

به نام خدا

موضوع: شبیه سازی و پیش بینی جریان رودخانه ها با استفاده از شبکه عصبی و مدل فوریه

نام و نام خانوادگی: زهرا رجایی

استاد مربوطه: سرکار خانم دکتر راستگو

دانشگاه صنعتی سیرجان

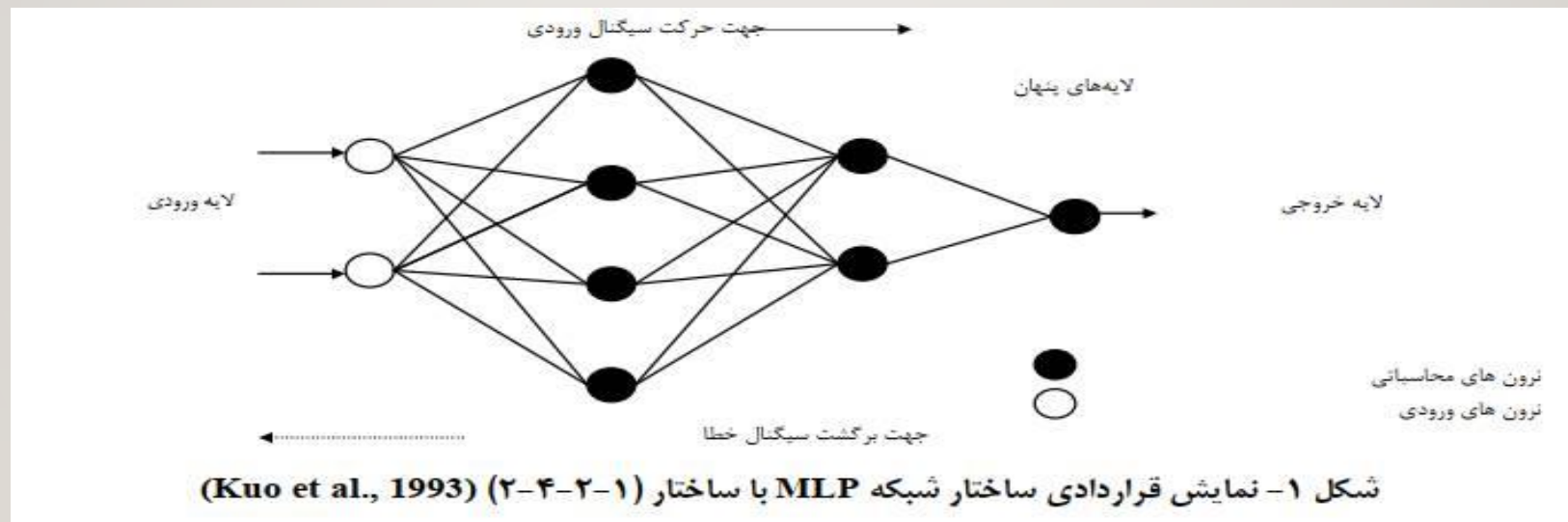
۱- مقدمه

بررسی رفتار رودخانه ها ، که تحت تاثیر رفتار پدیده های متفاوت هیدرولیکی و هیدرولوژیکی می باشد، در حوزه علم تحلیل سیستم های دینامیکی، با درجه غیر خطی بالا مطرح می شود. در این راستا ظهور تئوری های توانمند مانند، الگوریتم های فازی، شبکه های عصبی، تئوری فضای حالت،... تحولی عظیم در تحلیل رفتار سیستم های دینامیک و علوم مختلف مهندسی آب ایجاد کرده است.

شبکه های عصبی مدل های ریاضی انعطاف پذیری هستند که قادرند با توجه به خصوصیت غیر خطی، بین ورودی ها و خروجی ها، در شبیه سازی جریان رودخانه ها به طور موثری به کار گرفته شوند.

۲- مدل ساختار شبکه های عصبی مصنوعی MLP

شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه های عصبی چند لایه Multy Layer Perceptron نامیده می شوند، نوعی از شبکه های عصبی هستند که ساختار آنها با قانون پس انتشار خطا تکمیل می شود.



ارتباط درونی شبکه عصبی توسط ماتریس وزن ها برقرار می شود.

