



## Intelligent Operation Modeling of Reservoirs Using Group Method of Data Handling (GMDH)

K. Qaderi<sup>1\*</sup>, D.R. Arab<sup>2</sup>, M. Teshnehlab<sup>3</sup>  
and A. Ghazagh<sup>4</sup>

### Abstract

Recently a lot of attention has been directed to advanced techniques of reservoir operation. The continuous evolution of the information technology (software and hardware) and the development of new techniques including soft computing, intelligent techniques, and evolutionary algorithms created a good environment for reality-based methods and tools. From the Theoretical point of view, modeling a system requires explicit mathematical relationships between inputs and outputs (variables). Since these relations are unknown in many systems, developing such an explicit model is very difficult. In this case, soft computing methods that are based on imprecise conditions and evolutionary algorithms provide capabilities in defining many nonlinear systems and identifying control issues. One of these heuristic self-organization methods is Group Method of Data Handling (GMDH) that produce increasingly complex models during the performance evaluation of input and output sets. Based on GMDH, in this research we have developed a model for the operation of reservoirs in the Tehran-Karaj plane including Lar, Latian and Karaj reservoirs. The GMDH is selected for reservoir operation based on the sufficiency of sampling, characteristics of reservoir in the region of study, and suitability of this technique in the data driven systems. Results of modeling showed high performance of GMDH in reservoir operation.

**Keywords:** Soft Computing, Modeling, Reservoir Operation, GMDH, Inductive Approach

## مدل سازی بهره‌برداری هوشمند از مخازن با استفاده از برخورد گروهی با داده‌ها (GMDH)

کوروش قادری<sup>۱\*</sup>، داودرضا عرب<sup>۲</sup>، محمد تشنه‌لاب<sup>۳</sup>  
و آیدانای قزاق<sup>۴</sup>

### چکیده

در چند دهه گذشته تحقیقات بسیاری روی روش‌های بهره‌برداری از مخازن انجام شده است. با توسعه و پیشرفت رایانه‌ها (سخت‌افزاری و نرم‌افزاری) و ابداع روش‌های جدید شامل محاسبات نرم و الگوریتم‌های تکامل‌گرا، طراحان و محققان امید بیشتری برای دستیابی به راه‌حل‌های صحیح و واقعی‌تر دارند. از لحاظ تئوری برای مدل کردن یک سیستم لازم است که روابط ریاضی صریح بین متغیرها بطور دقیق معلوم باشد. در بسیاری از سیستم‌ها این روابط نامعلوم هستند و استخراج چنین مدل‌سازی صریحی بسیار مشکل است. در این حالت می‌توان از روش‌های محاسبات نرم استفاده نمود که داده محور هستند و محاسبات را در شرایط مبهم انجام می‌دهند. روش گروهی کنترل داده‌ها (GMDH) یکی از انواع این روش‌ها است که یک رویکرد خودسازماندهی داده بوده که به تدریج مدل‌های پیچیده‌تری در طول ارزیابی عملکرد مجموعه داده‌های ورودی و خروجی تولید می‌کند. در این تحقیق برای بهره‌برداری سیستماتیک از مخازن چندگانه موجود در دشت تهران شامل سدهای لار، لتیان و کرج، مدل‌هایی بر اساس GMDH توسعه داده شده است. انتخاب و توسعه این تکنیک بر اساس خصوصیات مخازن موجود در محدوده مطالعاتی، دردسترس بودن داده‌ها و تناسب رویکرد استقرائی GMDH با سیستم‌های داده محور صورت گرفته است. نتایج حاصل از مدل‌سازی GMDH برای بهره‌برداری از مخازن چندگانه دشت تهران دارای عملکرد بسیار بالائی می‌باشند.

**کلمات کلیدی:** محاسبات نرم، مدل‌سازی، بهره‌برداری از مخزن، GMDH، رویکرد استقرائی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴ تیر ۱۳۸۸

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۷ آذر ۱۳۸۹

1- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Agriculture Faculty, University of Shahid Bahonar, Kerman, Iran, Email: kourosqhaderi@mail.uk.ac.ir  
2- Ph.D. in Water Resource Management. Email: davoodrezaarab@yahoo.com.  
3- Associate Professor, Electrical Eng., KNU University, Tehran, Iran.  
4- M.Sc. in Water Resource Management, Golestan Regional Water Company, Gorgan, Iran. Email: ghazagh62@yahoo.com.  
\*- Corresponding Author

۱- استادیار بخش مهندسی آب- دانشکده کشاورزی- دانشگاه شهید باهنر کرمان.  
۲- دکتری منابع آب.  
۳- دانشیار گروه برق- دانشکده برق- دانشگاه صنعتی خواجه نصیر طوسی، تهران، ایران.  
۴- کارشناس ارشد منابع آب، شرکت سهامی آب منطقه ای گلستان.  
\*- نویسنده مسئول

بصورت یک شبکه چندلایه پیشرونده می‌باشد که ساختاری مشابه با شبکه‌های عصبی مصنوعی دارد با این تفاوت که برعکس شبکه‌های عصبی، تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه نامعلوم بوده و در طول فرایند آموزش تعیین می‌شود. آموزش پارامترهای این شبکه براساس رویکرد تخمین حداقل مربعات انجام می‌شود (Ivakhnenko, 1976).

GMDH نیز کاربردهای موفقیت‌آمیزی در مهندسی، علوم و اقتصاد شامل شناسایی قوانین فیزیکی، پیش‌بینی کوتاه‌مدت فرایندها، شناسایی الگوها در متغیرهای گسسته و پیوسته داشته است (Nariman-Zadeh et al., 2002). (Nikolaev and Hitoshi, 2003) از این روش برای مدل‌سازی سری‌های زمانی در شاخه‌های مختلف علمی مانند اکولوژی، هواشناسی و اقتصادی استفاده کردند. (Nariman-Zadeh et al., 2002) از این روش برای بهینه‌سازی چندمنظوره دینامیک حرارتی موتورهای سوخت هواپیما بهره گرفتند. (Hwang, 2006) برای پیش‌بینی قیمت فروش ارتباطات مخابراتی از ترکیب GHMD با منطق فازی استفاده نمود.

