین پارامترهای اکوسیستم های خاکی در ارتباط با آب، کربن و مبادله انرژی سطحی است. بنابراین تخمین دقیق تبخیر تعرق در مقیاس بزرگ برای درک واکنش بین سطح زمین و اتمسفر (Keane et al., 2002) ، خشکسالی و مدیریت منابع آب، (Raupach, 2001) و چرخه آب و تبادل کربن اکوسیستم(Eamus, 2003) ضروری است.

به دلیل تأثیر متقابل پارامترهای مختلف هواشناسی در محاسبه تبخیر، روابطی غیرخطی برای تخمین مقدار آن وجود دارد که از دقت بالایی برخوردار نیستند. هر یک از روابط تجربی بنا به شرایط آب و هوایی هر منطقه توصیه شده است. بنابراین دقت روابط تجربی در مناطق مختلف متفاوت است و در هر منطقه نیاز به بررسی و واسنجی دارد (Vanzyle et al., 1989). از آنجایی که شرایط آب وهوایی در هر منطقه متفاوت است، لذا تعیین مناسبترین روش تجربی برای تخمین تبخیر که کمترین اختلاف را با نتایج تشتک داشته باشد، ضروری بنظر می رسد.

Yang et al. (2012) تبخیر- تعرق را با استفاده از مدل-های رگرسیونی ترکیب بارش، درجه حرارت و شاخص پوشش گیاهی تخمین زدند. روش‌های عددی تعیین تبخیر - تعرق نیز با استفاده از سنجش از دور توسعه یافته اند (Yang et al., 2012.)مدل‌های عدم قطعیت نیز برای تخمین تبخیر تعرق به کار می روند (Vinukollu et al., 2011). برای مثال Jimenez et al. (2011) نشان داد که تبخیر تعرق میانگین سالانه بین مدل‌های مختلف و داده ها ، ۵۰ درصد عدم قطعیت داشته است که شامل عدم قطعیت های زیاد بین چرخه آب و انرژی بود. استفاده از مدل‌های ترکیبی برای بهبود تخمین مدل ها بیشتر شده است (Hagedorn et al., 2005). برخلاف مدل‌های منفرد، در ترکیب مدل‌ها سعی می‌شود تا حد ممکن اطلاعات بیشتری از مجموعه مدل‌های اجراشده استخراج شود (Li andSankarasubramanian, 2012). درواقع ترکیب مدل‌ها بر این اساس پایه‌گذاری شده که هر مدل منفرد دارای نقاط ضعف و قوتی هست که با ترکیب آن‌ها ، مدلی با عملکرد بهتر نسبت به هر یک از مدل‌های منفرد به دست می‌آید.

روش متوسط گیری BMA به عنوان یک روش شبیه سازی آماری بر اساس ترکیب مدل‌های مختلف توسعه یافته است (Hoeting et al.,1999) . در روش BMA سهم هر یک از مدل‌های منفرد برابر با وزن‌های به دست آمده از تابع توزیع پسین می باشد. روش BMA، در ترکیب نتایج مدل‌های منفرد برای مطالعات تغییرات اقلیم,(Duan and Phillips, 2010) ، بهبود دقت پیش بینی های هیدرولوژی (Duan et al., 2007) ، آب‌وهوا (Raftery et al., 2005; Wu et al., 2012) ، بیوماس جنگل (Li et al., 2008) و اقتصاد (Fernandez et al., 2001) به صورت گسترده به کار برده شده است. مطالعات گذشته نشان داده است که مدل BMA پیش بینی بهتری نسبت به هر یک ازمدل‌های منفرد داشته است (Sloughter et al., 2007) مدل BMA مقدار عدم قطعیت ورودی‌ها ، ساختار مدل و پارامترها را برآورد کرده و دقت پیش بینی مدل را بهبود می‌دهد (Najafi et al. ۲۰۱۱) Kisi(2015) روشی جدید را برای آنالیز رگرسیون تبخیر ماهانه تشت به کار برد و از روش‌های من کندال غیر پارامتری برای رگرسیون تبخیر از تشت استفاده کرد. (2011) Mosaedee and GHobaee از آمار روزانه پارامترهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک شیراز، به منظور تخمین تبخیر از تشتک استفاده کردند. ایشان نتایج حاصل از مدل عصبی فازی را با نتایج دو معادله تجربی مارکیانو و استیفنز- استوارت مقایسه کردند. نتایج نشان داد که مدل عصبی فازی نسبت به معادله استیفنز استوارت دقیق‌تر است. Shamseldin et al (1997) نشان داد که متوسط‌گیری باعث بهبود عملکرد مدل‌ها نسبت به مدل‌های منفرد می‌شود. در مطالعه‌ی وی روش‌های متوسط‌گیری معمولی و متوسط‌گیری مبتنی بر شبکه

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

عصبی استفاده شده است. Chen et al(2015) به تخمین تبخیر تعرق با استفاده از مدل بیزی پرداختند. نتایج نشان داد که مدل بیزی بهترین عملکرد را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق داشته است. اگرچه ضریب همبستگی مدل بیزی کمتر از روش‌های منفرد بوده اما انحراف این مدل کمتر از مدل‌های منفرد بوده است. اعتبار سنجی مدل بیزی نشان داد که این مدل تا ۸۶ درصد تغییرات را نشان داده است. همچنین نتایج نشان داد که مدل ترکیبی بیزی (BMA) می‌تواند برای آینده مفید بوده و ویژگی‌های آب را در زمان‌های طولانی پیش‌بینی می‌کند.

بعضی از روش‌های ترکیب مدل‌ها بر اساس وزن دهی هر یک از مدل‌های منفرد می‌باشند از این دسته می‌توان به روش‌های متوسط‌گیری معمولی، متوسط‌گیری Bates and Granger(1969) ، متوسط‌گیری مبتنی بر شاخص‌های آکایک (1997) Buckland et al ، بیزی (2004) and Anderson Burnham و وزن‌های بهینه‌شده با روش حداقل مربعات معمولی Granger and (1984) Ramanathan اشاره کرد. در تحقیق (2010) and Diks Vrugt در مقایسه هفت روش وزنی، شاخص آکایک، متوسط‌گیری bates Granger، متوسط‌گیری بیزی و متوسط‌گیری Mallows مشاهده کردند روش‌هایی که برای وزن دهی محدودیتی در نظر گرفته نشده نسبت به روش‌های دیگر با محدودیت وزن‌دهی، عملکرد بهتری داشته‌اند. همچنین روش GRA با توجه به سرعت اجرا نسبت به مدل‌های متوسط‌گیری بیزی و Mallows عملکرد بهتری داشته است.

در روش‌هایی مانند متوسط‌گیری بیزی نیاز به برخی فرضیات مانند نرمال بودن داده‌ها می‌باشد. همچنین در روش‌های وزن دهی نیاز به بهینه‌سازی وزن‌ها با توجه به تابع هدف انتخابی می‌باشد این در حالی است که معمولاً توابع هدف مثل ناش‌ساتکلیف (NSE) یا RMSE به مقادیر خاصی از مقادیر تبخیر حساسیت بیشتری دارند و استفاده از آن‌ها باعث ایجاد اریبی در نتایج مدل می‌شود.

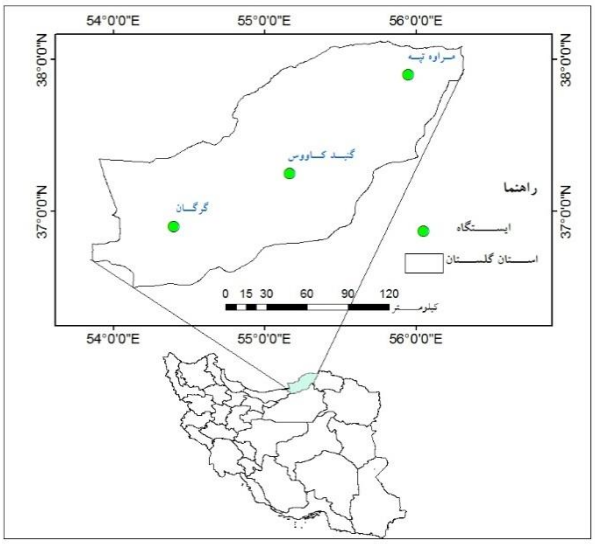
با توجه به اینکه در تحقیقات ذکر شده، مدل‌های منفرد برای تعیین تبخیر از تشت به‌کار رفته‌اند، در این مطالعه سعی گردید که مدل‌های ترکیبی را به‌منظور بهبود تخمین تبخیر - تعرق به کار گرفته و با مدل‌های منفرد تجربی از جمله مدل‌های سازمان عمران اراضی آمریکا، تیچومیروف، ایوانف، هنفر، شاهتین، مارسیانو، مایر مقایسه نمود. همچنین تاکنون در تعیین تبخیر از تشت با استفاده از مدل KNN و BMA مطالعه‌ای صورت نگرفته است؛ بنابراین در این تحقیق سعی بر آن است که تبخیر از تشت را با استفاده از مدل‌های ترکیبی پیش‌بینی کرده و با روش‌های تجربی مقایسه نمود.

