Rainfall - Runoff Mathematical Model

Fahmi, H.

Assistant Manager of Co - Ordination Studies, Department of Water Resources Research Center, Ministry of Energy

Abstract

Structure of runoff - rainfall mathematical model requires separation of base flow, infiltration, effective rainfall and direct runoff. These processes are calculated by various methods. Instantaneous unit hydorgraph, which Nash model is its index sample, is considered a conceptual model applied widely in runoff - rainfall models. In this study, a conceptual mathematical model with some modifications for determination of separation processes of base flow, infiltration, effective rainfall and direct runoff was developed. Non - linear mathematical optimization was used for calculation of the model's parameters. The resutls of the model proved the superiority of the proposed method as compared to other models. As the single artifical neural network alone, requires a lot of information and at the same time the output results are not reliable, therefore, the combination of artificial neural networks and mathematical optization of instantaneous unit hydrograph was used in this research in order to get a quick convergence and accurate results.

مدل ریاضی بارش - رواناب

هدایت فهمی*

چکیده

ساختار مدل ریاضی بارندگی رواناب متضمن تعیین فرایندهای جداسازی دبی پایه، نفوذ، بارندگی مؤثر و رواناب سطحی می‌باشد. روش‌های مختلفی جهت محاسبه این فرایندها وجود دارد. روش آبنمود واحد لحظه‌ای که نمونه شاخص آن مدل ناش می‌باشد از رده مدل‌های مفهومی بوده که کاربرد وسیعی در مدل‌های بارندگی - رواناب دارد. در این مقاله یک مدل ریاضی مفهومی معرفی می‌گردد که در آن تعیین فرایندهای جداسازی دبی پایه، نفوذ، بارندگی مؤثر و جریان سطحی با روش‌های پیشنهادی مؤلف ارائه خواهد شد. محاسبه پارامترهای مدل با استفاده از بهینه‌سازی ریاضی غیر خطی انجام می‌پذیرد. نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که روش پیشنهادی بر روش‌های مرسوم برتری دارد. در این تحقیق از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی ریاضی جهت محاسبه آبنمود واحد لحظه‌ای استفاده گردیده است. این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی نیاز به اطلاعات فراوان دارد و همیشه به جواب نخواهد رسید، اما ترکیب روش شبکه عصبی مصنوعی با بهینه‌سازی ریاضی، امکان تقارب سریع و نتایج دقیق‌تر را میسر می‌سازد.

مقدمه

ساختار مدل بارندگی - رواناب طراحی شده، شامل سه مؤلفه جداسازی دبی پایه، برآورد نفوذ و بارندگی مؤثر و برآورد آبنمود (هیدروگراف) واحد لحظه‌ای می‌باشد. جداسازی دبی پایه با یک روش، برآورد نفوذ و بارندگی مؤثر با دو روش و همچنین محاسبه اجزاء آبنمود واحد با سه روش جدید ارائه می‌گردد. این مدل از نوع مدل‌های مفهومی - پارامتری می‌باشد که پارامترهای مدل با استفاده از روش بهینه‌سازی ریاضی غیر خطی انجام می‌گیرد. یعنی ابتدا مقادیر اولیه فرضی پارامتر به مدل داده می‌شود و سپس از بهینه‌سازی بر اساس حداکثر انطباق آبنمود مشاهده‌ای و محاسبه‌ای، بهترین مقادیر پارامترها برآورد می‌گردد. پس از خاتمه عملیات واسنجی پارامترها می‌توان مدل را با پارامترهای تعیین شده برای رگبارهای دیگر مورد استفاده قرار داد.

روش پیشنهادی جهت جداسازی دبی پایه

منحنی تخلیه آب ذخیره شده در سفره‌های آب زیرزمینی معمولاً با معادله نمایی زیر تعریف می‌گردد. در این حالت سفره آب زیرزمینی به مثابه یک مخزن خطی در نظر گرفته می‌شود [۹].

* - معاون تلفیق مطالعات مرکز تحقیقات منابع آب وزارت نیرو

$$Q(t) = Q(0)A^{(-\frac{t}{K})} \qquad (1)$$

در معادله بالا $Q(t)$ خروجی از مخزن t، $Q(0)$ خروجی به مخزن اول، k ضریب مخزن، A مساحت مخزن می‌باشد.

حجم ذخیره شده سفره در هر لحظه با مقدار خروجی آب زیرزمینی، طبق معادله زیر در ارتباط است.

$$V_b(t) = Q_b(t).K \qquad (2)$$

در معادله بالا Q_b خروجی آب زیرزمینی، K ضریب مخزن و V_b (t) حجم آبی است که در زمان T در آبخوان زیرزمینی به صورت ذخیره وجود دارد.

اگر فرض کنیم که در درازمدت، حجم جریان آب زیرزمینی V_b متناسب با حجم رواناب سطحی حاصل از بارندگی خالص V_s باشد (با در نظرگرفتن زمان تأخیر تأثیر بارندگی خالص بر حجم ذخیره شده سفره آب زیرزمینی)، در این صورت می‌توان این رابطه را به صورت $C_p = \frac{V_s}{V_b}$ نوشت که در آن C_p یک ضریب بدون بعد است. فرض بر این است که رابطه بالا برای زمان‌های کوتاهتر Δt نیز کاربرد داشته باشد. در این صورت می‌توان روابط زیر را نوشت:

$$C_p = \frac{\Delta V_s}{\Delta V_b} \quad \Rightarrow \quad \Delta V_b = \frac{\Delta V_s}{C_p} \qquad (3)$$

