

ریزمقیاس گردانی مدل‌های تغییر اقلیم (Downscaling of Climate Change Models)

یکی از مشکلات بزرگ استفاده از مدل‌های گردش عمومی جو (GCM) بزرگ مقیاس بودن سلولهای محاسباتی آن نسبت به مکان و زمان منطقه مورد مطالعه است. در واقع از مدل‌های گردش عمومی جو نمیتوان به صورت مستقیم برای پیش بینی پارامترهای اقلیمی منطقه و یا نقطه مورد نظر استفاده کرد و نیاز به ریزمقاس گردانی خروجی های این مدلها می باشد. همچنین میتوان گفت ریزمقیاس گردانی راهی برای تولید داده های آب و هوایی با وضوح بالا از یک سری مدل‌های گردش عمومی جو با قدرت تفکیک پایین می باشد. بنابراین براساس اطلاعات به دست آمده از این روش میتوان به توضیح شرایط آب و هوایی در مقیاس ایستگاهی و محلی پرداخت. ریزمقیاس گردانی به دو روش کلی دینامیکی و آماری انجام می شود. در زیر تعدادی از این روشها تشریح شده است.

روش اول: کاربرد مولدهای تصادفی

در این رویکرد از توزیع های نیمه تجربی برای سریهای روزانه خشک و تر بارش و تشعش خورشیدی استفاده میشود (رسکو و همکاران، 1991: 27) دماهای حداقل و حداکثر روزانه به عنوان فرایندهای تصادفی با میانگین های روزانه و انحراف معیارهای روزانه در نظر گرفته میشوند. دوره های فصلی میانگینها به وسیله سریهای فوریه متناهی مرتبه 3 مدل بندی میشوند و باقیمانده های مدل به وسیله یک توزیع نرمال تقریب زده میشود. برای ریزمقیاس نمایی با استفاده از این مدل از نرم افزار مولد تصادفی WG5-LARS استفاده میشود.

برای آموزش این نرم افزار می توانید از سایت <https://climatology.ir/?p=14616> استفاده کنید.

روش دوم: SDSM

از این روش بسیار استفاده می شود. ویلبی و همکاران (1999؛ 2002؛ 2003) نخستین بار این روش را ارائه کردند. این مدل ترکیبی از رگرسیونی خطی و مولد تصادفی هواشناسی است، زیرا از متغیرهای رطوبتی و الگوهای سیکلونی بزرگ مقیاس جوی $(j=1, 2, \dots, n)$ به صورت خطی برای پارامترهای مولد هواشناسی مقیاس محلی (مثل رخداد بارش و چگالی) در ایستگاههای تکی استفاده می شود. رخداد بارش فرایندی شرطی است و با استفاده از مولد هواشناسی شرطی شده روی متغیرهای پیش بینی کننده مدل بندی می شود. بر حسب اینکه بارش در روز t رخ دهد یا نه، W_t به صورت معادله 1 تعریف میشود (ویلبی و همکاران، 2003)

$$w_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \hat{u}_t^{(j)} \quad (۱)$$

که در آن t زمان (روز)، w_t احتمال شرطی رخداد بارش در روز t ، $\hat{u}_t^{(j)}$ متغیر پیش‌بینی‌کننده نرمال‌شده زام در روز t ، و α_j پارامتر رگرسیونی به‌دست‌آمده با روش حداقل مربعات برای هر ماه است. این دو پارامتر بهینه‌سازی شده‌اند و به ناحیه مورد مطالعه و پارامتر پیش‌بینی‌شونده وابسته‌اند. عدد تصادفی r_t ($0 \leq r_t \leq 1$) با توزیع یکنواخت برای تعیین رخداد بارش و احتمال اینکه بارش اتفاق بیفتد، با این شرط که $w_t \leq r_t$ است، استفاده می‌شود.

در گام دوم مقدار برآورده‌شده بارش در هر روز بارانی تعیین می‌شود. این را می‌توان با نمره Z به صورت معادله ۲ تعیین کرد (ویلی و همکاران، ۲۰۰۳):

$$Z_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j \hat{u}_t^{(j)} + \varepsilon \quad (۲)$$

که در آن Z_t نمره Z در روز t و β_j پارامتر رگرسیونی محاسبه‌شده است. به‌سادگی بارش y_t در روز t را می‌توان به صورت معادله ۳ نوشت (ویلی و همکاران، ۲۰۰۳):

$$y_t = F^{-1}[\Phi(Z_t)] \quad (۳)$$

که در آن Φ تابع توزیع تجمعی نرمال و F تابع تجربی y_t است.