مواد و روش‌ها

در این مطالعه، از پارامترهای هواشناسی دمای کمینه، دمای بیشینه و میانگین دما، حداقل و حداکثر رطوبت نسبی و ساعات آفتابی سه ایستگاه گرگان، گنبد و مراوه‌تپه واقع در استان گلستان در بازه زمانی مهرماه ۱۳۷۳ تا شهریورماه ۱۳۹۳ استفاده شد(شکل ۱). پارامترهای مورد نیاز جهت تعیین تبخیر شامل روز، ماه، سال، درجه حرارت حداقل، حداکثر و میانگین، رطوبت نسبی حداقل، حداکثر و میانگین و ساعات آفتابی بود. مدل‌های منفرد مورد بررسی شامل سازمان عمران اراضی آمریکا، تیچومیروف، ایوانف، هنفر، شاهتین، مارسیانو و مایر بودند که روابط مربوطه در جدول (۱) ارائه شده اند.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir



شکل (۱): موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه

جدول (۱): مدل‌های تجربی تعیین تبخیر از سطح آزاد آب (Najafvand and Eslamee, 2016).

نام رابطه	معادله رابطه
مایر	$E = \left(1 + \frac{U_2}{16}\right).C.(e_s - e_a)$
مارسیانو	$E = 0.03U_2(e_s - e_a)$
شاهتین	$E = (0.116 + 0.017U_2)(e_s - e_a)$
هنفر	$E = 0.028U_2(e_s - e_a)$
ایوانف	$E = 0.0018(\mathrm{T} + 25)^2(100 - RH)$
تیچومیروف	$E = (15 + 3U_{10}).(e_s - e_a)$
سازمان عمران آمریکا (**USBR**)	$E = 0.883(4.57T + 43.3)$

در جدول ۱: E: تبخیر از سطح آزاد آب برحسب میلی‌متر در روز؛ U_2و U_{10} سرعت باد در ارتفاع ۲ و ۱۰ متری از سطح زمین برحسب متر بر ثانیه؛ T: میانگین دمای هوا برحسب درجه سانتی‌گراد؛ e_s و e_a به ترتیب فشار بخار اشباع و فشار واقعی بخارآب در هوا برحسب میلی‌متر جیوه؛ RH: میانگین رطوبت نسبی هوا برحسب درصد و C ضریبی است که برای دریاچه‌های عمیق ۰/۳۶ و دریاچه‌های کم‌عمق ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود (Najafvand and Eslamee, 2016). در جدول ۲، پارامترهای هواشناسی ایستگاه‌های مورد مطالعه ارائه شده است.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول (۲): میانگین پارامترهای هواشناسی ایستگاههای مورد مطالعه طی سالهای ۱۳۷۳-۱۳۹۳

ایستگاه	میانگین دما(^{0}C)	حداقل دما(^{0}C)	حداکثر دما(^{0}C)	رطوبت نسبی کمینه(٪)	رطوبت نسبی بیشینه(٪)	میانگین رطوبت نسبی(%)	ساعات آفتابی(h)	تبخیر از تشتک (mm/day)
گرگان	۱۸	۱۳	۲۳	۵۲	۸۷	۷۰	۶	۴
گنبد	۱۸	۱۲	۲۴	۴۸	۸۷	۶۸	۱/۶	۴
مراوه تپه	۱۸	۱۴	۲۲	۶۰	۸۵	۷۲	۶/۳	۶

روش‌های ترکیب مدل‌ها عبارتند از:

۱-متوسط‌گیری با وزن‌های برابر (EWA): چنانچه هدف ترکیب خروجی k مدل مختلف باشد در این روش وزن‌ها به صورت $(\frac{1}{k},\ldots,\frac{1}{k})$ محاسبه می‌شوند. در واقع در این روش به نوعی از خروجی مدل‌های دیگر میانگین‌گیری شده و برای تعیین وزن‌ها از داده‌های آموزشی استفاده نمی‌شود $\hat{\beta}_{EWA}$

۲-مدل متوسط بیتس گرنجر (BGA): در این روش که در سال ۱۹۶۹ توسط Bates and Granger ارائه‌شده است، فرض می شود مدلی که مقادیر باقیمانده های آن دارای واریانس کوچکتری است از عملکرد بهتری برخوردار است بنابراین باید وزن بزرگتری به خود اختصاص دهد. به نوعی در این روش وزن هر مدل متناسب است با $1/\sigma_i^2$، که σ_i^2 واریانس خروجی هر مدل است. با توجه به اینکه در این روش باید جمع مقادیر وزن ها باید برابر با یک باشند وزن‌های نهایی به‌صورت $\hat{\beta}_{BGA,i}=\frac{1/\hat{\sigma}_i^2}{\sum_{j=1}^{k}1/\hat{\sigma}_j^2}$ محاسبه می‌شوند، که در آن $\hat{\sigma}_i^2$ نشان‌دهنده واریانس مقادیر باقیمانده های مدل i برای دوره واسنجی است.

۳-روش‌های میانگین‌گیری مبتنی بر معیارهای آکایک (*AICA*) و شوارتز (*BICA*): Bukland et al (۱۹۹۷) و *Burnham et al* (۲۰۰۴) استفاده از وزن‌هایی به شکل زیر را پیشنهاد دادند.

$$\hat{\beta}_i=\frac{\exp(-I_i/2)}{\sum_{j=1}^{k}\exp(-I_i/2)} \qquad (۱)$$

در اینجا I_i معیار اطلاعاتی است که متناسب با نکویی برازش مدل در دوره واسنجی و پیچیدگی هر مدل می‌باشد و به‌صورت رابطه $I_i = -2\log(L_i) + q(p_i)$ بیان می‌شود. در این رابطه L_i تابع حداکثر احتمال مدل i و $q(p_i)$ مقدار جریمه در نظر گرفته شده برای پیچیدگی مدل است. برای شاخص آکایک (*AIC*) تابع جریمه به صورت رابطه $q(p) = 2p$، که p تعداد پارامترهای مدل است و برای معیار اطلاعات بیز (*BIC*)، تابع جریمه به صورت رابطه $q(p) = p\log(n)$ که n تعداد داده‌های استفاده شده در واسنجی مدل می‌باشد، محاسبه می‌شوند.

۴-روش Granger-Ramanathan (GRA): یک روش طبیعی برای در نظر گرفتن همبستگی بین مدل‌های مختلف استفاده از برآوردگر OLS[1] در مدل رگرسیون خطی است . استفاده از رویکرد OLS (حداقل مربعات معمولی) برای ترکیب مدل‌ها توسط Granger and Ramanathan(1984) پیشنهاد شد. چنانچه X و Y به ترتیب خروجی هر یک از مدل‌های منفرد و خروجی مشاهداتی باشند، در مدل رگرسیون

[1] Ordinary least squares

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

خطی برآوردگر OLS برای بردار پارامترها β ، به‌صورت رابطه زیر است:

$$\hat{\beta}_{GRA} = (X^T X)^1 X^T \ \ Y \qquad (۲)$$

۵- روش BMA : روش‌های بیان شده قبلی فقط قادرند برای هر مقدار مشاهداتی با استفاده از مقادیر برآوردی توسط مدل‌های دیگر یک مقدار برآورد کنند. در حالی که در روش متوسط گیری بیزی (BMA) برای هر داده مشاهداتی با استفاده از مقادیر خروجی مدل‌های دیگر، یک تابع چگالی برآورد می‌گردد. رویکرد BMA توسط Draper (1995)، Kass and Raftery (1995) و Hoeting et al (1999) بر اساس فرمول بیز ارائه گردید. در روش BMA در حالتی که هدف ترکیب توابع چگالی $f_{\mathrm{i,t}}(\mathrm{y}), \mathrm{i} = 1, \ldots, \mathrm{k}$ برای خروجی Y_{t} باشد تابع چگالی ترکیبی به صورت رابطه (۳) محاسبه می شود.