معادله پیوستگی برای سفره آب زیرزمینی به ترتیب زیر است:

تغییرات در ذخیره سفره + خروجی از سفره = تغذیه آب سفره

چنانچه خروجی Q_b در شروع و انتهای دوره مقدار ثابتی باشد، حجم آب زیرزمینی خروجی ΔV_b نیز باید مساوی حجم تغذیه سفره باشد. بنابراین معادله پیوستگی به شکل زیر خواهد بود:

$$\Delta V_b(t) = Q_b(t)\ \Delta t + Q_b\ (t+\Delta t)K - Q_b(t)K \qquad (4)$$

با جایگذاری رابطه ۳ در ۴، معادله به شکل زیر خواهد بود.

$$\frac{\Delta Vs(t)}{C_p} = Q_b(t).\Delta t + Q_b(t+\Delta t).k - Q_b(t).k \qquad (5)$$

چون $\Delta V_s\ (t) = Q_s\ (t)\Delta t$ پس :

$$\frac{Qs(t).\Delta t}{C_p} = Q_b(t).\Delta t + Q_b(t+\Delta t).k - Q_b(t).k \qquad (6)$$

$$Q_b(t+\Delta t) = Q_b(t).(1-\frac{\Delta t}{K}) + \frac{Q_s(t).\Delta t}{C_p.K} \qquad (7)$$

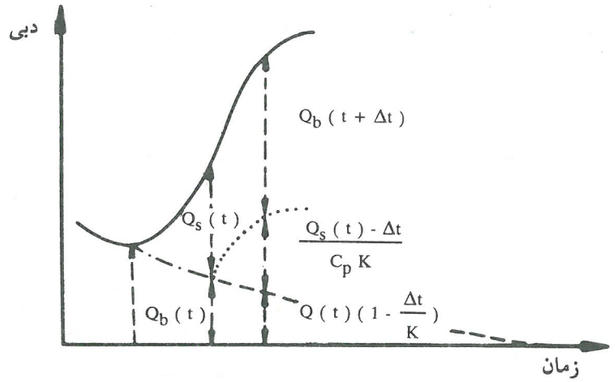
اما در واقع تأثیر جریان سطحی Q_s از دوره زمانی T_I و بعد از شروع بارندگی آغاز می‌شود، لذا باید این تأخیر زمانی را نیز در معادله (۶) تأثیر داد.

$$Q_b(t+\Delta t) = Q_b(t).(1-\frac{\Delta t}{K}) + \frac{Q(t-TL).\Delta t}{C_p.K} \qquad (8)$$

$$Q_b(t-T_1) = 0 \quad \text{و} \quad t-T \le 0 \quad \text{اگر} \qquad (9)$$

در روابط اخیر : $T_1 = \Delta t, 2\Delta t$ و $3\Delta t$

به این ترتیب با جایگذاری مقادیر Q_b, C_p, K و T_I در هر مرحله و مقدار Q_b یک مرحله قبل در معادله ۸ مقدار $Q_b\ (t+\Delta t)$ به دست می‌آید. در این روش، ضریب مخزن K یکی از پارامترهای مدل است که ابتدا مقدار حدسی به آن نسبت داده می‌شود و سپس مدل، بهترین مقدار K را محاسبه خواهد کرد. هم‌چنین مقدار زمان تأخیر T_L باید توسط کاربر مشخص شود. شکل ۱ جداسازی دبی پایه به روش فوق را به صورت ترسیمی نشان می‌دهد.



شکل ۱- جداسازی دبی پایه با روش اصلاح شده منحنی تخلیه سفره آب زیرزمینی

روش‌های پیشنهادی جهت محاسبه بارندگی مؤثر و نفوذ

یکی از پارامترهای مهم در ارزیابی چرخه آب، میزان نفوذ می‌باشد. در ادبیات هیدرولوژی، روش‌های مختلف تجربی، فیزیکی - ریاضی و مفهومی به منظور برآورد نفوذ ارائه گردیده است. برخی از این روابط نیاز به اطلاعات زیادی دارند که عملاً در کشور ما قابل دسترسی نیست و برخی دیگر عمدتاً بر اساس شرایط یک منطقه خاص به صورت تجربی ارائه گردیده است. ارائه روشی که در عین سادگی نیاز به حداقل اطلاعات داشته باشد هنوز موضوع جذابی در هیدرولوژی می‌باشد. دو روش ارائه شده در این مقاله نیز دارای ویژگی‌های فوق‌الذکر می‌باشد. به منظور مقایسه روش‌های ارائه شده از روش SCS نیز استفاده گردید [۶ و ۱۰].

تعیین پارامترهای روش SCS مانند نفوذ پتانسیل و نگهداشت اولیه با استفاده از روش بهینه یابی ریاضی صورت گرفت.

- روش اول:

در این روش برآورد میزان نفوذ و بارندگی مؤثر در هر دوره زمانی با روابط زیر پیشنهاد می‌شود.

$$f\ (t) = \frac{e^{2\alpha x_{+1}}}{e^{2\alpha x_{-1}}} - \beta \qquad (10)$$

میزان بارندگی مؤثر با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$P_n\ (t) = P(t) - f(t) \qquad (11)$$

در روابط فوق، $P(t)$, $P_n(t)$ و $f(t)$ به ترتیب بارندگی ناخالص، بارندگی مؤثر و میزان نفوذ می‌باشند. α و β ضرایب ثابت معادله نفوذ می‌باشند که توسط روش‌های بهینه‌سازی ریاضی تعیین می‌گردند.