در این تحقیق مدل‌سازی بهره‌برداری از مخازن سدهای لار، لتیان و کرج در دشت تهران مورد بررسی قرار گرفته است. هدف از اجرای این تحقیق، مطالعه توانایی‌های تکنیک GMDH برای استخراج سیاست‌های عمومی بهره‌برداری از مخازن می‌باشد. در این تحقیق با توجه به خصوصیات مخازن موجود در محدوده مطالعاتی، وجود تعدادی رابطه غیرخطی بین حجم مخزن- جریان خروجی، تعداد بسیار زیادی متغیر و قید، یک مدل قدرتمند GMDH توسعه داده شده است که قابلیت یادگیری بسیار بالا و توانایی برخورد با مسائلی با متغیرهای زیاد را دارد.

برای واسنجی متغیرهای نامعلوم مدل GMDH از نتایج مدل بهینه سازی توسعه داده شده چند منظوره برنامه‌ریزی خطی صحیح مختلط<sup>۵</sup> (MILP)، استفاده شده است. در این روش پس از پیاده‌سازی کل اجزای سیستم شامل منابع و مصارف و ارتباط هیدرولیکی بین آنها با استفاده از رویکرد مدل‌های شبکه جریان، فرمول‌بندی تابع هدف و قیود، خطی‌سازی روابط غیرخطی و تعیین مقادیر جرائم یا اولویت‌ها برای هر گره و کمان، مسئله مورد نظر با استفاده از رویکرد برنامه‌ریزی خطی صحیح مختلط حل شده است. نتایج حاصل از مدل‌سازی روش MILP در مقایسه با مدل برنامه‌ریزی خطی و دوره تاریخی دارای عملکرد بسیار بالایی بوده است (قادری و همکاران، ۱۳۸۹).

سیلاب، خشک‌سالی، کمبود آب، بهره‌برداری بهینه از منابع آبهای سطحی و زیرزمینی و آلودگی منابع آب از جمله مسائل مهم و تاثیرگذار مهندسی منابع آب می‌باشند. همچنین افزایش روزافزون جمعیت، تغییرات اساسی در کیفیت زندگی مردم و وابستگی مستقیم کشاورزی، صنعت، مصارف شهری و تولید انرژی برقی به آب باعث شده تا مدیریت منابع آب و استفاده بهینه از منابع آبهای سطحی و زیرزمینی از اهمیت بیشتری برخوردار شود. لذا می‌بایست توجه خاصی به بهره‌برداری موثر از منابع آب و ارضای تمام اهداف از پیش تعیین شده نمود (Labadie, 2004). مدل‌سازی سیستم‌های منابع آب با استفاده از روش‌های مختلفی امکان‌پذیر است. ارزیابی جامعی از روش‌های مختلف بهینه‌سازی و کاربردهای آنها در مسائل مهندسی منابع آب و بویژه بهره‌برداری از مخازن در تحقیقات (Yeh, 1985)، (Simonovic, 1992)، (Wurbs, 1993) و (Labadie, 2004) ارائه شده است. این محققان مدیریت و مدل‌های بهره‌برداری از مخازن مشتمل بر مدل‌های شبیه‌سازی و بهینه‌سازی را مورد بحث و بررسی قرار داده و کاربردها، مزایا و معایب هر کدام را ذکر کرده‌اند.

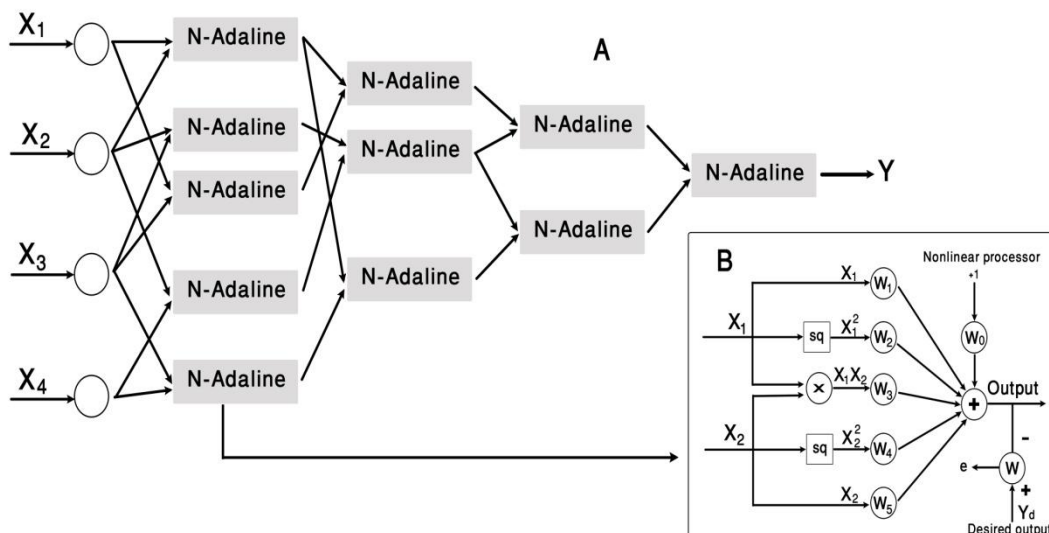
برای مدل کردن یک سیستم می‌بایست روابط ریاضی صریح بین متغیرها بطور دقیق معلوم باشد. در اغلب سیستم‌ها این روابط نامعلوم هستند و استخراج چنین مدل‌سازی صریحی بسیار مشکل است. در این حالت می‌توان از روش‌های محاسبات نرم<sup>۱</sup> که داده محور هستند و محاسبات را در شرایط مبهم انجام می‌دهند، استفاده نمود (Sanchez et al., 1997). اجزای اصلی محاسبات نرم شامل منطق فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های تکامل‌گرا دارای توانایی‌های زیادی در شناسایی سیستم‌های غیرخطی و مسائل کنترلی دارند. یکی از انواع این روش‌ها، مدل فراذهنی GMDH<sup>۲</sup> می‌باشد که یک رویکرد خودسازماندهی<sup>۳</sup> داده بوده که به تدریج مدل‌های پیچیده‌تری در طول ارزیابی عملکرد مجموعه داده‌های ورودی و خروجی تولید می‌کند. این روش برای اولین بار بصورت یک روش تجزیه و تحلیل چند متغیره برای مدل‌سازی و شناسایی سیستم‌های پیچیده مطرح شد (Ivakhnenko, 1968). ایده اصلی GMDH بصورت ساختن یک تابع تحلیلی مبتنی بر یک شبکه پیش‌رونده بر اساس توابع انتقالی دو جمله‌ای می‌باشد (Farlow, 1984). GMDH روشی برای شناسایی سیستم‌های غیرخطی با متغیرهای ورودی زیاد می‌باشد که شکل ریاضی آن توسط شبکه‌ای متوالی از توصیفات جزئی<sup>۴</sup> بیان می‌شود. GMDH می‌تواند بدون در دست داشتن دانش ویژه اولیه‌ای برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار بگیرد. ساختار آن