$$g_t(y) = \sum_{i=1}^{k} B_i f_{i,t}(\hat{y}) \qquad (۳)$$

در این رابطه $g_t(y)$ تابع چگالی ترکیبی در زمان t، B_i ضریب مدل i و $f_{i,t}(y)$ تابع چگالی برازش داده شده مقادیر برآوردی با مدل i در زمان t می باشد. برای هر مدل، یک تابع احتمال فرض می شود. $f_{i,t}(\hat{y})$ چنانچه تابع احتمال در نظر گرفته شده نرمال باشد رابطه (۴) را داریم:

$$f_{\mathrm{k}}(\mathrm{y_t}|\mathrm{X_{i,t}}, \sigma_{\mathrm{k}}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\mathrm{k}}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\sigma_{\mathrm{k}}^{-2}(\mathrm{y_t} - \mathrm{X_{i,t}})^2\right) \qquad (۴)$$

در این رابطه $X_{\mathrm{i,t}}$ مقادیر میانگین (که در اینجا مقادیر برآوردی توسط هر مدل منفرد است) و σ_k^2 واریانس تابع نرمال می باشند. در این حالت تابع برآوردی توسط BMA معادل با ترکیبی از K توزیع نرمال شرطی به صورت رابطه (۵) می باشد.

$$\mathcal{L}(\beta_{BMA}, \sigma_{\mathrm{BMA}}|\mathrm{X}, \mathrm{y}) = \sum_{\mathrm{j=1}}^{\mathrm{n}} \log\left\{\sum_{\mathrm{k=1}}^{\mathrm{K}} \beta_{\mathrm{k}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\mathrm{k}}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2}\sigma_{\mathrm{k}}^{-2}(\mathrm{y_j} - \mathrm{X_{j,k}})^2\right]\right\} \qquad (۵)$$

در اینجا جمع بر روی تمام مدل‌های $k = \{1, \ldots, K\}$ و مشاهدات $j = \{1, .., n\}$ داده های آموزش است و در حالتی که تابع توزیع گاما استفاده گردد تابع آن به صورت رابطه (۶) است.

$$f_k(\hat{y}_j|a, b) \sim \frac{1}{b^a \Gamma(a)} \hat{y}_j^{(a-1)} \exp(-\frac{\hat{y}_j}{b}) \qquad (۶)$$

در اینجا a>0 و b>0 پارامترهای مقیاس و شکل هستند. میانگین و واریانس تابع توزیع گاما به ترتیب برابر با $\mu = ab$ و $\sigma^2 = \mathrm{ab}^2$ هستند. مقادیر a و b برای داده‌های مشاهداتی با استفاده از روابط زیر برآورد می شوند.

$$a_{\mathrm{jk}} = \frac{|\mathrm{X_{jk}}|^2}{\sigma_{\mathrm{k}}^2} \quad b_{\mathrm{jk}} = \frac{\sigma_{\mathrm{k}}^2}{|\mathrm{X_{jk}}|^2} \qquad (۷)$$

به منظور اجرای روش BMA در این تحقیق از پکیج MODELAVG توسعه یافته توسط Vrugt(2016) استفاده گردید. در این پکیج برای برآورد وزن ها از نمونه برداری مونت کارلوی زنجیره مارکفی که توسط روش DREAM انجام می شود استفاده گردید. در این پکیج MODELAVG چهار حالت برای واریانس های BMA در نظر گرفته می شود. ۱- واریانس ثابت یکسان: در این حالت تمام مدل‌های منفرد دارای واریانس ثابت یکسان هستند یعنی داریم $\sigma_1 = \sigma_2 = \cdots = \sigma_{\mathrm{K}}$.

۲- واریانس متفاوت اما ثابت برای هر مدل: هر یک از مدل‌های منفرد دارای واریانس متفاوتی هستند.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

۳- واریانس مشترک ناایستا: در این حالت واریانس توزیع‌های پیش بینی بستگی به بزرگی پیش بینی دارد. این رویکرد با استفاده از رابطه $\sigma_{jk} = cX_{jk}$ اجرا می شود که در این حالت ضریب c به تمام مدل ها اعمال می شود.

۴- واریانس منفرد ناایستا: واریانس توزیع پیش بینی بستگی به مدل و مقدار برآوردی دارد. این رویکرد به صورت رابطه شوند$\sigma_{jk} = c_k X_{jk}$ اعمال می گردد که در اینجا K ضریبی است که باید برآورد گردد

مقدار MPI=0 به مفهوم عدم قطعیت است.

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی عملکرد مدل های مختلف در پیش بینی معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی (رابطه ۸)، ریشه مربعات میانگن خطا (RMSE، رابطه ۹)، ناش ساتکلیف (NSE، رابطه ۱۰) استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{t=1}^{N}(E_{i,t}-\bar{E}_i)(E_{o,t}-\bar{E}_o)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(E_{i,t}-\bar{E}_i)^2 \sum_{t=1}^{N}(E_{o,t}-\bar{E}_o)^2}} \quad (۸)$$

در این روابط PL_t^{upper} و PL_t^{lower} به ترتیب حد بالا و پایین دامنه عدم قطعیت برای مشاهده زمان t است.

نتایج و بحث

در ابتدا برای هر یک از ایستگاه ها با استفاده از مدل‌های منفرد اقدام به برآورد مقادیر تبخیر و تعرق گردید که مقادیر معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، ناش ساتکلیف و RMSE به صورت جدول (۳) می باشند. با توجه به این جدول مشاهده می شود هم برای دوره آموزش و هم برای دوره اعتبار سنجی در ایستگاه های گنبد کاووس و گرگان بهترین عملکرد به ترتیب مربوط به روش‌های ایوانف و سازمان عمران اراضی آمریکا است

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N}(E_{i,t}-E_{o,t})^2}{N}} \quad (۹)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum(E_{i,t}-E_{o,t})^2}{\sum(E_{o,t}-\bar{E}_o)^2} \quad (۱۰)$$

در این روابط E_i مقادیر تبخیر مشاهداتی، E_O تبخیر برآوردی و N نیز تعداد داده‌ها هستند.

هچنین برای ارزیابی و مقایسه روش‌های مختلف در برآورد عدم قطعیت از معیار های PICP و MPI استفاده گردید. PICP نشان دهنده احتمال قرارگیری مقدار مشاهداتی (y_t) در داخل دامنه عدم قطعیت برآوردی با سطح معنی داری $1-a$ به عنوان مثال ۹۰ درصدی است.

$$PICP = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{n} C \quad (۱۱)$$

$$C=\begin{cases}1, & PL_t^{lower} \le y_t \le PL_t^{upper} \\ 0, & \text{سایر حالت ها}\end{cases}$$

معیار MPI مقدار متوسط دامنه عدم قطعیت را محاسبه می کند به عنوان مثال فاصله بین حد بالا و پایین دامنه عدم قطعیت:(۱۲)

$$MPI = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{n}(PL_t^{upper} - PL_t^{lower})$$

و سایر مدل ها عملکرد مناسبی نداشته اند. در ایستگاه مراوه تپه مدل‌های دیگر عملکرد بهتری داشته اند به طوری که هم برای دوره آموزش و هم برای دوره اعتبار سنجی مقدار ضریب ناش ساتکلیف بزرگتر از ۰/۴ بدست آمده است. در ایستگاه مراوه تپه بهترین عملکرد به ترتیب برای مدل‌های سازمان عمران اراضی آمریکا و شاهتین بدست آمده است

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول (۳): مقادیر معیارهای ارزیابی برای خروجی هر یک از مدل ها منفرد