- روش دوم:

در این روش نرخ کاهش میزان بارندگی ناخالص از رابطه زیر برآورد می‌گردد:

$$R\ (t) = [\ 1-\frac{1}{1+\alpha t}\ ]^n \qquad (12)$$

میزان نفوذ در هر لحظه از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$f\ (t) = R\ (t)\ .P\ (t) \qquad (13)$$

مقدار بارندگی مؤثر در زمان t از رابطه زیر برآورد می‌شود.

$$P_n\ (t) = P\ (t) - f\ (t) \qquad (14)$$

در رابطه ۱۲، α و n دو پارامتر مدل می‌باشند که در این حالت توسط روش‌های بهینه‌یابی ریاضی تعیین مقدار می‌گردند.

روش‌های پیشنهادی جهت تعیین آبنمود واحد لحظه‌ای[1]

آبنمود واحد لحظه‌ای با فرض بارندگی مؤثر در زمان بسیارکوتاه (صفر) طراحی می‌گردد. در واقع فرض بر این است که آبنمود واحد لحظه‌ای از بارشی حاصل گردیده که بارندگی در زمان t=0 اتفاق افتاده است. این فرض غیرواقعی این امکان را به وجود می‌آورد که به آبنمود واحدی دست یافت که از قید زمان بارش رها شده باشد. اصول به‌کارگرفته شده جهت تعیین آبنمود سیل همان تئوری تابع کرنل می‌باشد [۹ و ۱۰]. در این مقاله سه روش جهت تعیین مؤلفه‌های آبنمود واحد ارائه می‌گردد.

- روش اول :

رابطه اول پیشنهادی به صورت معادله ریاضی با دو پارامتر g و θ می‌باشد.

$$U\ (t) = \frac{ng\ (t+\theta)^{n-1}}{[\ g\ +(t+\theta\ )^n\ ]^2} \qquad n>0 \qquad (15)$$

تابع تجمعی آبنمود واحد لحظه‌ای به صورت رابطه زیر می‌باشد:

$$S\ (t) = \frac{(t+\theta)^n}{g\ +(t+\theta\ )^n} \qquad (16)$$

در رابطه اخیر g , n و θ سه پارامتر آبنمود واحد لحظه‌ای با مقادیر مثبت می‌باشند که تعیین کننده چولگی به راست و چپ بوده و باید توسط روش‌های بهینه‌یابی تعیین مقدار گردند.

روش دوم:

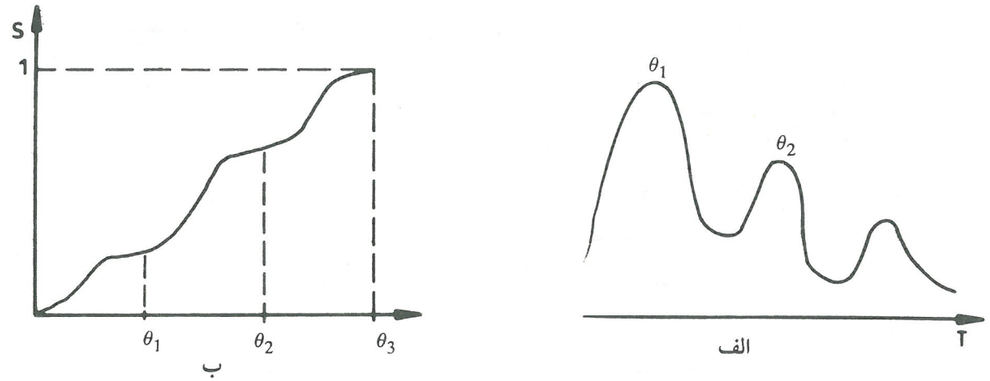
رابطه پیشنهادی جهت تعیین آبنمود واحد لحظه‌ای، رابطه زیر است که سطح زیر منحنی آن برابر واحد بوده و دارای یک پیک می‌باشد.

$$U\ (t) = \frac{g.\exp\ (\ -g\ (t-\theta)\ )}{[\ 1+\exp\ (-g\ (t-\theta)\ )\ ]^2} \qquad (17)$$

تابع تجمعی آبنمود واحد لحظه‌ای فوق با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$S\ (t) = \frac{1}{1+\exp\ (\ -g\ (t-\theta)\ )} \qquad (18)$$

1- IUH



شکل ۲- الف) نمودار آبنمود واحد لحظه‌ای و ب) تابع تجمعی آبنمود واحد

در روابط فوق g و θ پارامترهای آبنمود واحد لحظه‌ای می‌باشند که توسط روش‌های بهینه‌سازی باید تعیین مقدار شوند. g و θ چولگی به راست یا چپ آبنمود را مشخص می‌سازند.

- روش سوم:

در این مقاله دو شکل خاص از آبنمود واحد لحظه‌ای توسط مؤلف معرفی گردید. همه آبنمودهای واحد مورد اشاره از نظر شکلی به صورت منحنی، همواره با یک پیک مشخص می‌گردند. از آنجایی که رفتار حوضه آبریز غیر خطی می‌باشد بنابراین باید انتظار داشت که آبنمود واحد نیز همواره دارای یک پیک نباشد. با در نظر گرفتن این واقعیت، توابع ریاضی مختلف که سطح زیر منحنی آنها واحد و خصوصیات آبنمود واحد با قابلیت تولید چند پیک متوالی، انتخاب و بهترین تابع ریاضی به صورت زیر بیان گردید.

$$U(t) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} g_i \left[1\text{-}\tanh^2 g\,(t- \theta_i) \right] \qquad (19)$$

در تابع فوق g و θ دو پارامتر مدل می‌باشند که باید بهینه‌سازی شوند و m تعداد پیک‌های آبنمود واحد می‌باشد. چنان‌که m= ۱ در نظر گرفته شود آبنمود واحد به شکل آبنمودهای واحد کلاسیک خواهد بود. تابع تجمعی آبنمود واحد به صورت رابطه زیر خواهد بود:

$$S(t) = \frac{1}{2} \left[1+\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \tanh\left[g_i\,(t- \theta_i)\right] \right] \qquad (20)$$

نمودار تابع آبنمود واحد و منحنی تجمعی آن در شکل ۲ نشان داده شده است.