یک تبدیل ریشه چهارم برای کنترل طبیعت چولگی توزیع بارش به کار می‌رود. برای پارامترهای دما (دماهای حداقل و حداکثر) فقط از معادله های ۲ و ۳ برای اجرای مدل استفاده می‌شود. معادله ۱ به کار نمی‌رود، چون مقادیر تصادفی برای دما در نظر گرفته نمی‌شود. در طی واسنجی مدل SDSM، بعضی از پارامترها از قبیل آستانه پیشامد، اریب تصحیح‌شده، و تورم واریانس برای تعیین بهترین تطابق آماری بین متغیرهای اقلیمی مشاهده‌شده و شبیه‌سازی‌شده تعدیل می‌شوند.

برای آموزش مدل SDSM می‌توانید از سایت <https://climatology.ir/?p=15969> استفاده کنید.

روش سوم: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

کولیالی و همکاران (۲۰۰۵: ۴۸۳) این روش را گسترش دادند. این مدل نوعی از رگرسیون غیرخطی است که در آن ارتباط بین تعدادی از پیش‌بینی‌کننده‌های بزرگ مقیاس جوّی منتخب و پیش‌بینی‌شونده‌های اقلیمی مقیاس محلی ارائه می‌شود. در این روش یک شبکه پسخور عقب گرد زمانی (TLRN) یا، به عبارت بهتر، یک مدل سری زمانی غیرخطی استفاده می‌شود که در آن ورودیها تماماً به وسیله خط تأخیر جریان پشتیبانی می‌شود و شبکه با استفاده از الگوریتم پس انتشار (پرینسپ و همکاران، ۲۰۰۰) آموزش داده می‌شود. در این روش از یک رویکرد متفاوت برای انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌ها به منظور ریزمقیاس‌نمایی شبکه عصبی استفاده می‌شود. نخست شبکه‌ها با هم متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به عنوان ورودی آموزش داده می‌شوند. سپس، برای تعیین مناسب‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها تحلیل حساسیت انجام می‌شود تا برای آموزش دوباره مدل استفاده شوند. تحلیل حساسیت میزان ارتباط پیش‌بینی‌کننده‌ها (ورودی شبکه عصبی) با استفاده از محاسبه چگونگی تغییرات خروجی مدل در پاسخ به تغییرات یک

ورودی را به ما میدهد. یادگیری شبکه تا زمانی که وزنه‌های شبکه بی‌تأثیر باشند انجام ناپذیر است. ایده اصلی تحلیل حساسیت این است که ورودیهای شبکه عصبی کمی شیفت پیدا کنند و مطابق با خروجی گزارش شده تغییر کنند. حساسیت با محاسبه تقسیم انحراف معیار خروجی به انحراف معیار ورودی به دست می‌آید. در این روش، حساسترین پیش‌بینی‌کننده‌ها به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مناسب برای هر شبکه عصبی به طور جدا برای ریزمقیاس‌نمایی بارش و دمای حداقل و حداکثر انتخاب می‌شوند. شبکه عصبی، با تعداد کمتری از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، دوباره آموزش داده میشود تا به عملکرد راستی‌آزمایی قابل قبولی برسد. چندین آزمایش آموزشی با ترکیبات مختلف تأخیرهای زمانی ورودی و تعداد نرون‌ها در لایه پنهانی شبکه بهینه‌شده انجام میشود.

منبع: سبحانی، ب، اصلاحی، م، بابائیان ا. 1396. مقایسه روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری مدل‌های تغییر اقلیم در شبیه‌سازی عناصر اقلیمی در منطقه شمال غرب ایران. پژوهشهای جغرافیای طبیعی (پژوهش‌های جغرافیایی). 49(2): 301-325

روش چهارم: روش دلتا (عامل تغییر)

یکی از ساده‌ترین روش‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری برون‌داد مدل‌های گردش کلی (GCM)، بکارگیری روش دلتا (Delta) یا عامل تغییر (Change Factor) است؛ بخصوص در این ایام که مدل LARS-WG برای سناریوهای جدید RCP به روز رسانی نشده، می‌تواند مورد استفاده فراوان قرار گیرد. عامل تغییر نسبت بین شبیه‌سازی‌های اقلیم آتی (Future projection) به اقلیم حاضر (Current climate) یک مدل گردش کلی است. در محاسبه این نسبت، داده‌های دیدبانی هیچ تأثیری ندارند. این نسبت برای فراسنج بارش بصورت ضربی (Multiplicative) و برای دما جمعی (Additive) است. در ادامه روش بدست آوردن دلتا یا عامل تغییر را برای بارش و دما توضیح می‌دهیم.