در این قسمت بطور خلاصه مفهوم اولیه GMDH، چگونگی حل مسئله توسط این روش، فرمول‌بندی، ساختار و الگوریتم آن ارائه شده است. رزنیلات در سال ۱۹۵۸ مفهوم پرسپترون<sup>۶</sup> را بر اساس عملکرد نرون‌ها ارائه کرد. GMDH یکی از رویکردهای استقرایی<sup>۷</sup> مبتنی بر تئوری پرسپترون بوده که برای شناسایی سیستم‌ها، مدل‌سازی و پیش‌بینی سیستم‌های پیچیده توسعه داده شده است. GMDH ترکیبی از N-آدلاین‌ها<sup>۸</sup> می‌باشد و نسبت به ساختار نوع پرسپترون دارای دقت بالاتری است چرا که از طبقه‌بندی اطلاعات بصورت مفید و غیرمفید استفاده کرده و به تعداد داده‌های مشاهداتی کمتری احتیاج دارد و همچنین زمان انجام محاسبات کمتر می‌شود (Muller and Ivakhnenko, 1996).

در شکل ۱ دیاگرام شماتیک شبکه GMDH همراه با نمایی از ساختار N-آدلاین با تابع محرک چندجمله‌ای درجه دو نشان داده شده است. sq و  $\times$  بترتیب بیانگر مجذور و حاصل ضرب،  $X_1$  و  $X_2$  ورودی‌ها و  $y$  خروجی می‌باشد. معیار خارجی برای تعیین ساختار شبکه بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^N (\hat{y}(t) - \bar{y})^2}{\sum_{t=1}^N (y(t) - \bar{y})^2} \quad (1)$$

که  $y$  خروجی مطلوب،  $\hat{y}$  خروجی محاسباتی،  $\bar{y}$  میانگین خروجی‌های محاسباتی و  $\bar{y}$  میانگین خروجی‌های مطلوب است.



شکل ۱- (A): شماتیکی از ساختار GMDH و (B): ساختار هر N-Adaline

۷- مقایسه معیار محاسبه شده برای تمام N-آدلاین‌ها با مقدار آستانه تعیین شده. اگر مقدار آستانه بزرگتر از معیار باشد، N-آدلاین حذف می‌شود و دیگر N-آدلاین‌ها برای لایه بعد باقی می‌مانند. می‌توان برای تمام لایه‌ها یک مقدار آستانه ثابت یا برای هر لایه یک مقدار آستانه در نظر گرفت.

۸- اگر بزرگترین معیار در لایه جاری بزرگتر از معیار لایه قبلی بود و چندین N-آدلاین بزرگتر از آستانه وجود داشت، در صورت عدم توسعه شبکه می‌توان N-آدلاین با بزرگترین معیار را به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفت.

۹- اگر بزرگترین معیار در لایه جاری کمتر یا مساوی با یکی از لایه‌های قبل بود، N-آدلاین لایه قبل با بیشترین معیار بعنوان

ساختار شبکه از طریق الگوریتم زیر تعیین می‌شود (Nikoalev and Hitoshi, 2003):

- ۱- انتخاب متغیرهای ورودی به مدل
- ۲- جمع‌آوری مجموعه‌ای از داده‌های مشاهداتی مرتبط با موضوع مورد بررسی
- ۳- تقسیم‌بندی داده‌ها به دو گروه داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی
- ۴- ساخت N-آدلاین برای تمام ترکیبات آتایی از متغیرهای ورودی
- ۵- انتخاب نوع تابع محرک برای هر نرون
- ۶- تخمین ضرایب وزنی برای تمام N-آدلاین‌ها با روش تخمین حداقل مربعات<sup>۹</sup> (LSE) و محاسبه معیار فیلتراسیون

می‌شوند. بعد از بدست آمدن ضرایب بر اساس داده‌های آموزشی، شاخص عملکرد نرون‌های بدست آمده از طریق همبستگی یا محاسبه میانگین خطای مربعات بین خروجی‌های واقعی داده‌های کنترل محاسبه می‌شوند و تنها نرون‌هایی که دارای شاخص عملکرد بالاتر از مقدار آستانه هستند برای ادامه مسیر انتخاب می‌شوند.