			سازمان عمران اراضی آمریکا(7)	(6)تیچومیروف	(5)ایوانف	(4)هنفر	(3)شاهتین	(2)مارسیانو	مه یر(۱)
آموزش	گنبد	R	۰/۸۳	۰/۷۸۳	۰/۸۱۱	۰/۶۴	۰/۷۹۶	۰/۶۴	**۰/۷۹۹**
		RMSE(mm)	۱/۹۹۶	۳/۹۵۱	۱/۸۲۴	۴/۵۴۴	۴/۴۶۴	۴/۵۴۱	**۴/۱۱**
		NSE	۰/۴۸۱	-۱/۰۳۴	۰/۵۶۷	-۱/۶۹۱	-۱/۵۹۷	-۱/۶۸۷	**-۱/۲۰۱**
	گرگان		۰/۷۹۵	۰/۷۳۵	۰/۷۷۷	۰/۶۶۱	۰/۷۳۷	۰/۶۶۱	**۰/۷۲۹**
		RMSE(mm)	۱/۹۸	۳/۹۲	۱/۶۸۶	۴/۴۱۴	۴/۳۵۵	۴/۴۱	**۴/۰۷۵**
		NSE	۰/۴۵۱	-۱/۱۵	۰/۶۰۲	-۱/۷۲۷	-۱/۶۵۴	-۱/۷۲۲	**-۱/۳۲۴**
	مراوه تپه	R	۰/۸۳۶	۰/۷۷۷	۰/۷۸۶	۰/۶۴۶	۰/۸۰۱	۰/۶۴۶	**۰/۸۱۱**
		RMSE(mm)	۲/۴۸	۲/۸۸۳	۲/۷۹۹	۳/۴۸	۲/۷۳۴	۳/۴۸	**۲/۶۵۷**
		NSE	۰/۶۹۶	۰/۵۸۹	۰/۶۱۳	۰/۴۰۱	۰/۶۳	۰/۴۰۱	**۰/۶۵۱**
اعتبار سنجی	گنبد	R	۰/۸۵۴	۰/۷۷۵	۰/۸۲۵	۰/۶۲۳	۰/۷۸۷	۰/۶۲۳	**۰/۷۹**
		RMSE(mm)	۱/۹۱۸	۳/۸۷۲	۱/۹۳۸	۴/۴۵۵	۴/۳۶۹	۴/۴۵۱	**۴/۰۰۹**
		NSE	۰/۵۱۱	-۰/۹۹۲	۰/۵۰۱	-۱/۶۳۷	-۱/۵۳۷	-۱/۶۳۳	**-۱/۱۳۶**
	گرگان	R	۰/۸۴۷	۰/۸۰۶	۰/۸۵۱	۰/۷۵۵	۰/۸۰۳	۰/۷۵۵	**۰/۷۸۹**
		RMSE(mm)	۲/۲۱۶	۴/۱۷	۱/۵۷۶	۴/۷۰۴	۴/۶۴۶	۴/۷	**۴/۳۵۵**
		NSE	۰/۴۴۲	-۰/۹۷۸	۰/۷۱۸	-۱/۵۱۶	-۱/۴۵۵	-۱/۵۱۲	**-۱/۱۵۶**
	مراوه تپه	R	۰/۸۴۹	۰/۸۰۸	۰/۷۹۹	۰/۷۱۳	۰/۸۲۲	۰/۷۱۳	**۰/۸۲۶**
		RMSE(mm)	۲/۲۹۴	۲/۶۸۱	۲/۶۶۳	۳/۱۴۶	۲/۲۶۲	۳/۱۴۶	**۲/۴۸۹**
		NSE	۰/۷۱۵	۰/۶۱	۰/۶۱۵	۰/۴۶۳	۰/۶۴۴	۰/۴۶۳	**۰/۶۶۴**

پس از اجرای هر یک از مدل‌های منفرد در گام بعد اقدام به اجرای مدل‌های ترکیبی گردید. در جدول (۴) مقادیر وزن‌های اختصاص داده شده به هر مدل منفرد برای ۵ روش ترکیب مدل‌ها در ایستگاه مراوه تپه ارائه شده است.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول (۴): وزن‌های اختصاص داده شده به هر مدل منفرد در روش‌های ترکیبی مختلف در ایستگاه مراوه تپه

	مایر(۱)	مارسیانو	شاهتین	هنفر	ایوانف	تیچومیروف	سازمان عمران اراضی آمریکا
ewa	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳	۰/۱۴۳
bga	۰/۱۵۸	۰/۰۹۷	۰/۱۵۷	۰/۰۹۷	۰/۱۳۵	۰/۱۵	۰/۲۰۵
aica	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱
bica	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱
gra	-۰/۹۲۲	-۰/۳۰۱	۱/۲۸۴	-۰/۳۰۱	۰/۱۶۷	۰/۲۶۵	۰/۳۶۱

با توجه به جدول ۴، مشاهده می‌شود در روش‌های AICA و BICA با توجه به عملکرد بهتر مدل سازمان عمران اراضی و تعداد پارامتر کمتر آن، این مدل حداکثر وزن ممکن (برابر با یک) را به خود اختصاص داده و وزن اختصاص‌یافته به مدل‌های دیگر صفر می‌باشد(برای دو ایستگاه دیگر نیز مشابه این این مسئله مشاهده گردید). در تحقیق (Diks and Vrugt (2010 نیز با توجه به تعداد پارامترها و عملکرد بهتر یک مدل نسبت به مدل‌های دیگر، به یک مدل وزنی برای با یک و به سایر مدل‌ها وزن صفر اختصاص داده شده بود. در هر سه ایستگاه مورد مطالعه برای روش BGA بیشترین وزن اختصاص یافته مربوط به روش سازمان عمران اراضی آمریکا می باشد. در مجموع در روش BGA تفاوت بین وزن‌های محاسباتی برای مدل‌های مختلف اختلاف کمی با یکدیگر دارند. در روش GRA در ایستگاه مراوه تپه بیشترین وزن اختصاص یافته مربوط به روش شاهتین است و در ایستگاه های گنبد و گرگان بزرگترین مقادیر قدر مطلق وزن‌های اختصاص یافته به ترتیب مربوط به روش‌های مارسیانو و هنفر می باشند. پس از محاسبه وزن‌ها توسط روش‌های مختلف این وزن ها به خروجی هر یک از مدل‌های منفرد اعمال گردید و خروجی نهایی مدل ترکیبی بدست آمد که مقادیر معیارهای ارزیابی برای داده های اعتبارسنجی به صورت جدول (۵) می باشد. با توجه به جدول ۵، می‌توان دید با توجه به مقادیر شاخص‌های ارزیابی بهترین عملکرد مربوط به روش‌های GRA و بدترین عملکرد مربوط به روش متوسط گیری با وزن‌های برابر (ewa) می‌باشد. با توجه به این جدول می توان مشاهده کرد دو روش BGA و EWA نتوانسته اند باعث بهبود عملکرد نسبت به بهترین مدل منفرد گردد. روش‌های ترکیب مدل‌های بیان شده تاکنون روش‌های نقطه ای هستند و برای وزن ها و خروجی هر بردار ورودی یک مقدار برآورد ارائه می دادند در حالی که در روش BMA برای وزن ها و خروجی یک تابع توزیع برآورد می کند. در جدول (۶) برخی پارامترهای آماری وزن‌های به‌دست‌آمده از مدل‌های BMA برای ایستگاه مراوه‌تپه ارائه شده است.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

جدول (۵):مقادیر معیارهای ارزیابی برای خروجی مدل‌های ترکیبی در ایستگاه های مختلف

		gra	bica	aica	Bga	ewa
مراوه تپه	R	۰/۸۷۷	۰/۸۶۵	۰/۸۶۵	۰/۸۵۵	۰/۸۴۹
	RMSE	۲/۰۷۵	۲/۱۷۳	۲/۱۷۳	۲/۲۳۹	۲/۲۸۸
	NSE	۰/۷۶۶	۰/۷۴۴	۰/۷۴۴	۰/۷۲۸	۰/۷۱۶
گرگان	R	۰/۸۹۳	۰/۸۷۳	۰/۸۷۳	۰/۸۶۲	۰/۸۵۳
	RMSE	۱/۳۶۷	۱/۵	۱/۵	۱/۶۱	۰/۶۴۸
	NSE	۰/۷۸۸	۰/۷۴۴	۰/۷۴۴	۰/۷۰۵	۱/۶۹۱
گنبد	R	۰/۸۷۶	۰/۸۷۶	۰/۸۷۶	۰/۸۳۴	۰/۸۱۹
	RMSE	۱/۳۲۳	۱/۳۲۴	۱/۳۲۴	۱/۵۳۸	۱/۶۰۸
	NSE	۰/۷۶۸	۰/۷۶۷	۰/۷۶۷	۰/۶۸۶	۰/۶۵۶

جدول (۶): برخی شاخص‌های آماری وزن‌های **BMA** مربوط به توابع توزیع گاما (با توجه به عملکرد یکسان ساختارهای مختلف توزیع گاما فقط نتایج مربوط به یک حالت آن ارئه شده) و نرمال برای حالت‌های مختلف واریانس ایستگاه مراوه‌تپه