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta \quad (1)$$

خروجی هر نرون با استفاده از تابع **Sigmoid** و توسط رابطه (۲) به دست می آید.

$$F(net) = \frac{1}{1 + \exp(-net)} \quad (2)$$

در هر الگوریتم آموزشی هدف حداقل کردن خطای شبکه است که به صورت رابطه (۳) تعریف می شود.

$$E = \frac{1}{PN_{output}} \sum_P \sum_{i=1}^{N_{output}} (t_i - o_i)^2 \quad (3)$$

در این رابطه P تعداد الگوهای آموزشی، N تعداد نرون های خروجی توسط شبکه می باشد.

۳- ساختار ریاضی مدل FSAM

تحلیل طیفی مدل های کلاسیک روشی جانشین برای مطالعه تجزیه ناپارامتری داده های بارش از طریق مولفه های فرکانس می باشد. این روش تحلیلی از توابع طیفی استفاده می کند. با توجه به اینکه تغییرات ماهانه بارش، از یک الگوی کم و بیش متناوب پیروی می نماید، الگوی برازش بصورت رابطه (۴) بیان می شود.

$$X_{n,t} = \mu_t + \delta_t \xi_{n,t} \quad (4)$$

در ادامه از روابط زیر استفاده می کنیم :

$$\mu_t = m_x + \sum_{j=1}^{\omega} \left(A_j \cos \frac{2\pi j}{\omega} t + B_j \sin \frac{2\pi j}{\omega} t \right) \quad (5)$$

$$A_j = \frac{2}{\omega} \sum_{t=1}^{\omega} m_t \cos \frac{2\pi j}{\omega} t \quad (6)$$

$$B_j = \frac{2}{\omega} \sum_{t=1}^{\omega} m_t \sin \frac{2\pi j}{\omega} t$$

$$\delta_t = S_t + \sum_{j=1}^{\omega} \left(A'_j \cos \frac{2\pi j}{\omega} t + B'_j \sin \frac{2\pi j}{\omega} t \right) \quad (7)$$

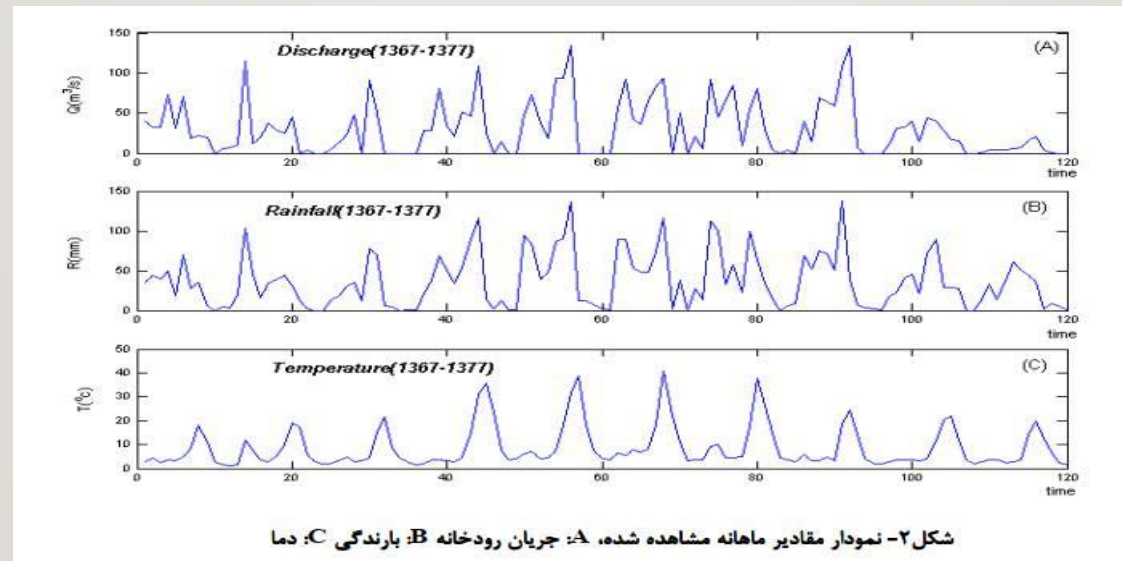
$$A'_j = \frac{2}{\omega} \sum_{t=1}^{\omega} S_t \cos \frac{2\pi j}{\omega} t \quad (8)$$