## ۲-۲- واسنجی پارامترها

هر نرون در ساختار GMDH یک تابع غیرخطی از ورودی‌ها را اجرا می‌کند. این تابع غیرخطی بصورت زیر می‌باشد:

$$Y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_1^2 + w_4x_2^2 + w_5x_1x_2 \quad (2)$$

ضرایب ۶گانه هر نرون در شبکه از طریق رویکرد حداقل مربعات محاسبه می‌شوند که مراحل انجام این کار بصورت زیر است. فرض کنید  $N$  بردار ورودی  $X_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np})$  که  $n = 1, \dots, N$  می‌باشد در مجموعه آموزشی وجود دارد که هر کدام از  $P$  مقدار صحیح تشکیل شده باشند. مقدار مطلوب خروجی  $n$  ام با  $\phi_n$  نشان داده می‌شود. می‌بایست مجموعه‌ای از ضرایب ۶گانه برای هر نرون پیدا شود طوری که میانگین مربعات خطا بین خروجی‌های این نرون،  $y_n$  و مقدار خروجی واقعی،  $\phi_n$ ، حداقل باشد. با استفاده از معادلات نرمال گوسین، این ضرایب بصورت زیر بدست می‌آیند:

(۳)

$$\phi_1 = w_0 + w_1x_{1i} + w_2x_{1j} + w_3x_{1i}^2 + w_4x_{1j}^2 + w_5x_{1i}x_{1j}$$

$$\phi_2 = w_0 + w_1x_{2i} + w_2x_{2j} + w_3x_{2i}^2 + w_4x_{2j}^2 + w_5x_{2i}x_{2j}$$

.

.

.

.

$$\phi_N = w_0 + w_1x_{Ni} + w_2x_{Nj} + w_3x_{Ni}^2 + w_4x_{Nj}^2 + w_5x_{Ni}x_{Nj}$$

معادلات فوق را می‌توان بصورت ماتریس نشان داد:

$$\phi = XW \quad (4)$$

که ماتریس‌های  $\phi_n$ ،  $X$  و  $W$  دارای ابعاد  $N \times 1$ ،  $6 \times N$  و  $6 \times 1$  هستند. معادلات نرمال با استفاده از ضرب طرفین رابطه بالا در ترانهاده ماتریس  $X$  بدست می‌آیند:

$$X^T \phi = (X^T X)W \Rightarrow W = (X^T X)^{-1} X^T \phi \quad (5)$$

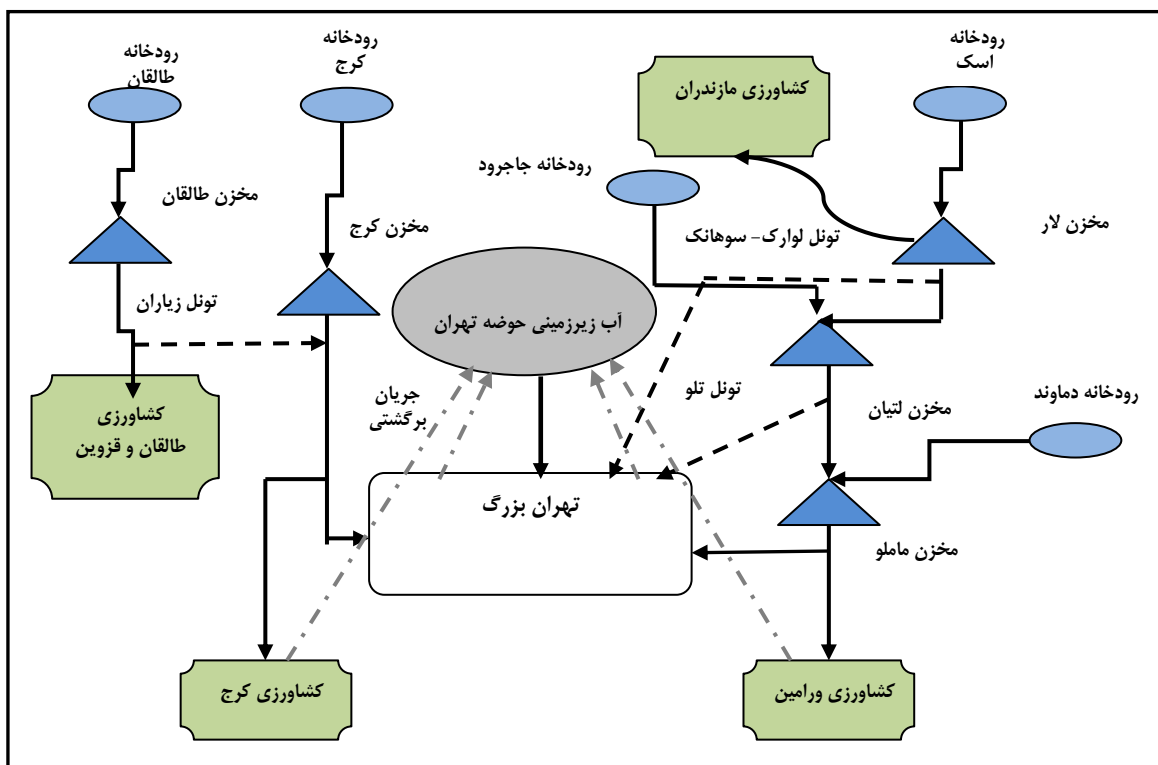
$X^T X$  یک ماتریس  $6 \times 6$  بوده و می‌توان ضرایب را با استفاده از روش معکوس بدست آورد. ماتریس  $W$  شامل مجموعه‌ای از ۶ ضریب می‌باشد که قادر به تقریب خروجی‌های صحیح با حداقل میانگین مربعات خطا می‌باشد. مراحل فوق برای تمام نرون‌های لایه اول و همچنین برای تمام نرون‌های لایه‌های بعدی نیز تکرار