الف- بارش: دو دوره نمونه مثلاً 2071-2100 برای اقلیم آتی و 1981-2010 را به عنوان اقلیم حاضر در نظر بگیرید. برون‌داد خام مدلی که مد نظرتان است را بدون نیاز به هر گونه ریزمقیاس‌نمایی قبلی از سایت‌های مختلف دریافت کنید. برای محاسبه مقدار عامل تغییر یا دلتای مربوط به بارش هر یک از 12 ماه سال، شما باید میانگین بارش هر یک از ماه‌های اقلیم آینده را به میانگین بارش ماه مشابه در اقلیم حاضر تقسیم کنید؛ به این صورت شما 12 تا عامل تغییر یا دلتا برای گریدی که ایستگاه شما در آن واقع است خواهید داشت. تا اینجا کار با داده‌های دیدبانی کاری نداشتیم؛ اما از این به بعد لازم است بارش هر ماه را تک تک ریزمقیاس کنید؛ مثلاً ابتدا می‌خواهیم بارش ماه ژانویه دوره 2071-2100 را ریزمقیاس کنیم، برای اینکار عامل تغییر محاسبه شده برای ماه ژانویه (مثلاً ممکن است شما عامل تغییر ماه ژانویه را 0.93 محاسبه کرده باشید که معنی است که بارش تمامی ماه‌های ژانویه دوره آتی 2071-2100 7 درصد نسبت به اقلیم حاضر 1981-2010 کمتر خواهد شد) را در تمامی مقادیر بارش 30 تا ماه ژانویه دوره 1981-2010 ضرب می‌کنید و عدد حاصل را به جای بارش 30 ماه ژانویه دوره 2071-2100 قرار می‌دهید. با این روش بارش اقلیم آتی را در مقیاس ماه دارید. این روش می‌تواند به شما برای بررسی خشکسالی‌های آتی (با شاخص SPI یا دیگر شاخص‌ها) و تغییر پهنه‌های اقلیمی آینده کمک کند، اما از آنجا که ریزمقیاس‌نمایی در مقیاس ماه انجام شده نمی‌تواند برای پژوهش‌هایی که نیاز به داده‌های روزانه دارند، مورد استفاده قرار گیرد، مانند مطالعه رخدادهای حدی، بارش-رواناب و . . . برای ریزمقیاس‌نمایی روزانه باید عامل تغییر ماهانه را از داده‌های روزانه حساب کنید که لازمه آن داشتن برون‌داد مدل گردش کلی در مقیاس ماه می‌باشد. بقیه کار مشابه ریزمقیاس‌نمایی ماهانه است.

$$\text{Prpcfut} = \text{Cf} * \text{Prcpobs}$$

اگر داده های روزانه مدل گردش کلی را ندارید و می خواهید ریزمقیاس نمایی را در مقیاس روز انجام دهید، کار مقداری مشکل می شود. برای اینکار باید برون داد ماهانه مدل گردش کلی را برای دوره اقلیم حاضر (یا پیش بینی گذشته نگر)، مثلاً دوره 1951-2010 یعنی 60 سال که قابل تقسیم به دو دوره 30 ساله است یا دو دوره 25 ساله مثلاً دوره 1961-2010 داشته باشید و با بکارگیری برون داد مدل گردش کلی عامل تغییر را برای دوره 30 سال یا 25 سال دوم (یعنی 1981-2010 یا 1986-2010) بدست بیاورید. حال با ضرب عامل تغییر در داده های روزانه بارش دوره دیدبانی 30 یا 25 سال اول (منظور دوره دیدبانی 1951-1980 یا 1985-1961) به تفکیک ماه، داده های روزانه دوره 30 یا 25 ساله دوم را بدست آورید و نتایج را با داده های دیدبانی دوره دوم مقایسه کنید. اگر سری داده های تولید شده دوره دوم (یعنی 1981-2010 یا 1986-2010) با داده های دیدبانی شده بارش متفاوت بودند، در آن صورت عامل تغییر های ماهانه را آنقدر تغییر دهید تا تفاوت معنی داری بین داده های دیدبانی و تولید شده نباشد، حال این عامل های تغییر را حفظ کرده تا برای ریزمقیاس نمایی اقلیم آینده 2100-2071 استفاده کنید. در این روش در عمل ممکن است با مشکلاتی مواجه شوید، مثلاً ممکن است این روش ممکن است واریانس بارش روزانه را خوب تولید نکند، در آن صورت لازم است به نسبت ضعیفی که این روش در تولید واریانس دارد، داده های روزانه آینده را متورم (Inflate) کنید.

ب-دما: روش ریزمقیاس نمایی دما به روش عامل تغییر کم و بیش مشابه با بارش می باشد با این تفاوت که دما به صورت جمعی است. برای محاسبه مقدار عامل تغییر یا دلتای مربوط به دمای هر یک از 12 ماه سال، باید میانگین دمای هر یک از ماه های اقلیم آینده منهای میانگین دمای ماه مشابه در اقلیم حاضر گردد؛ به این روش 12 تا عامل تغییر یا دلتا برای گرید یا ایستگاه مورد نظر بدست می آید. حال عامل تغییر محاسبه شده برای هر ماه به تمامی مقادیر دمای 30 تا ماه دوره اقلیم حاضر جمع می شود.

$$\text{Temfut} = \text{Temobs} + \text{Cf}$$

منبع: وبلاگ دکتر ایمان باباییان