نوع مدل	آماره	سازمان عمران اراضی آمریکا	تیچومیروف	ایوانف	هنفر	شاهتین	مارسیانو	مایر
نرمال با واریانس ثابت	میانگین	۰/۷۱۸۶	۰/۰۷۴۴	۰/۰۸۴۵	۰/۰۴۳۳	۰/۰۲۴۰	۰/۰۴۵۰	۰/۰۱۰
	میانه	۰/۷۱۸۱	۰/۰۷۶۸	/۰۸۴۴	۰/۰۳۹۶	۰/۰۱۷۴	۰/۰۴۲۶	۰/۰۰۷۵
	واریانس	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۱
نرمال با واریانس متغییر	میانگین	۰/۷۰۸۴	۰/۱۰۳۱	۰/۰۶۹۳	۰/۰۴۲۱	۰/۰۰۰۳	۰/۰۴۳۷	۰/۰۳۳۱
	میانه	۰/۷۰۸۷	۰/۱۰۵۶	۰/۰۶۸۸	۰/۰۳۹۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۴۱۳	۰/۰۳۴۰
	واریانس	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۳
نرمال با واریانس متغییر	میانگین	۰/۶۱۵۱	۰/۱۰۸۵	۰/۰۷۱۷	۰/۰۵۳۱	۰/۰۷۳۳	۰/۰۵۲۰	۰/۰۲۶۲
	میانه	۰/۶۱۴۸	۰/۱۱۴۰	۰/۰۶۸۸	۰/۰۵۰۴	۰/۰۶۱۴	۰/۰۴۸۹	۰/۰۱۹۶
	واریانس	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۰۶
نرمال با واریانس متغییر	میانگین	۰/۳۷۷۲	۰/۰۷۳۵	۰/۱۰۱۷	۰/۰۲۳۲	۰/۲۵۵۴	۰/۰۹۶۰	۰/۰۷۳۰
	میانه	۰/۳۷۷۸	۰/۰۷۳۷	۰/۱۰۱۸	۰/۰۲۳	۰/۲۵۸۸	۰/۰۹۶	۰/۰۷۱۱
	واریانس	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴
گاما با واریانس ثابت	میانگین	۰/۱۴۶۳	۰/۱۴۳۰	۰/۱۳۵۴	۰/۱۴۲۶	۰/۱۴۲۱	۰/۱۴۳۳	۰/۱۴۷۲
	میانه	۰/۱۲۵۲	۰/۱۲۲۴	۰/۱۱۵۸	۰/۱۲۲۶	۰/۱۲۲۶	۰/۱۲۴۱	۰/۱۲۶۱
	واریانس	۰/۰۱۱۴	۰/۰۱۱۱	۰/۰۱۰۱	۰/۰۱۱۰	۰/۰۱۰۷	۰/۰۱۰۶	۰/۰۱۱۷

برای حالتی که توزیع گاما استفاده گردید مقادیر شاخص‌های آماری مثل میانگین، میانه برای وزن‌های اختصاصی به مدل‌های منفرد یکسان بوده و بین مدل‌های مختلف تفاوتی وجود ندارد. برای توزیع گاما به تمام مدل‌های منفرد وزن‌های یکسانی اختصاص داده‌شده است. با توجه به جدول ۶ مشاهده گردید در حالتی که توزیع نرمال استفاده گردید نسبت به توزیع گاما واریانس وزن‌های مدل‌های مختلف کمتر بوده اما مقادیر

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

شاخص‌های مختلف در مدل‌های مختلف تفاوتی زیادی داشته‌اند. برای حالتی که توزیع نرمال ۱، ۲ و ۳ استفاده شده بود بیشترین وزن اختصاص‌یافته مربوط به مدل سازمان عمران اراضی آمریکا بوده است. (برای ایستگاه های گرگان و گنبد کاووس نیز در تمام حالت‌های توزیع نرمال بزرگ‌ترین وزن‌ها برای روش سازمان عمران اراضی آمریکا بدست آمد) برای حالت نرمال ۴ نسبت به مدل‌های دیگر، از وزن سازمان عمران اراضی آمریکا کاسته شده و به وزن سایر مدل‌ها افزوده‌شده است. در این حالت بیشترین وزن‌های اختصاص‌یافته به ترتیب مربوط به مدل‌های سازمان عمران اراضی آمریکا، شاهتین و ایوانف می‌باشند. با مقایسه جدول (۶) با جدول (۴) مشاهده می‌شود برای ایستگاه مراوه‌تپه وزن‌های به‌دست‌آمده در حالت توزیع نرمال نسبت به توزیع گاما بیشتر شبیه وزن‌های به‌دست‌آمده توسط روش‌های BGA و GRA می‌باشند. پس از نمونه برداری مقادیر وزن‌ها از توزیع پسین این وزن در ترکیب مدل‌های مختلف استفاده گردید و مقادیر خروجی و دامنه عدم قطعیت آن‌ها محاسبه گردید. در واقع مزیت استفاده از روش BMA نسبت به روش‌های دیگر ارائه دامنه عدم قطعیت با استفاده از مقادیر شبیه‌سازی‌شده مدل‌های منفرد است. در جدول (۷) مقادیر آماره‌های PICP و MPI برای داده‌های اعتبار سنجی برای هر سه ایستگاه ارائه‌شده است.

جدول(۷): مقادیر آماره‌های PICP و MPI برای داده‌های اعتبار سنجی ایستگاه مراوه‌تپه

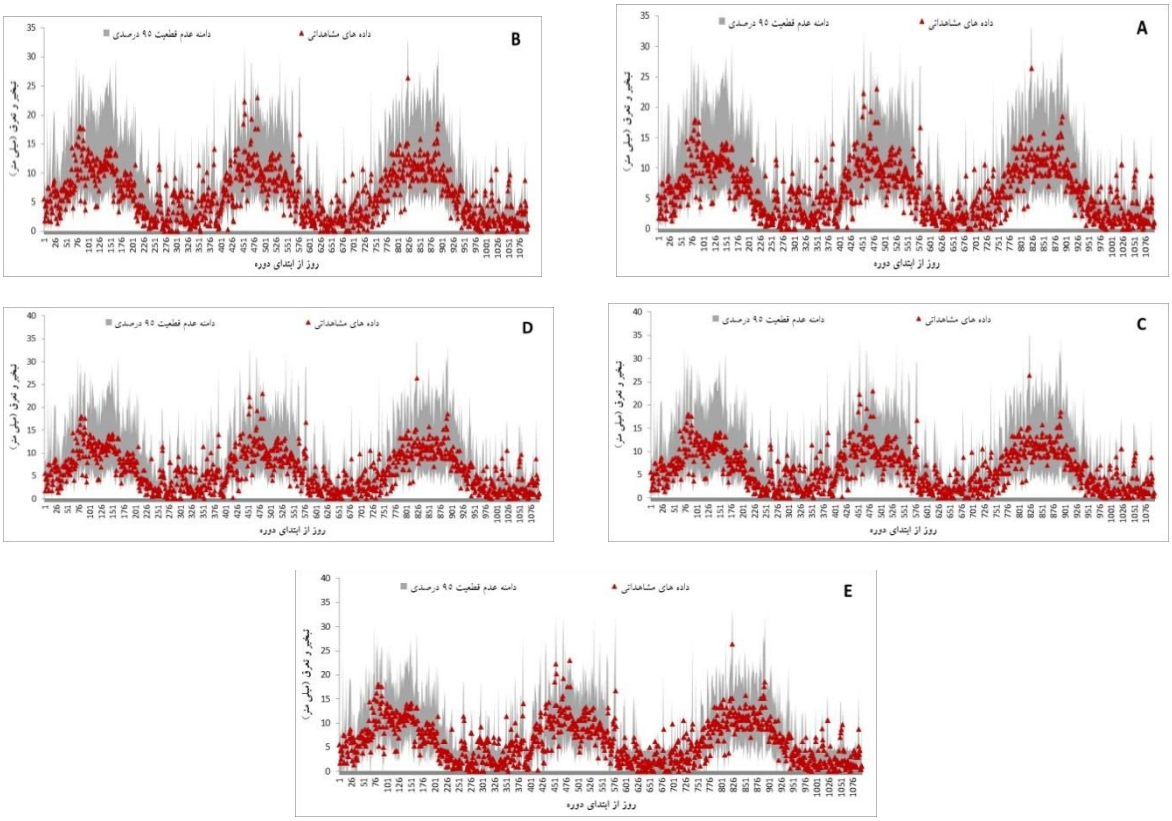
ایستگاه		گاما ۴	گاما ۳	گاما ۲	گاما ۱	نرمال ۴	نرمال ۳	نرمال ۲	نرمال ۱
مراوه تپه	MPI	۸/۴۵۷	۸/۴۵۷	۸/۴۵۷	۸/۴۵۷	۸/۲۷۹	۹/۱۲۲	۸/۰۷۶	**۸/۲۱۸**
	PICP	۰/۹۴۷	۰/۹۴۷	۰/۹۴۷	۰/۹۴۷	۰/۸۹۷	۰/۹۲۱	۰/۹۲۱	**۰/۹۲۸**
گرگان	MPI	۴/۹۲۶	۴/۹۲۶	۴/۹۲۶	۴/۹۲۶	۴/۹۷۷	۵/۱۰۳	۴/۷۳۱	**۴/۸۳۷**
	PICP	۰/۹۲۸	۰/۹۲۸	۰/۹۲۸	۰/۹۲۸	۰/۹۰۸	۰/۹۲۰	۰/۹۰۷	**۰/۹۱۳**
مراوه تپه	MPI	۴/۸۹	۴/۸۹	۴/۸۹	۴/۸۹	۱/۵۶	۱/۶۳	۱/۵۰	**۱/۵۴**
	PICP	۰/۶۸۲	۰/۶۸۲	۰/۶۸۲	۰/۶۸۲	۰/۶۰۵	۰/۶۳۵	۰/۵۶۸	**۰/۵۷۳**