## ۳- محدوده مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه شامل دشت و شهر تهران می‌باشد که در دامنه‌های جنوبی رشته کوه البرز قرار دارد و شامل حوضه‌های آبریز و مخازن سدهای کرج، لار و لتیان می‌باشد. در شکل ۲ بطور شماتیک ارتباط بین منابع تامین کننده آبهای سطحی و زیرزمینی دشت تهران و مصارف آن و در جدول ۱ مشخصات مخازن در حال بهره‌برداری لار، لتیان و کرج ارائه شده است. لازم به ذکر است که در این تحقیق فقط منابع آبهای سطحی مورد بهره‌برداری که شامل مخازن سدهای لار، لتیان و کرج بوده‌اند در نظر گرفته شده است. آب مورد نیاز شرب شهر تهران از منابع آبهای سطحی موجود در محدوده طرح (مخازن لار، لتیان و کرج) و سفره‌های زیرزمینی موجود تامین می‌شود. هر ساله مقدار زیادی آب از این منابع جهت رفع نیازهای شرب، کشاورزی، صنعت و فضای سبز اختصاص می‌یابد. مقدار منابع موجود محدود می‌باشد. در سال‌های خشک میزان استحصال از منابع آبهای زیرزمینی به شدت افزایش می‌یابد که خود این امر تأثیرات مخرب کمی و کیفی زیادی روی سفره آبهای زیرزمینی دارد. از سال ۱۳۰۶ تاکنون طرح‌های متعددی برای تامین نیازهای شهر تهران اجرا شده است. هرچند پس از مدتی با افزایش روزافزون جمعیت و بالا رفتن نیازهای مصرف‌کننده‌های مختلف، طرح‌های اجرا شده قادر به تامین نیازهای مصرف‌کنندگان نبودند. هم‌اکنون نیز چندین طرح در دست مطالعه و اجرا می‌باشد تا مقادیر بیشتری آب از دیگر مناطق وارد شهر تهران کنند. بنابراین استفاده بهینه از منابع آب در این ناحیه ضرورت بیشتری می‌یابد. آمار و اطلاعات لازم در این تحقیق از آب منطقه‌ای تهران (۱۳۸۵) و شرکت مهندسی مشاور جاماب (۱۳۸۴) تهیه شده است.

## ۴- توسعه مدل GMDH

اولین گام در ساخت یک شبکه چندلایه GMDH انتخاب متغیرهای ورودی به مسئله می‌باشد. می‌توان تمام متغیرهایی را که احتمال تأثیرگذاری آنها روی پدیده مورد بررسی وجود دارد انتخاب نمود. در لایه اول تمام ترکیبات دوتائی از متغیرهای ورودی ساخته شده و هر کدام از آن زوج متغیرها وارد یک آدلاین می‌شوند.



شکل ۲- شمایی از ارتباط بین منابع و مصارف دشت تهران

جدول ۱- مشخصات مخازن موجود در محدوده مطالعاتی

نام سد	موقعیت	ظرفیت (MCM)	ارتفاع (m)	ظرفیت سرریز (cms)	جریان ورودی (MCM)	مساحت حوضه آبریز (KM <sup>2</sup> )
کرج	۲۳ کیلومتری شمال کرج	۲۰۵	۱۶۵	۱۴۵۰	۴۱۴	۸۵۰
لار	۷۵ کیلومتری شمال شرق تهران	۹۶۰	۱۰۵	۱۰۸۰	۴۵۹	۶۸۰
لتیان	۳۵ کیلومتری شمال شرق تهران	۹۵	۱۰۷	۱۷۵۰	۳۳۸	۷۱۰

معمولا هر چه تعداد لایه‌ها بیشتر شوند همگرایی مدل بیشتر شده و فاصله از خطا کمتر می‌گردد یعنی میزان اختلاف بین جریان خروجی محاسباتی و مشاهداتی کمتر می‌گردد. به همین دلیل و برای اینکه سریعتر به پاسخ نهایی برسیم میزان معیار در هر لایه نسبت به لایه قبلی بیشتر انتخاب می‌گردد (Farlow, 1984, Ivakhnenko, 1988).

#### ۴-۱- بررسی صحت و سقم مدل GMDH توسعه داده شده

برای بررسی صحت و سقم مدل‌های توسعه داده شده از یک تابع غیرخطی استاندارد استفاده و نتایج آن با دیگر رویکردهای مدل‌سازی توسط دیگر محققان مقایسه شده است. در این مثال داده‌های آموزشی از معادله غیرخطی سه متغیره زیر بدست می‌آیند:

برای افزایش دقت و بدست آوردن ماتریس‌هایی با شرایط بهتر، تمام ترکیبات دوتائی مورد آزمایش و بررسی قرار می‌گیرند. تنها ترکیباتی که دارای خطای کمتری هستند اجازه حرکت در لایه‌های بعدی را دارند. Ivakhnenko (1988) اشاره می‌کند که بهتر است تقسیم‌بندی داده‌ها به دو گروه واسنجی و صحت‌سنجی بصورت برابر و (Nikolaev and Hitoshi, 2003) پیشنهاد می‌کنند که تقسیم‌بندی داده‌ها بصورت دو سوم و یک سوم انجام شود.

بنابه نظر محققان مختلف بهتر است معیار خطا طوری انتخاب گردد که تعداد نرون‌های انتخاب شده برای لایه بعدی در حدود ۰/۴ لایه قبلی باشند. تعداد نرون‌ها در هر لایه به تعداد متغیرهای ورودی بستگی دارد. تعداد نرون‌ها در هر لایه از رابطه  $L_1 = \binom{2}{m}$  یا  $m(m-1)/2$  بدست می‌آید که  $m$  تعداد متغیرهای ورودی می‌باشد.