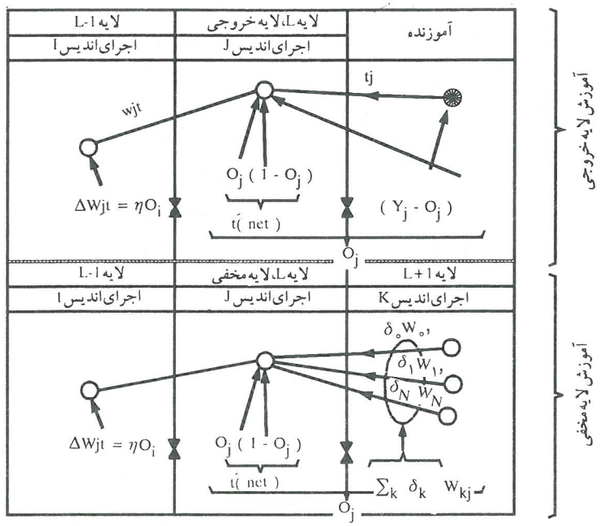
به منظور برآورد پارامترهای مدل از دو روش بهینه‌سازی پیچیده[1] و جستجوی مستقیم[2] استفاده گردیده است. روش‌های به‌کار گرفته شده از نوع بهینه‌سازی غیر خطی مقید می‌باشند. یعنی بهینه‌سازی در فاصله بین حد بالایی و پایینی پارامترها انجام می‌پذیرد. این روش‌ها برای بهینه‌سازی توابعی که مشتق پذیرند بسیار کارا می‌باشند. در ابتدا با به کارگیری روش بهینه‌سازی پیچیدک، پارامترهای فرضی اولیه تا حد امکان به مقادیر واقعی نزدیک و بهینه می‌گردند. در هر روش، بهینه‌سازی ریاضی با استفاده از اطلاعات ورودی و خروجی در دو مرحله انجام می‌گیرد. در مرحله اول پارامترهای مربوط به نفوذ بارندگی مؤثر با تابع هدف (کمینه‌سازی اختلاف مقادیر تجمعی بارندگی و رواناب سطحی) و روندیابی با کمینه‌سازی تابع هدف با معادله زیر بهینه‌یابی می‌گردند.

$$O.F. = \frac{\sqrt{\sum \left(Q_o\,(t) - Qc\,(t) \right)^2}}{Q} \qquad (21)$$

به منظور مقایسه دقت مدل از عامل RMS[3] با رابطه زیر استفاده گردید:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} \left(Q_o\,(t) - Qc\,(t) \right)^2}{n}} \qquad (22)$$

1- Complex Method 2- Direct Search Method
3- Root Mean Square



شکل ۳- روند نمای الگوریتم پس انتشار خطاها

در روابط اخیر $Q_o(t)$ و $Q_c(t)$ به ترتیب دبی مشاهده‌ای ومحاسبه‌ای و n تعداد مؤلفه‌های آبنمود و Q میانگین دبی آبنمود مشاهده‌ای می‌باشد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی ریاضی

به منظور بررسی قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی جریان سطحی در مدل‌های بارندگی - رواناب اقدام به طراحی دو مدل شبکه عصبی مصنوعی با معماری متفاوت گردید. شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با شاخص‌های مطلوبی مانند پردازش موازی در حجم گسترده، نمایش غیر متمرکز و توزیع یافته، تصمیم‌پذیری و قابلیت بسط و توسعه‌پذیری پردازش اطلاعات، توانایی تحمل خطا[1] و اصلاح آن تحولی بزرگ در دانش و تکنیک مدل سازی به وجود خواهد آورد و درک ما را از جهان واقعی بیشتر خواهد کرد.

یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از معماری موازی - توزیعی با تعداد زیادی گره و وزن‌های ارتباطات می‌باشد. از بین ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی، روش پس انتشار خطا به منظور تعیین بهترین مقادیر وزن‌ها جهت برازش بر داده‌ها، انتخاب گردید. در این تحقیق، دو معماری " جزیی مرتبط و " تمام مرتبط " برای شبکه عصبی مصنوعی انتخاب گردید.

معماری شبکه عصبی مصنوعی " جزیی مرتبط " بر اساس ارتباط مولفه‌های یک لایه ورودی و یک الی چند لایه مخفی و یک لایه خروجی طراحی گردیده است. هر یک از لایه‌های مورد اشاره دارای چندین گره می‌باشد. وجود لایه‌های مخفی، رفتار غیر خطی سیستم را منعکس می‌سازد. شبکه‌های چند لایه‌ای دارای یک خروجی با یک گره می‌باشند. در این تحقیق شبکه طراحی شده از هر نظر، عمومی طراحی گردیده و تعداد لایه‌های مخفی و تعداد مولفه‌های لایه خروجی نیز متغیر می‌باشند [۲ و ۳].