با توجه به جدول ۷، برای ایستگاه مراوه تپه ملاحظه می‌شود بیشترین تعداد داده مشاهداتی قرارگرفته در دامنه عدم قطعیت (بیشترین مقدار PICP) مربوط به حالت‌های مختلف توزیع گاما است و کمترین مقدار متوسط عرض دامنه عدم قطعیت (MPI) مربوط به مدل توزیع نرمال ۲ است. برای ایستگاه گرگان با توجه به این جدول ملاحظه می‌شود کمترین مقدار شاخص متوسط عرض دامنه قطعیت (MPI) مربوط به مدل نرمال ۲ است و بیشترین تعداد داده مشاهداتی در دامنه عدم قطعیت (بیشترین مقدار شاخص PICP) مربوط به حالت توزیع گاما است. برای توزیع نرمال بیشترین تعداد داده اعتبار سنجی مشاهده‌شده در دامنه عدم قطعیت مربوط به توزیع نرمال ۳ است. با توجه به جدول ۷ برای ایستگاه گنبد کاووس مشاهده می شود در حالتی که توزیع گاما استفاده‌شده است نسبت به حالتی که توزیع نرمال استفاده‌شده است تعداد داده‌های مشاهداتی بیشتری در دامنه عدم قطعیت (PICP بزرگ‌تر) قرارگرفته‌اند. از نظر بزرگی دامنه عدم قطعیت در حالت استفاده از توزیع نرمال نسبت به حالتی که توزیع گاما استفاده‌شده است باند دامنه عدم قطعیت کوچک‌تر است.در شکل (۳) دامنه عدم قطعیت به همراه مقادیر مشاهداتی برای حالت‌های مختلف توزیع نرمال و حالت گاما ۱ (برای سایر

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

حالت‌های توزیع گاما نمودار شبیه هم بودند) ایستگاه مراوه تپه ارائه‌شده است.



شکل (۳):مقادیر داده‌های مشاهداتی به همراه دامنه عدم قطعیت برای ایستگاه مراوه‌تپه، A: نرمال ۱، B: نرمال ۲، C: نرمال ۳، D: نرمال 4 و E: گاما ۱

با توجه به نمودارهای شکل (۳) ملاحظه می‌شود مدل‌های مختلف عملکرد تقریباً مشابه در برآورد عدم قطعیت دارند. در تمام مدل‌ها با افزایش بزرگی مقادیر مشاهداتی دامنه عدم قطعیت بزرگ‌تر و برای داده‌های مشاهداتی کوچک دامنه عدم قطعیت برآوردی کوچک‌تر هستند. در تمام روش‌ها اغلب داده‌های مشاهداتی نزدیک حد پایین دامنه عدم قطعیت هستند. در جدول (۸) مقادیر معیارهای ارزیابی برای داده های برآوردی با استفاده از روش متوسط گیری بیزی در هر سه ایستگاه ارائه شده است. با توجه به جدول (۸) مشاهده می شود در ایستگاه مراوه تپه در حالتی که تابع توزیع نرمال استفاده گردید نسبت به حالتی که تابع توزیع گاما استفاده شده است مدل در برآورد مقادیر مشاهداتی بهتر عمل کرده است. در بین تمام حالت های مورد استفاده بهترین عملکرد مربوط به مدل نرمال ۳ است. با مقایسه جدول (۸) با جدول (۵) مشاهده می شود فقط روش GRA عملکرد بهتری نسبت به روش BMA با تابع توزیع نرمال داشته است. این در حالی است که نسبت به سایر مدل‌های دیگر، BMA با توزیع گاما عملکرد مناسبی نداشته است. در تحقیقات (2010) and Diks Vrugt و Arsenault et al (2015) نیز روش GRA عملکرد بهتری نسبت به روش BMA داشت. برای ایستگاه گرگان با توجه به جدول (۸) ملاحظه می‌شود در حالتی که توزیع نرمال استفاده‌شده نسبت به

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

حالتی که توزیع گاما استفاده‌شده است عملکرد مدل بهتر بوده است. بهترین عملکرد مربوط به حالتی است که توزیع نرمال ۱ و ۲ استفاده شده است. با مقایسه جدول (۸) با جدول (۵) مشاهده می‌شود عملکرد حالت توزیع گاما شبیه عملکرد روش متوسط گیری با وزن‌های یکسان (EWA) است. همانند ایستگاه مراوه تپه در مقایسه با سایر روش‌های ترکیب مدل‌ها در حالت استفاده از توزیع نرمال عملکرد آن فقط نسبت به روش gra بهتر نبوده است. برای ایستگاه گنبد کاووس با توجه به معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، RMSE و ناش بهترین عملکرد مربوط به حالت نرمال ۱ می‌باشد. در مجموع در این ایستگاه نیز حالت‌هایی که توزیع نرمال استفاده‌شده است نسبت به حالت‌هایی که توزیع گاما استفاده شده است عملکرد مدل بهتر بوده است. با مقایسه جدول (۸) با جدول (۵) ملاحظه می‌شود ، در حالتی که مدل BMA با توزیع نرمال ۱ و ۲ استفاده‌شده است نسبت به مدل‌های gra، aica و bica عملکرد بهتری داشته‌اند.

با مقایسه جدول (۷) با جدول (۳) مشاهده می شود ساختارهای مختلف BMA عملکرد بهتری نسبت به بهترین مدل منفرد داشته اند. در تحقیق Chen et al (2015) نیز بهترین ساختار BMA دارای خروجی بود که معیار Kling–Gupta آن نسبت به خروجی بهترین مدل منفرد ۴ درصد افزایش یافته بود. در تحقیق Arsenault et al (2015) نیز مدل GRA عملکرد بهتری نسبت به هر یک از مدل‌های منفرد داشت

جدول (۸): مقادیر معیارهای ارزیابی حالت های مختلف BMA برای داده‌های اعتبار سنجی سه ایستگاه

		گاما ۴	گاما ۳	گاما ۲	گاما ۱	نرمال ۴	نرمال ۳	نرمال ۲	نرمال ۱
مراوه تپه	R	۰/۸۵	۰/۸۵	۰/۸۳	۰/۸۶	۰/۸۷	۰/۸۷	۰/۸۷	**۰/۶۷**
	RMSE	۲/۳۰	۲/۲۹	۲/۴۲	۲/۲۶	۲/۱۵	۲/۱۰	۲/۱۰	**۲/۱۱**
	NSE	۰/۷۱	۰/۷۲	۰/۶۸	۰/۷۲	۰/۷۵	۰/۷۶	۰/۷۶	**۰/۷۶**
گرگان	R	۰/۸۴	۰/۸۵	۰/۸۴	۰/۸۵	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۸۹	**۰/۸۹**
	RMSE	۱/۷۱	۱/۶۱	۱/۶۹	۱/۶۷	۱/۴۵	۱/۴۵	۱/۴۴	**۱/۴۴**
	NSE	۰/۶۷	۰/۷۰	۰/۶۸	۰/۶۸	۰/۷۶	۰/۷۶	۰/۷۶	**۰/۷۶**
گنبد	R	۰/۸۲	۰/۸۱	۰/۸۴	۰/۸۳	۰/۸۷	۰/۸۸	۰/۸۸	**۰/۸۸**
	RMSE	۱/۶۰	۱/۶۲	۱/۵۱	۱/۵۷	۱/۳۹	۱/۳۳	۱/۳۲	**۱/۳۱**
	NSE	۰/۶۶	۰/۶۵	۰/۷۰	۰/۶۷	۰/۷۴	۰/۷۶	۰/۷۷	**۰/۷۷**