$$Out\ put = (1 + x^{0.5} + y^{-1} + z^{-1.5})^2 \quad (6)$$

این تابع توسط (Takagi and Hayashi (1991)، Sugeno and Kang (1988) و Kando (1986) نیز برای صحت‌سنجی رویکردهای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفته است. برای مدل‌سازی مجموعه‌ای از ۲۱۶ داده واسنجی و ۱۲۵ داده صحت‌سنجی از محدوده داده‌های ورودی  $[1.5, 5.5] \times [1.5, 5.5] \times [1.5, 5.5]$  و  $[1, 6] \times [1, 6] \times [1, 6]$  بطور یکنواخت انتخاب شده‌اند. نتایج نهائی همراه با نتایج دیگر محققان در جدول ۲ ارائه شده است. به علت اینکه دیگر محققان تنها از معیار عملکرد درصد خطای میانگین برای داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی استفاده کرده‌اند، در این تحقیق نیز از آن معیار استفاده می‌شود:

$$APE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y(t) - \bar{y}(t)}{y(t)} \right| \cdot 100 \quad (7)$$

که  $n$  تعداد جفت داده‌ها،  $y(t)$  خروجی مطلوب و  $\bar{y}(t)$  خروجی پیش‌بینی شده می‌باشند. این مثال قابلیت مدل GMDH را برای مدل‌سازی توابع غیرخطی نشان می‌دهد. نتایج ارائه شده در جدول ۲ نشان می‌دهد که مقدار خطای واسنجی و صحت‌سنجی در مدل این تحقیق برای مدل‌سازی تابع سه متغیره در حد بسیار خوبی قرار دارند. مقایسه مقادیر بدست آمده برای شاخص APE در این تحقیق با مقادیر ارائه شده توسط دیگر محققان نشان از عملکرد بالای مدل‌های توسعه داده شده دارند. تعداد پارامترها در مدل GMDH به تعداد نرون‌های منتخب بستگی دارد. در هر نرون ۶ پارامتر وجود دارد.

#### ۲-۴- توسعه شبکه GMDH چندلایه برای یک مخزن

نمونه‌ای از شبکه GMDH توسعه یافته برای سد کرج در شکل ۳ ارائه شده است. برای این سیستم ۴ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی در نظر گرفته شده است. متغیرهای ورودی شامل  $I_t$ ،  $I_{t-1}$ ،  $S_t$  و  $S_{t-1}$  متغیر خروجی می‌باشد. شبکه GMDH توسعه داده شده دربرگیرنده تمام ترکیبات دوتائی از متغیرهای ورودی است. تعداد نرون‌های لایه اول برابر با ۶ می‌باشد. در صورتیکه تمام نرون‌های

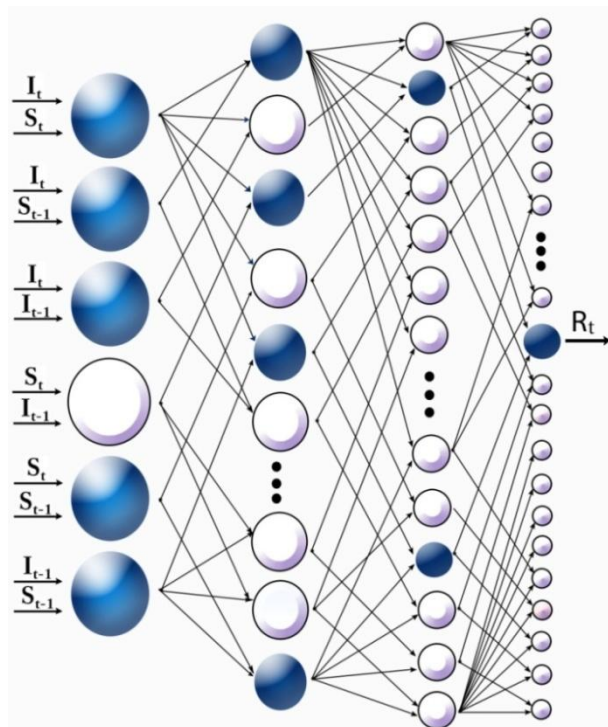
لایه اول انتخاب گردند تعداد نرون‌های لایه دوم برابر با ۱۵ خواهد بود. همانطوریکه از روی شکل ۳ مشخص است ۵ نرون هاشور خورده و در نتیجه ۵ متغیر ورودی انتخاب شده‌اند. حاصل ترکیبات دوتائی این ۵ نرون، لایه‌ای با ۱۰ نرون می‌باشد. به همین ترتیب پیش رفته و در هر لایه مقدار آستانه را افزایش داده تا مقدار خطا در هر لایه نسبت به لایه قبل کمتر شود تا در نهایت یک نرون و خروجی نهائی محاسبه شود. در صورتیکه مقدار خطای مطلوب تامین نشود می‌توان نسبت داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی یا تعداد متغیرهای ورودی را افزایش یا کاهش داد. تعداد نرون‌های انتخاب شده در هر لایه به معیار آستانه تعیین شده توسط طراح و معیار خارجی محاسبه شده با استفاده از فرمول (۱) بستگی دارد. در صورتیکه معیار خارجی از مقدار آستانه تعیین شده کمتر باشد به معنی آن است که جفت متغیر ورودی به این نرون تاثیر کمی بر خروجی نهائی دارند. بنابراین این نرون از روند محاسبات حذف می‌شود. در شکل ۳ نرون‌های هاشور خورده نرون‌های منتخب هستند یعنی نرون‌هایی که در آنها معیار خارجی بیشتر از مقدار آستانه بوده است. لایه بعدی با استفاده از نرون‌های هاشور خورده ساخته می‌شود.