در مدل شبکه عصبی، مولفه‌های ورودی به صورت ترکیب خطی با ضرایب (وزن‌ها) عددی در نظر گرفته شد. مقادیر به لایه‌های بعدی انتقال و این فرایند برای لایه‌های بعدی نیز ادامه می‌یابد. انتقال اطلاعات از یک لایه به لایه بعدی و تا مرحله خروجی توسط تابع محرک سیگموئید انجام می‌پذیرد. تابع سیگموئید به صورت رابطه ریاضی زیر بیان می‌گردد:

$$O_{ij} = f\,(U_{ij}) = \frac{A}{1+\exp\left[-\left(\sum W_{ij}\, X_i + \theta \right) / T \right]} \qquad (23)$$

در رابطه اخیر A، ضریب ثابتی می‌باشد که بر اساس حداکثر مقادیر خروجی انتخاب می‌گردد، $\frac{1}{T}$ شیب عمومی تابع

1- Back - Propagation Error

سیگموئید و X_1 مولفه‌های ورودی لایه iام و θ و W_{ij} وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌باشند. تعیین وزن‌های شبکه مطابق الگوریتم پس انتشار خطا با روند نمای شماره ۳ انجام می‌پذیرد.

معماری شبکه عصبی مصنوعی " تمام مرتبط " بر این فرض بنا گردیده است که خروجی باکلیه گره‌های ما قبل از جمله ورودی‌های بلافصل (بدون وجود لایه مخفی) در ارتباط است. در شبکه جزئی مرتبط خروجی باکلیه گره‌ها به طور مستقیم ارتباط ندارد و بین لایه ورودی و خروجی، لایه‌های مخفی وجود دارند. سایر محاسبات مربوط به شبکه همانند شبکه عصبی مصنوعی " جزیی مرتبط " می‌باشد.

یکی از مسائل مهم در طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی تعیین تعداد بهینه لایه‌ها و هر لایه شبکه می‌باشد. تعداد زیادگره باعث افزایش حافظه یادگیری و کاهش تعداد لایه‌ها و مولفه‌های هر لایه باعث افزایش سرعت یادگیری ولی کاهش حافظه مدل خواهد شد.

یافتن حد بهینه تعداد لایه‌ها و گره‌های شبکه با توجه به تعداد داده‌های موجود جهت آموزش، با روش آزمون و خطا صورت می‌گیرد. تجربه نشان داده شده است که وجود یک لایه مخفی در شبکه عصبی مصنوعی " جزیی مرتبط " با تعداد مولفه‌های لایه مخفی با رابطه زیر مناسب خواهد بود.

$$L_i = \frac{N}{2(In+1)} \qquad (۲۴)$$

در رابطه اخیر N تعداد داده‌ها جهت آموزش In مقدار مولفه‌های ورودی و L_i تعداد مولفه‌های لایه مخفی می‌باشد. به طور کلی یک شبکه عصبی مصنوعی با n مولفه دارای تعداد $2(n-2)$ وزن خواهد بود.

برای آن که بتوان مدل را برای حالت‌های عمومی‌تر طراحی نمود از تابع سیگموئید بدون ضریب ثابت A نیز استفاده گردید که در این حالت ورودی و خروجی پیش از اعمال به مدل توسط روابط زیر نرمال سازی می‌گردند.

$$X(i) = ۰/۱ + ۰/۸۵\frac{x(i)}{X_{max}(j)} \quad i = ۱,۲,۳,...n \;,\; j = ۱,۲,i \qquad (۲۵)$$

$$Y(i) = ۰/۱ + ۰/۸۵\frac{y(i)}{Y_{max}(j)} \quad i = ۱,۲,۳,...m \;,\; j = ۱,۲,i \qquad (۲۶)$$

در روابط اخیر x (i) و $X_{max}(i)$ به ترتیب مولفه‌های ورودی و ورودی حداکثر مورد انتظار، Y(i) و $Y_{max}(i)$ مولفه‌های خروجی و خروجی حداکثر مورد انتظار و n و m به ترتیب تعداد مولفه‌های ورودی و خروجی می‌باشند. پس از پایان مرحله آموزشی، در مرحله آزمون حساسیت، داده‌های خروجی با رابطه زیر بیان می‌شوند.

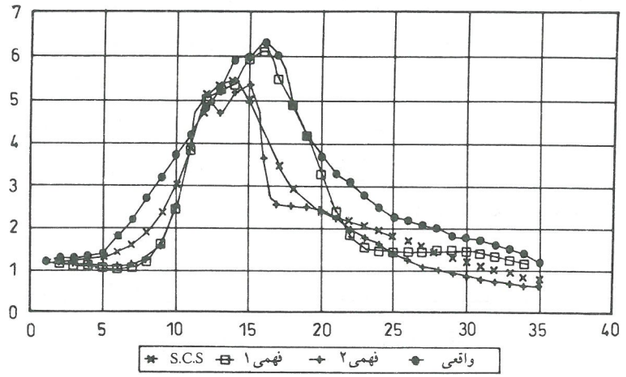
$$O(i) = (Y(i) - ۰/۱)*\frac{Y_{max(i)}}{۰/۸۵} \quad i = ۱,۲,...m \;,\; j = ۱,۲,i \qquad (۲۷)$$

داده‌های ورودی و خروجی جهت آموزش شبکه به صورت زیر تنظیم و به شبکه اعمال می‌گردد.