نتیجه‌گیری

در این تحقیق اقدام به بررسی کارایی ۷ روش ترکیب مدل‌ها در شبیه‌سازی فرآیند تبخیر از سطح آزاد آب در ایستگاه‌های گرگان، گنبد و مراوه‌تپه گردید. بدین منظور در ابتدا با استفاده از مدل‌های سازمان عمران اراضی آمریکا، تیچومیروف، ایوانف، هنفر، شاهتین، مارسیانو و مایر میزان تبخیر از سطح آب شبیه‌سازی گردید. نتایج نشان داد در سه ایستگاه مورد مطالعه، در دوره واسنجی و اعتبارسنجی بهترین عملکرد مربوط به مدل سازمان عمران اراضی آمریکا بوده است. پس از اجرای مدل‌های منفرد اقدام به اجرای مدل‌های ترکیبی gra، aica، bica، bga، awa، BMA (توزیع گاما و نرمال) گردید. در ایستگاه مراوه‌تپه، بهترین عملکرد مدل‌های ترکیبی برای دوره واسنجی و اعتبارسنجی توسط روش gra به

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

دست آمد. به نوعی نتایج این قسمت نشان در مدل gra که وزن ها با توجه به تابع هدف و روش مناسب بهینه می شود نسبت به مدل های bica، aica، bga و awa که در آنها وزن ها بهینه نمی شوند و بر اساس فرضیاتی بنا گذاشته شده اند عملکرد بهتری دارد .

درروش BMA بین دو توزیع گاما و نرمال برای هر سه ایستگاه مراوه‌تپه، گرگان و گنبد، توزیع نرمال دارای RMSE کمتر و ناش بیشتری بوده است. در روش متوسط گیری بیزی اگرچه همانند روش gra برای تعیین وزن های اختصاص یافته از روش های بهینه سازی استفاده نمی شود و وزن ها با حداکثر کردن تابع احتمال بدست می آیند اما وزن های بدست آمده برای این مدل شبیه وزن های بدست آمده برای روش gra بوده و در برآورد نقطه ای پس از روش gra عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل ها داشته است. با توجه به آنکه در روش متوسط گیری بیزی به جای ارائه یک برآورد نقطه ای تابع توزیع برای هر مشاهده ارائه می شود می توان تحلیل های آمای مثل تعیین دامنه عدم قطعیت انجام داد. در این تحقیق نیز این روش قادر بوده برآورد خوبی از دامنه عدم قطعیت داشته باشد. در برآورد دامنه عدم قطعیت با استفاده از روش متوسط گیری بیزی در قسمتهایی که واریانس داده ها بالا بود دامنه عدم قطعیت بدست آمده بزرگتر بوده و در قسمت هایی که واریانس داده ها کوچکتر بود دامنه عدم قطعیت بدست آمده کوچکتر بوده است. با توجه به نتایج این تحقیق چنانچه هدف مدل سازی فقط بهبود عملکرد مدل های منفرد بدون در نظر گرفتن دامنه عدم قطعیت باشد با توجه به کارایی و حجم محاسبات، بهتر است روش GRA استفاده شود و در حالتی که هدف برآورد دامنه عدم قطعیت باشد، روش متوسط گیری وزنی پیشنهاد می‌گردد

.

منابع

Arsenault, R., P. Gatien, B. Renaud, F. Brissette, and J. L. Martel. 2015. A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. Journal of Hydrology, 529, 754-767.

Buckland, S. T., K. P. Burnham, and N. H. Augustin. 1997. Model selection: an integral part of inference. Biometrics, 603-618.

Burnham, K. P. and D. R. Anderson. 2004. Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection. Sociological methods & research, 33(2), 261-304.

Chen, Y., W. Yuan, J. Xia, J. B. Fisher, W. Dong, X. Zhang and J. Feng. 2015. Using Bayesian model averaging to estimate terrestrial evapotranspiration in China. Journal of Hydrology, 528, 537-549.

Duan, Q., and T. J. Phillips. 2010. Bayesian estimation of local signal and noise in multimodel simulations of climate change. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 115(D18)., D18123. http://dx.doi.org/10.1029/2009JD013654.

Duan, Q., N. K. Ajami, X. GAO, and S. Sorooshian.2007. Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. Advances in Water Resources, 30(5), 1371-1386.

Diks, C. G., and J. A. Vrugt. 2010. Comparison of point forecast accuracy of model averaging methods in hydrologic applications. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 24(6), 809-820.

Draper, D.1995. Assessment and propagation of model uncertainty. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 57(1), 45-70.

Doane, D. P., and L. W. Seward. 2011. Applied statistics in business and economics. New York, NY: McGraw-Hill/Irwin,.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Eamus, D.2003. How does ecosystem water balance affect net primary productivity of woody ecosystems? Functional Plant Biology, 30(2), 187-205. http://dx.doi.org/10.1071/FP02084.

Fernandez, C., E. Ley, and M. F. Steel. 2001. Model uncertainty in cross-country growth regressions. Journal of applied Econometrics, 16(5), 563-576.

Field, A. 2013. Discovering statistics using IBM SPSS statistics. 4th edition. Sage, London, 856 pp.

Granger, C. W., and R. Ramanathan. 1984. Improved methods of combining forecasts. Journal of forecasting, 3(2), 197-204.

Hagedorn, R., Doblas-Reyes, F. J., and T. N. Palmer. 2005. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—I. Basic concept. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography, 57(3), 219-233.

Hoeting, J. A., D. Madigan, A. E. Raftery,and C. T. Volinsky.1999. Bayesian model averaging: a tutorial. Statistical science, 382-401.

Jimenez, C., C. Prigent, B. Mueller, S. I. Seneviratne, M. F. McCabe, E. F. Wood, and J. B. Fisher. 2011. Global intercomparison of 12 land surface heat flux estimates. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 116(D2).

Karamouz, M., and S. H. Araghinejad. 2005. Advanced hydrology. Amirkabir University of Technology.

Keane, R. E., K. C. Ryan, T. T. Veblen, C. D. Allen, J. Logan, and B. Hawkes. 2002. Cascading effects of fire exclusion in Rocky Mountain ecosystems: a literature review. The Bark Beetles, Fuels, and Fire Bibliography, 52.

Kisi, O. 2015. An innovative method for trend analysis of monthly pan evaporations. Journal of Hydrology, 527, 1123-1129.

Li, W., and A. Sankarasubramanian. 2012. Reducing hydrologic model uncertainty in monthly streamflow predictions using multimodel combination. Water Resources Research, 48(12).

Li, Y., H. E. Andersen, and R. McGaughey. 2008. A comparison of statistical methods for estimating forest biomass from light detection and ranging data. Western Journal of Applied Forestry, 23(4), 223-231.

Najafi, M. R., H. Moradkhani, and I. W. Jung. 2011. Assessing the uncertainties of hydrologic model selection in climate change impact studies. Hydrological processes, 25(18), 2814-2826. http://dx.doi.org/10.1002/hyp.8043.

Raftery, A. E., T. Gneiting, F. Balabdaoui, and M. Polakowski. 2005. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. Monthly weather review, 133(5), 1155-1174.

Raupach, M. R. 2001. Combination theory and equilibrium evaporation. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 127(574), 1149-1181. http://dx.doi.org/10.1002/qj.49712757402.

Singh, H., and A. Sankarasubramanian. 2014. Systematic uncertainty reduction strategies for developing streamflow forecasts utilizing multiple climate models and hydrologic models. Water Resources Research, 50(2), 1288-1307.

Sloughter, J. M. L., A. E. Raftery, T. Gneiting, and C. Fraley. 2007. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging. Monthly Weather Review, 135(9), 3209-3220. http://dx.doi.org/10.1175/MWR3441.1.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Shamseldin, A. Y., K. M. O'Connor, and G. C. Liang.1997. Methods for combining the outputs of different rainfall–runoff models. Journal of Hydrology, 197(1-4), 203-229.