#### ۳-۴- توسعه شبکه GMDH چندلایه برای مخازن چندگانه

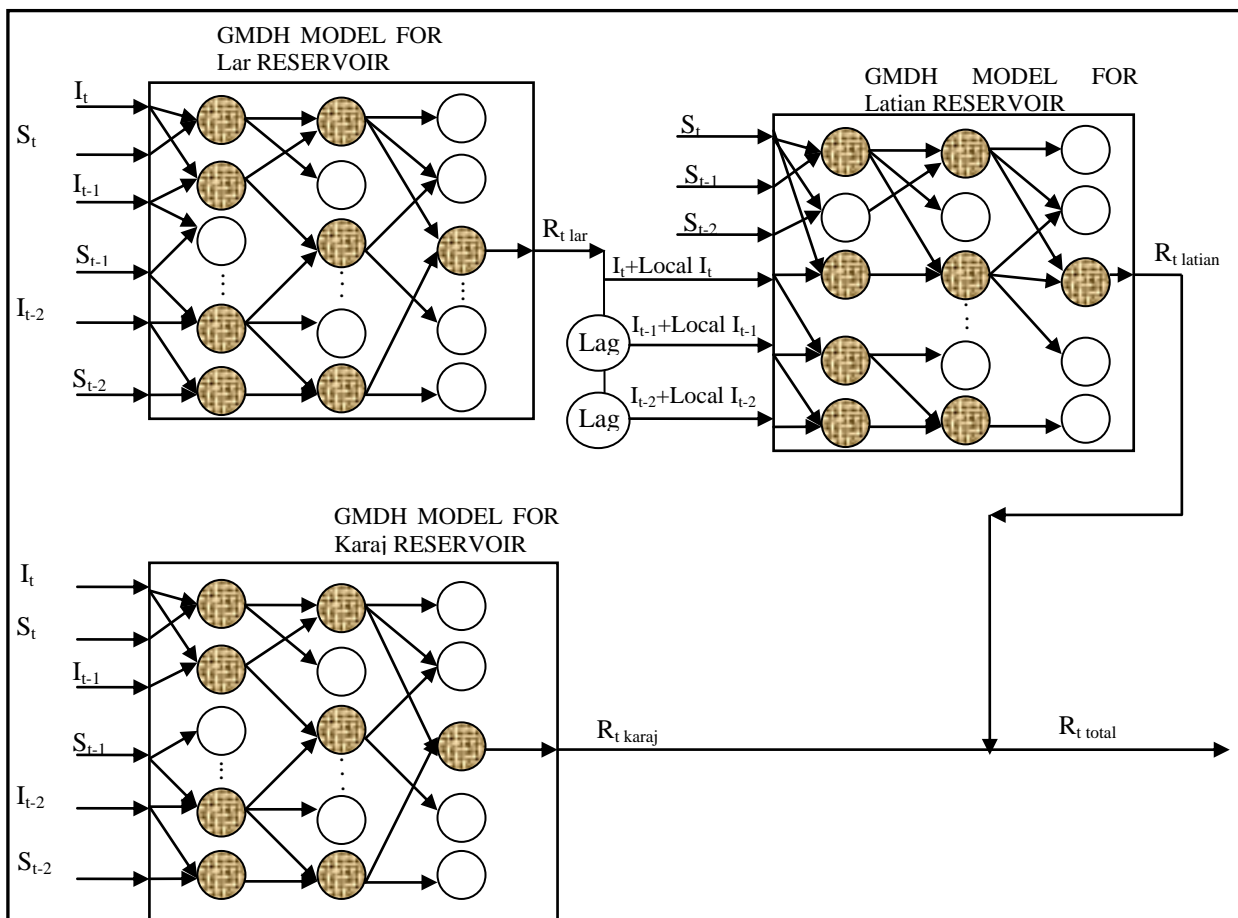
شبکه GMDH چندلایه برای هر سه مخزن لار، لتیان و کرج بطور همزمان توسعه داده شده است. شمائی از مدل نهائی توسعه داده شده به صورت شکل ۴ می‌باشد. با توجه به توپولوژی اصلی سیستم در واقعیت، این مدل طوری طراحی شده که خروجی نهائی حاصل از سیستم مخزن سد لار به عنوان یک ورودی وارد سیستم مخزن سد لتیان شده و سپس ترکیب خروجی سیستم مخزن سد کرج و سیستم لتیان خروجی نهائی سیستم کل را تشکیل دهد. برای حل مدل فوق از یک دوره آماری مشترک استفاده شده است. بدین ترتیب که ابتدا مدلی جداگانه برای هر کدام از مخازن با زبان برنامه‌نویسی متلب و سپس یک برنامه بطور سیستماتیک که دربرگیرنده هر سه مخزن باشد تهیه و توسعه داده شده است.

جدول ۲- مقایسه نتایج بررسی صحت و سقم مدل توسعه داده شده با تحقیقات پیشین

تعداد داده‌های صحت‌سنجی	تعداد داده‌های واسنجی	تعداد پارامترها	خطای صحت‌سنجی	خطای واسنجی	مدل
125	216	32	4.5%	3.2%	GMDH
125	216	50	1.066%	0.043%	ANFIS (Jang, 1993)
20	20	22	2.1%	1.5%	مدل فازی ۱ (Sugeno and Kang, 1988)
20	20	32	3.4%	0.59%	مدل فازی ۲ (Sugeno and Kang, 1988)
20	20	-----	5.75%	4.75%	GMDH (Kando, 1986)



شکل ۳- نمونه‌ای از شبکه GMDH توسعه داده شده برای سد کرج



شکل ۴- شبکه GMDH چندلایه برای هر سه مخزن لار، لتیان و کرج

## ۵- نتایج و بحث

دوره تاریخی برای اجرای مدل از سال ۱۳۶۲ تا ۱۳۸۲ و بصورت ماهانه می‌باشد. بطور متوسط سالانه حدود MCM ۳۳۶ آب از سد کرج، MCM ۲۸۸ از سدهای لار و لتیان و MCM ۲۴۰ از منابع آب زیرزمینی جهت تامین نیاز شرب تهران تخصیص داده شده که سهم سد کرج ۳۸/۱۷، سدهای لار و لتیان ۳۳/۷۲ و منابع زیرزمینی نیز ۲۸/۱ درصد می‌باشد. در سال آبی ۸۰-۱۳۷۹ که خشکترین سال در دوره تاریخی می‌باشد، MCM ۲۱۴ آب از سد کرج، MCM ۲۵۹ از سدهای لار و لتیان برای مصرف شرب شهر تهران اختصاص یافته در حالیکه مصرف شرب شهر تهران در این سال MCM ۸۶۲ بوده است. همانطوری که محاسبات نشان می‌دهند MCM ۳۹۰ کمبود وجود دارد که می‌بایست از منابع آب زیرزمینی تامین شود. اما در عمل و بر اساس میزان آمار ارائه شده توسط شرکت آب منطقه‌ای تهران مقادیر برداشت از سفره آب زیرزمینی بیش از MCM ۴۴۰ یعنی در حدود ۴۹/۸۲ درصد از نیاز شرب تهران بوده است.