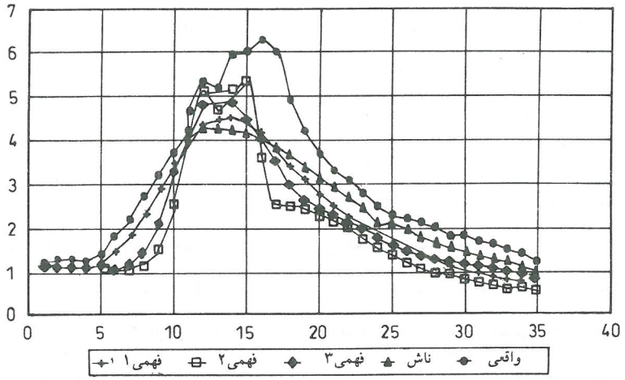
خروجی		ورودی
Q_1	≈	$P_1, 0,0,0,0,0$
Q_2	≈	$P_2,P_1, 0,0,0,0,0$
Q_3	≈	$P_3,P_2,P_1, 0,0,0,0,0$
⋮	⋮	⋮
Q_n	≈	$0,0,0,\ldots\ldots\ldots\ldots, P_1$

در روابط فوق P_1 و P_2 و بارندگی مؤثر و Q_1 و Q_2 و ... مولفه‌های جریان سطحی آبنمود سیل می‌باشند. بررسی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با داده‌های مختلف نشان می‌دهد که یکی از ایرادهای اساسی این مدل، عدم تقارب در حد مطلوب می‌باشد و در بسیاری حالات تقارب حاصل نمی‌گردد وگاه شبکه به حالت واگرا متمایل شده و جواب‌های غیر واقعی می‌دهد. برای غلبه بر این مشکل اساسی تنظیم وزن‌های شبکه پس از رسیدن به کمترین خطا و پیش ازگرفتار شدن شبکه در حلقه واگرایی، روش پس انتشار خطا قطع شده است و تنظیم وزن‌ها توسط روش بهینه‌سازی ریاضی غیر خطی انجام می‌پذیرد. ترکیب روش پس انتشار خطا با روش بهینه‌سازی غیر خطی مقید روزنبروک[1] و پاول[2] این امکان را فراهم می‌سازد که با دقت بسیار بالا و با حداقل داده‌ها، شبکه عصبی آموزش داده شود. در مدل مورد بحث، تابع هدف، کمینه‌سازی غیر خطی مقید جهت دستیابی به کمترین خطا بین خروجی مشاهده‌ای و خروجی محاسبه‌ای می‌باشد. روش بهینه‌یابی مقید به منظور یافتن عوامل "کمینه " یا " بیشینه "ساز یک تابع، در محدوده مشخصی از مجموعه اعداد حقیقی به کار می‌رود. این محدوده به عنوان قید یا شرطی که همواره بر تابع اعمال می‌شود در نظر گرفته می‌شود. این نوع بهینه‌یابی در عمل کاربرد وسیعی دارد. روش‌های مختلفی جهت بهینه‌یابی ابداع شده است. منطق

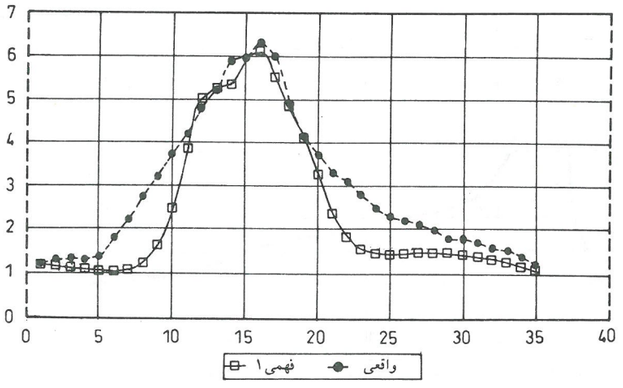
1- Rosenbrock 2- Powell



شکل ۴- حساسیت نفوذ از رگبار مورخ ۶۰/۶/۳۱ حوزه ابریز رودخانه کسیلیان
(روش SCS، فهمی ۱ و فهمی ۲)



شکل ۵- آزمون حساسیت رواناب ناشی از رگبار مورخ ۶۰/۶/۳۱ حوزه آبریز رودخانه کسیلیان
(روش ناش، فهمی ۱، فهمی ۲ و فهمی ۳)



شکل ۶- آزمون حساسیت رگبار مورخ ۶۰/۶/۳۱ حوزه آبریز رودخانه کسیلیان
(روش نفوذ فهمی ۱ و محاسبه جریان سطحی از روش فهمی ۲)

حاکم بر بهینه‌سازی غیر خطی عبارت است از تعیین تابع هدف شامل n متغیر یا عامل مستقل و تعیین کمینه (یا بیشینه) مقدار تابع هدف که در روی n امتداد هادی صورت می‌گیرد. الگوریتم بهینه‌سازی غیر خطی شامل مراحل زیر است:

۱- تعیین مقادیر اولیه و فرضی نقطه آغاز $x_0^k = (x_0^1, x_0^2, \ldots x_0^n)$

۲- تعیین سمت یا امتدادهای جست و جو d^k

۳- یافتن نقطه جدید $x^{k+1} = x^k + \beta^k d^k$ که β^k یک مقدار عددی است که در انتخاب اندازه گام‌ها، جهت کمینه (یا بیشینه)سازی تابع $f(x^k + \beta^k d^k)$ به‌کار می‌رود.