$$B'_j = \frac{2}{\omega} \sum_{t=1}^{\omega} S_t \sin \frac{2\pi j}{\omega} t$$

$$x_t = \mu_t + \delta_t \varepsilon_t \quad (9)$$

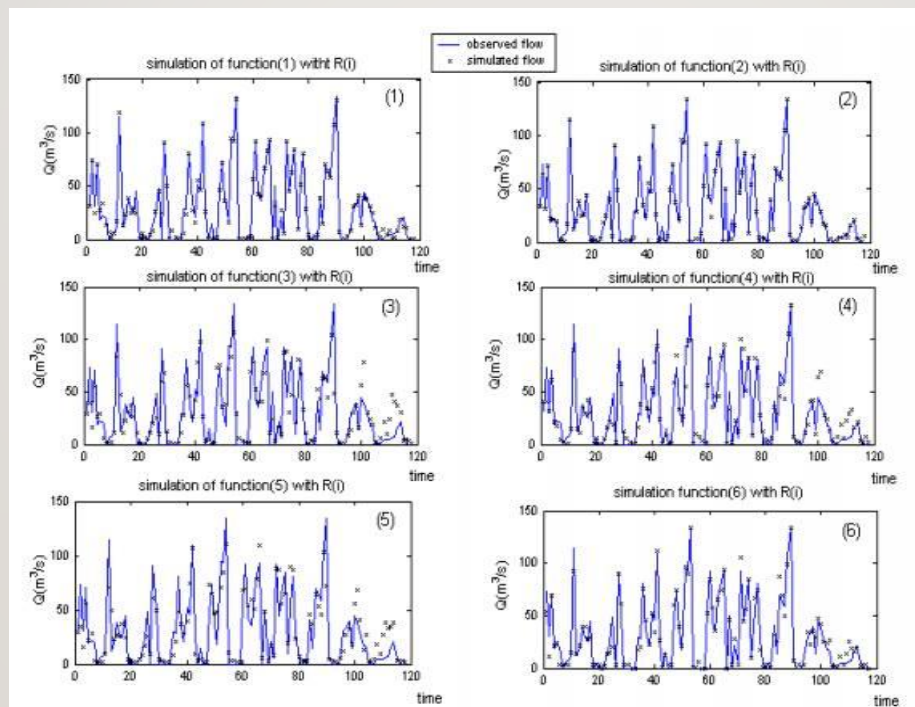
۴- کاربرد عملی مدل

نمودار مقادیر اندازه گیری شده جریان ماهانه رودخانه، دما و بارش متوسط ماهانه در سال های مورد نظر جهت آموزش شبکه در شکل (۲) آورده شده است. نمودارها در نرم افزار متلب رسم شده اند.



حالت اول) شبیه سازی جریان رودخانه با مقدار ورودی R(I)

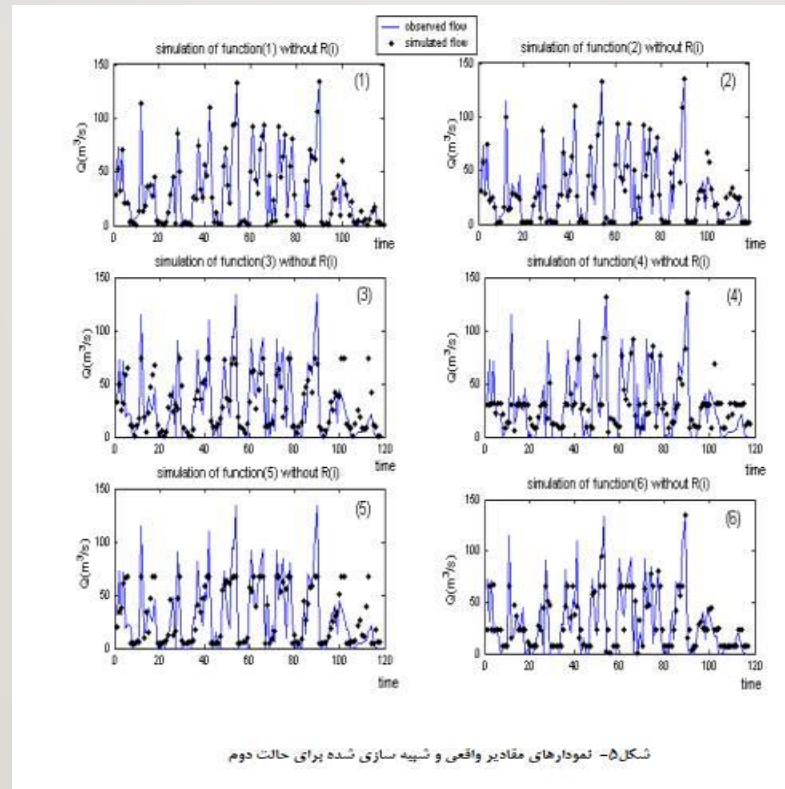
در این حالت شبیه سازی توابع همراه با R(I) به وسیله طراحی ۶ شبکه انجام گردیده است. نمودار مقادیر واقعی :