Vanzyl, W. H., J. M. De Jager, and C. J. Maree. 1989. The relationship between daylight evaporation from short vegetation and the USWB Class A pan. Agricultural and forest meteorology, 46(1-2), 107-118.

Vrugt, J. A., P. H. Stauffer, T. Wöhling, B. A. Robinson, and V. V. Vesselinov.2008. Inverse modeling of subsurface flow and transport properties: A review with new developments. Vadose Zone Journal, 7(2), 843-864.

Vinukollu, R. K., E.F. Wood, C.R. Ferguson, and J. B. Fisher. 2011. Global estimates of evapotranspiration for climate studies using multi-sensor remote sensing data: Evaluation of three process-based approaches. Remote Sensing of Environment, 115(3), 801-823.

Wu, H., X. Zhang, S. Liang, H. Yang, and G. Zhou. 2012. Estimation of clear-sky land surface longwave radiation from MODIS data products by merging multiple models. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 117(D22).D22107.

Yang, Y., S. Shang, and L. Jiang. 2012. Remote sensing temporal and spatial patterns of evapotranspiration and the responses to water management in a large irrigation district of North China. Agricultural and Forest Meteorology, 164, 112-122.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Evaluation of combined models Efficiency for improving the evaporation modeling

Masumeh Farasati[1], Hasan Fataabadi[2], Haamed Rouhani[3]

A[4]bstract

In this research by combining individual models outputs, the strengths of each single model are used to make a new model that has better performance than each single model. In this study the efficiency of nonparametric K nearest neighbor and BMA model were compared with BGA , GRA, AICA, BICA, equal weights averaging and lasso methods. For this purpose, the evaporation rate from the water level was simulated at three stations of Marwa Tappeh, Gonbad and Gorgan, using the individual models of the US Land Development Organization, Tchymyorov, Ivanov, Hanfer, Shahten, Marciano and Meyer. Then each combination of models was implemented to combine the outputs of each single model. The results showed that during the calibration and validation period, the best performance was related to the experimental model of the US Land Development Organization. The best performance of the combination models for the calibration period and validation period at the Marah-e-Tappeh station in GRA in Gonbad and Gorgan stations. Regarding the error indices, the best performance of calibration period of GRA method and validation data is related to the GRA, BICA and AICA methods and the worst the function is related to the EWA method. For the validation period, the nearest KNN neighbor method has a better performance than other combination methods. Bayesian average results showed that in all three stations, in the case of gamma distribution, different modes of its variance modeling were similar and in all stations of normal distribution modes, they had better performance than gamma distribution modes, as well as the range of uncertainty in normal distribution mode, it was smaller than gamma distribution. On the other hand, in the estimation of the point, Bayesian average modification with normal distribution after gra method performed better than other combination models.

Keywords: Evaporation, BMA model, combined models

[1] . (corresponding author) Asociate. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran.Emai:farasati2760@gmail.com

[2] . Assist. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran. Email:fathabadi@gmail.com

[3] . Assist. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran. Email:fathabadi@gmail.com.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Evaluation of combined models Efficiency for improving the evaporation modeling

Masumeh Farasati[1], Hasan Fataabadi[2], Haamed Rouhani[3]

Abstract

Introduction: Due to the interaction of different meteorological parameters for calculation of evaporation, there are nonlinear relationships for estimating its value that do not have high accuracy. Each experimental relationship is recommended according to the climatic conditions of each region. Therefore, the accuracy of experimental relationships is different and needs to be examined and calibrated in each region. Since the climatic conditions are different in each region, it seems necessary to determine the most appropriate experimental method for estimating evaporation that has the least difference with the results of the pan. One of the important climatic parameters used in modeling many hydrological and climatic processes is the amount of evaporation-transpiration.

Methodology: In this study, meteorological parameters of minimum temperature, maximum temperature and average temperature, minimum and maximum relative humidity and sunny hours of three stations of Gorgan, Gonbad and Maraveh Tappeh located in Golestan province in the period of September 1994 to September 2014 were used. Parameters required to determine evaporation included day, month, year, minimum temperature, maximum and average, minimum relative humidity, maximum and average and sunny hours. The individual models studied included the American Land Development Organization, Tichomirov, Ivanov, Hanfar, Shahtin, Marciano, and Meyer.

In this research by combining individual models outputs, the strengths of each single model are used to make a new model that has better performance than each single model. In this study the efficiency of nonparametric K nearest neighbor and BMA model were compared with BGA , GRA, AICA, BICA, equal weights averaging and lasso methods. For this purpose, the evaporation rate from the water level was simulated at three stations of Marwa Tappeh, Gonbad and Gorgan, using the individual models of the US Land Development Organization, Tchymyorov, Ivanov, Hanfer, Shahten, Marciano and Meyer. Then each combination of models was implemented to combine the outputs of each single model.

Discussion and Conclusion: In BMA method, between the two gamma and normal distributions for all three stations of Maravah Tappeh, Gorgan and Gonbad, the normal distribution had less RMSE and more Nash. In Bayesian averaging method, although optimization methods are not used to determine the assigned weights like gra method and weights are obtained by maximizing the

[1] . (corresponding author) Asociate. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran.Emai:farasati2760@gmail.com

[2] . Assist. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran. Email:afathabadi@gmail.com

[3] . Assist. Prof. Watershed management Department, Agricultural faculty, University of Gonbad Kavoos, Gonbad, Iran.
Email: rouhani.hamed@yahoo.com

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

probability function, but the weights obtained for this model are similar to the weights obtained for gra And performed better in point estimation after the gra method than other models. Due to the fact that in Bayesian averaging method, instead of providing a point estimates, the distribution function is presented for each observation. In this research, this method was able to have a good estimate of the amplitude of uncertainty. In estimating the amplitude of uncertainty using Bayesian averaging method, the amplitude of uncertainty obtained was larger in the parts where the variance of the data was high and the amplitude of uncertainty obtained was smaller in the parts where the variance of the data was smaller. According to the results of this study, if the purpose of modeling is only to improve the performance of individual models without considering the amplitude of uncertainty, according to the efficiency and volume of calculations, it is better to use the GRA method and in the case of estimating the amplitude of uncertainty, the method Weight averaging is suggested.The results showed that during the calibration and validation period, the best performance was related to the experimental model of the US Land Development Organization. The best performance of the combination models for the calibration period and validation period at the Marah-e-Tappeh station in GRA in Gonbad and Gorgan stations. Regarding the error indices, the best performance of calibration period of GRA method and validation data is related to the GRA, BICA and AICA methods and the worst the function is related to the EWA method. For the validation period, the nearest KNN neighbor method has a better performance than other combination methods. Bayesian average results showed that in all three stations, in the case of gamma distribution, different modes of its variance modeling were similar and in all stations of normal distribution modes, they had better performance than gamma distribution modes, as well as the range of uncertainty in normal distribution mode, it was smaller than gamma distribution. On the other hand, in the estimation of the point, Bayesian average modification with normal distribution after gra method performed better than other combination models. According to the results of this study, if the purpose of modeling is only to improve the performance of individual models without considering the amplitude of uncertainty, according to the efficiency and volume of calculations, it is better to use the GRA method. Weight averaging is suggested.

Keywords: Evaporation, BMA model, combined models.

The most important references

Chen, Y., W. Yuan, J. Xia, J. B. Fisher, W. Dong, X. Zhang and J. Feng. 2015. Using Bayesian model averaging to estimate terrestrial evapotranspiration in China. Journal of Hydrology, 528, 537-549.

Vinukollu, R. K., E.F. Wood, C.R. Ferguson, and J. B. Fisher. 2011. Global estimates of evapotranspiration for climate studies using multi-sensor remote sensing data: Evaluation of three process-based approaches. Remote Sensing of Environment, 115(3), 801-823.

Li, W., and A. Sankarasubramanian. 2012. Reducing hydrologic model uncertainty in monthly streamflow predictions using multimodel combination. Water Resources Research, 48(12).

Li, Y., H. E. Andersen, and R. McGaughey. 2008. A comparison of statistical methods for estimating forest biomass from light detection and ranging data. Western Journal of Applied Forestry, 23(4), 223-231.

Najafi, M. R., H. Moradkhani, and I. W. Jung. 2011. Assessing the uncertainties of hydrologic model selection in climate change impact studies. Hydrological processes, 25(18), 2814-2826.

Archive of SID.ir