۴- آزمون همگرایی و معیار مربوطه. چنان‌که همگرایی حاصل گردید محاسبات پایان می‌یابد. در غیر این صورت $k+1 = k$ و مرحله ۱ تا ۴ مجدداً با مقادیر جدید تکرار می‌گردد [۱، ۴، ۵ و ۷]. در این تحقیق روش‌های جهینه‌سازی ریاضی روزنبروک و پاول به‌کار گرفته شده است.

کاربرد مدل و نتایج

نتایج واسنجی (کالیبراسیون)[1] و آزمون حساسیت[2] مدل پیشنهادی در حالت‌های مختلف با اطلاعات دو رگبار و سیلاب‌های متناظر مورخ ۷۰/۲/۲۱ و ۶۰/۶/۳۱ در جدول ۱ آمده است. همان طورکه از جدول استنباط می‌شود، با توجه به مقدار دبی حداکثر لحظه‌ای (قله) و زمان اوج دبی و هم چنین میزان RMS مدل پیشنهادی بر مدل ناش برتری دارد.

شکل ۴ مقایسهٔ روش‌های پیشنهادی برای محاسبه نفوذ با روش SCS را نشان می‌دهد.

مطابق شکل مورد اشاره اول مولف بر روش SCS به درستی برتری دارد و با دقت بیشتری " آبنمود " را شبیه‌سازی می‌کند.

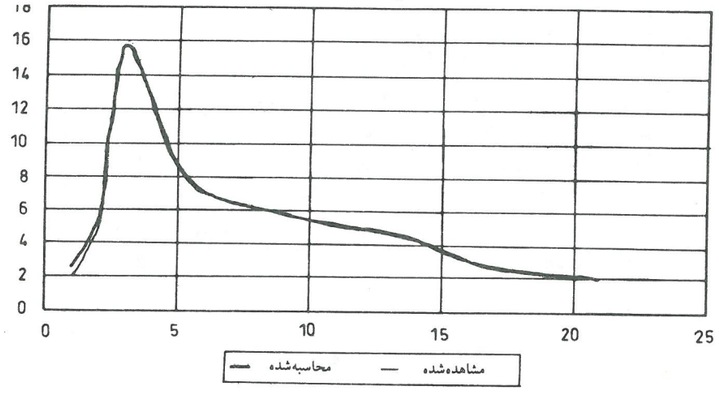
شکل ۵ مقایسهٔ روش‌های پیشنهادی و روش ناش و مقدار واقعی " آبنمود " سیل را نشان می‌دهد. مطابق این مدل پیشنهادی محاسبه جریان سطحی بر مدل ناش برتری دارد و تطابق بیشتری با " آبنمود " واقعی دارد.

شکل ۶ روش برتر پیشنهادی (روش اول پیشنهادی محاسبهٔ نفوذ و روش دوم محاسبه مولفه‌های جریان سطحی) را نشان می‌دهد که انطباق بسیار خوبی با " آبنمود " مشاهده‌ای دارد.

شکل ۷ محاسبهٔ " آبنمود " را با استفاده از روش شبکهٔ عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. همان‌گونه که از شکل استنباط می‌شود بهترین انطباق بین " آبنمود " محاسبه‌ای و مشاهده‌ای وجود دارد. مرحلهٔ واسنجی مدل با اطلاعات بارندگی‌های سه ساعته انجام پذیرفت. نتایج حاصل از واسنجی و آزمون حساسیت مدل با روش شبکهٔ عصبی به تنهایی نتایج ناامیدکننده‌ای به همراه داشت و هم‌گرایی حاصل نگردید لیکن مدل ترکیبی شبکهٔ عصبی مصنوعی با روش بهینه‌سازی ریاضی غیر خطی پاول نتیجهٔ شگفت‌آوری در انطباق " آبنمود "

1- Calibration

2- Verification



شکل ۷- آزمون حساسیت رگبار مورخ ۶۷/۱۲/۲۵ حوزه آبریز رودخانه کسیلیان با روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی ریاضی

جدول ۱- نتایج آزمون حساسیت مدل پیشنهادی

T_p =۱۶hr زمان پیک، Q_p =۶/۳ $\frac{m^3}{s}$ دبی حداکثر لحظه‌ای

روش	مدل نفوذ	مد (Mode)	Q_p	Tp	R.M.S
روش اول فهمی	S.C.S	۱	۴/۵۰۴	۱۴	۰/۸۸
	روش فهمی یک	۱	۴/۹۶۱	۱۴	۰/۶
	روش فهمی دو	۱	۴/۵۷۳	۱۴	۰/۸۴۱
روش دوم فهمی	S.C.S	۱	۴/۵۰۲	۱۵	۰/۸۸
		۲	۵/۳۵	۱۳	۰/۹۶۳
		۳	۵/۲۳۰	۱۳	۰/۹۵۶
		۴	۵/۳۳۴	۱۲	۰/۹۹
	روش فهمی یک	۵	۵/۳۴۵	۱۵	۱/۲۱
		۱	۵/۴۸	۱۶	۰/۶۲۳
		۲	۵/۹۹۷	۱۵	۰/۵۹۹
		۳	۶/۱	۱۶	۰/۶۹۲
	روش فهمی دو	۴	۵/۹۷۴	۱۶	۰/۶۸۳
		۱	۴/۶۷۳	۱۵	۰/۸۲
		۲	۵/۴۴۳	۱۴	۰/۸۹۵
		۳	۵/۳۸	۱۳	۰/۸۷۸
روش سوم فهمی	S.C.S	۴	۵/۷۳۹	۱۴	۱/۵۱
		۱	۴/۵۰۲	۱۵	۰/۸۸۴
		۲	۵/۳۵	۱۳	۰/۹۶۳
		۳	۴/۹۵۶	۱۳	۱/۳۴۲
		۴	۷/۵۳	۱۴	۱/۸۹۷
	روش فهمی یک	۵	۵/۲۹۷	۱۲	۰/۹۹۷
		۱	۵/۴۸۱	۱۶	۰/۶۲۳
		۲	۵/۷۸۲	۱۶	۰/۶۷۱
		۳	۵/۷۸۲	۱۶	۰/۶۷۱
		۴	۶/۶۴	۱۳	۲/۴۷
	روش فهمی دو	۵	۵/۶۱۲	۱۶	۱/۲۵۱
		۱	۴/۶۷۲	۱۵	۰/۸۲۱
		۲	۵/۴۴۳	۱۴	۰/۸۹۷
		۳	۵/۳۸۲	۱۳	۰/۸۷۸
		۴	۵/۲۹۱	۱۴	۰/۸۹
		۵	۵/۱۷۶	۱۵	۱/۰۸