شکل ۴- نمودارهای مقادیر واقعی و شبیه سازی شده برای حالت اول

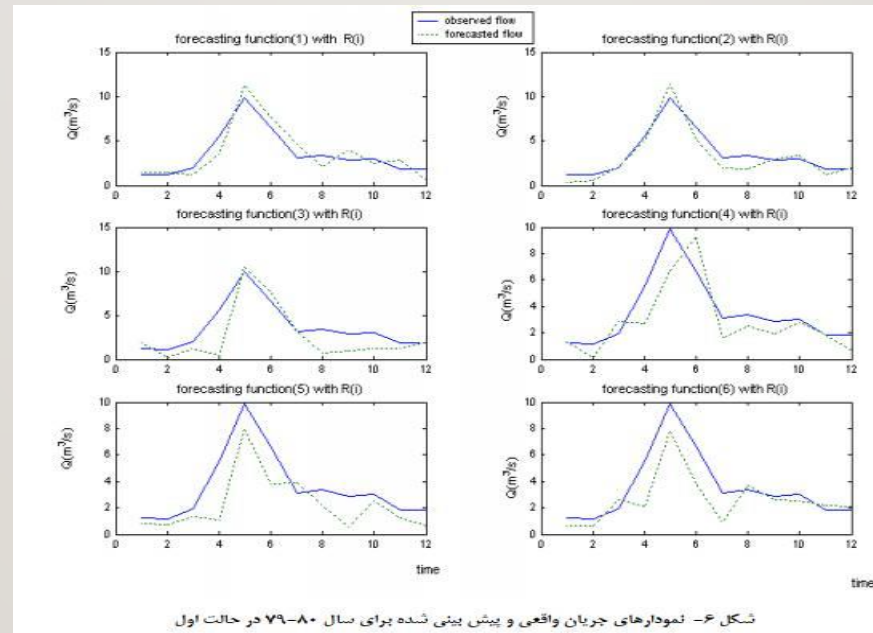
۲- شبیه سازی جریان رودخانه بدون مقدار ورودی $R(I)$

شبیه سازی توابع بدون ورودی $R(I)$ نیز از طریق طراحی ۶ شبکه انجام گردید. نمودار واقعی آن را مشاهده می کنید :



پیش بینی جریان رودخانه

پس از شبیه سازی بارش توسط مدل FSMA بر اساس تست همبستگی بین داده های دما در تاخیرهای زمانی یک ماهه و دو ماهه، دما و جریان توسط شبکه های عصبی پیش بینی گردید. جدول زیر نمودار جریان واقعی و پیش بینی شده را نشان میدهد.



جمع بندی و نتیجه گیری

نتایج با توجه به تحقیق حاضر و تحقیقات گذشته به شرح زیر ارائه می شود :

- ۱- سرعت آموزش شبکه در حالت اول در حد قابل توجهی نسبت به حالت دوم بالاتر بوده و این امر نشان دهنده تاثیر بسیار زیاد ورودی بارش به هنگام روی شبیه سازها می باشد.
- ۲- وجود عامل جریان رودخانه در ورودیهای شبکه از اهمیت ویژه ای برخوردار است.
- ۳- حد پیش بینی در روش بکار گرفته شده در این مقاله یک ساله می باشد. دلیل این امر کاهش دقت مدل FSMA در پیش بینی بارش چند ساله متوالی است.
- ۴- در شبکه های عصبی شبیه ساز جریان رودخانه ها، تعداد سیکل های آموزشی در دقت شبیه سازی اهمیت زیادی داشته، بنابراین تنظیم تعداد سیکل های آموزش توسط طراح بسیار موثر است.

پایان

- خسته نباشید