محاسبه‌ای و مشاهده‌ای در مرحلهٔ آزمون حساسیت را نشان داد. شایان ذکر است که به دلیل حجم زیاد پردازش اطلاعات مرحلهٔ واسنجی مدل با رایانهٔ پنتیوم حدود ۲۴ ساعت به طول انجامید.

نتیجه گیری

۱- یکی از اهداف مدل طراحی شده، دستیابی به مدلی است که به تعداد کمتری از پارامترهای هیدرولوژیک نیاز داشته باشد. مدل ارائه شده دارای این ویژگی می‌باشد.

۲- این تحقیق نشان می‌دهد که جداسازی دبی پایه در مدل ارائه شده نسبت به سایر روش‌ها ارجحیت دارد و به ویژه در حوزه‌های آبریزی که سطح آب زیرزمینی بالا می‌باشد و یا در حوزه‌های آبریز کوچک با اعمال زمان تأخیر مناسب می‌توان اثرات جریان سطحی را در جریان رودخانه شبیه‌سازی نمود.

۳- مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش SCS جهت برآورد نفوذ و بارندگی مؤثر نشان می‌دهد که روش اول مولف از قدرت بهتری برخوردار می‌باشد.

۴- سه روش پیشنهادی جهت محاسبه آبنمود واحد لحظه‌ای در مقایسه با روش ناش از دقت بالاتری برخوردار می‌باشند. روش دوم و سوم پیشنهادی از جهت قابلیت و انعطاف‌پذیری بیشتر در ایجاد چولگی و تولید پیک‌های متوالی، روش کارا و دقیق‌تری می‌باشد. در این مدل با اعمال زمان تأخیر می‌توان زمان پیک را تغییر داد. اعمال زمان‌های تأخیر متفاوت در مدل طراحی شده توسط کاربر در نظر گرفته شده است.

۵- نتایج حاصل از به کارگیری مدل شبکه عصبی مصنوعی با دو معماری متفاوت "تمام مرتبط" و "جزیی مرتبط" نشان می‌دهد که این مدل قابلیت شبیه‌سازی طیف وسیعی از رفتارهای هیدرولوژیک و هیدرولیکی را دارا می‌باشد.

آزمون حساسیت مدل مذکور نشان می‌دهد که نتایج حاصل از به‌کارگیری روش‌های بهینه‌سازی ریاضی بسیار مؤثر و کارا می‌باشد و قابلیت انعطاف‌پذیری این مدل‌ها را به طرز چشمگیری افزایش می‌دهد.

پیشنهادات

۱- با توجه به این که پارامترهای مدل پیشنهادی به وسیله بهینه‌سازی ریاضی برآورد می‌گردند، پیشنهاد می‌شود که تحقیق در خصوص تعیین مقادیر پارامترهای مورد اشاره با استفاده از خصوصیات فیزیکی حوزه آبریز نیز انجام و روابطی جهت آن تعیین گردد.

۲- توسعه و تکمیل معماری‌های جدید جهت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و همچنین یافتن "تابع محرک" مناسب، گستره کاربرد این نوع مدلها را به نحو چشمگیری افزایش می‌دهد.

منابع و مراجع

1- Bi., M.S. (1996). " *A Comparison of Several Current Optimization Methods and Use of Transformation in Constrained Problems* ", The Computer Jouranl.

2- Fausett, L. (1994). " *Fundamentals of Neural Networks* ", Prentice Hall International.

3- Freeman, J.A., and Skapura, D. M. (1991). " *Neural Networks, Algorithms, Application and Programming Techniques*", Addison - Wesley Publishing Company.

4- Greig, D.M. (1980). " *Optimization* ", Longman Publishing Company, New York.

5- Hostetter, G. H., Santina M. S., and Montalvo, P. D. (1991). " *Analytical, Numerical and Computational Methods for Science and Engineering* ", Prentice - Hall, International Editions.

6- Maidment, D.R. (1992). " *Handbook of Hydrology* ", McGraw - Hill, Inc.

7- Rao, S.S. (1978). " *Optimization Theory and Applications* ", Wiley Eastern Limited, New Delhi.

8- Rao, D. H., and Gupta, M. N. (1989). " *Neuro - Control Systems* ", University of Saskatchewan, Saskatoon, Canada.

9- Singh, V. P. (1990). " *Hydrologic Systems* ", Volumes I and II, Prentice - Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

10- Tung, Y.K., and Mays, L. W. (1992). " *Hydrosystem Engineering and Management* ", McGraw - Hill, Inc.