### ۵-۱- نتایج توسعه مدل GMDH برای سد کرج

دوره تاریخی در نظر گرفته شده برای سد کرج شامل سال‌های ۸۲-۱۳۵۰ بوده که شامل ۳۹۶ بازه ماهانه است. از این تعداد داده، ۲۶۴ داده برای واسنجی، ۱۰۰ داده برای صحت‌سنجی و ۳۲ داده برای آزمون انتخاب شده‌اند. مدل توسعه داده شده برای سد کرج یک مدل ۴ لایه می‌باشد که تعداد نرون‌های لایه بر اساس ترکیبات

دوتائی از متغیرهای ورودی برابر با ۶ می‌باشد. معیار انتخاب شده  $R^2$  در لایه اول برابر با ۰/۷ انتخاب شده است. بر همین اساس نرون‌های ۵ و ۴ که بصورت ترکیبات  $(S_t, I_{t-1})$  و  $(S_t, S_{t-1})$  بوده حذف و نرون‌های ۱، ۲، ۳ و ۶ انتخاب شده‌اند. ساختار مدل فرآزنی<sup>۱۱</sup> و GMDH توسعه یافته برای سد کرج در شکل ۵ ارائه شده است.

بنابراین می‌توان معادلات متغیرهای خروجی از نرون‌های لایه اول را بصورت زیر نشان داد.

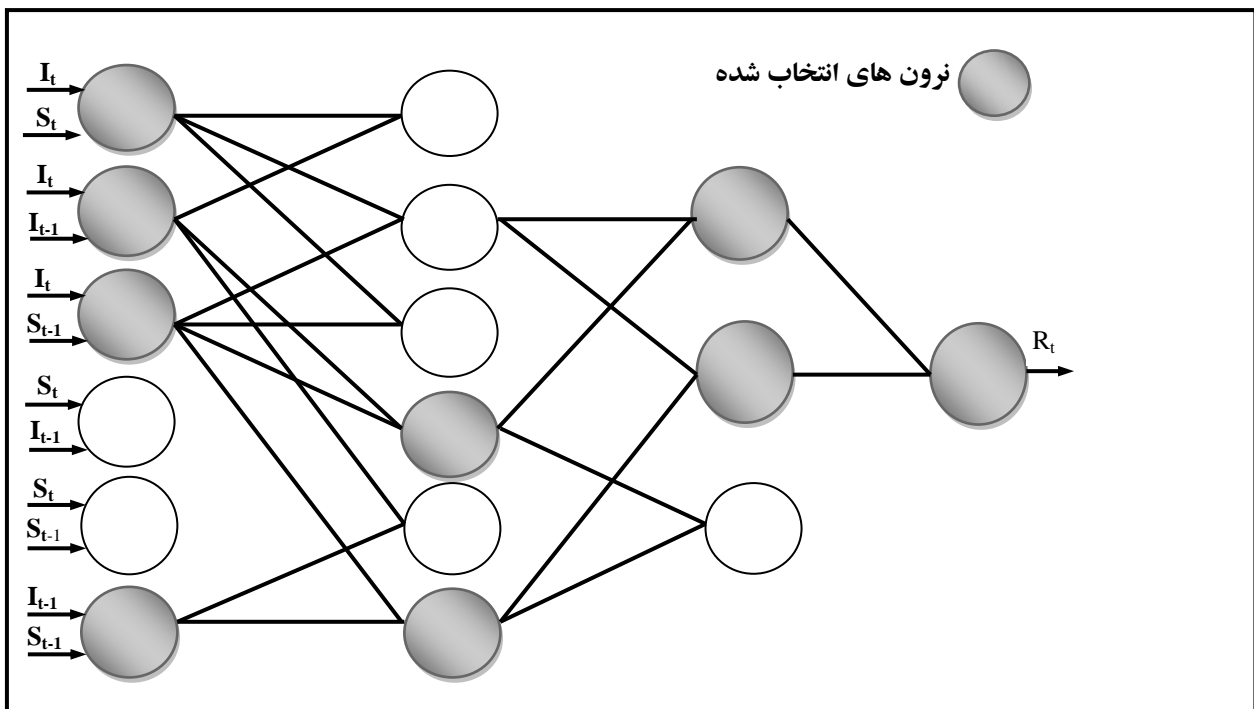
$$y^{11} = w_0 + w_1 I_t + w_2 S_t + w_3 I_t^2 + w_4 S_t^2 + w_5 I_t S_t \quad (۸)$$

$$y^{12} = w_0 + w_1 I_t + w_2 I_{t-1} + w_3 I_t^2 + w_4 I_{t-1}^2 + w_5 I_t I_{t-1} \quad (۹)$$

$$y^{13} = w_0 + w_1 I_t + w_2 S_{t-1} + w_3 I_t^2 + w_4 S_{t-1}^2 + w_5 I_t S_{t-1} \quad (۱۰)$$

$$y^{16} = w_0 + w_1 I_{t-1} + w_2 S_{t-1} + w_3 I_{t-1}^2 + w_4 S_{t-1}^2 + w_5 I_{t-1} S_{t-1} \quad (۱۱)$$

که  $y^{pm}$  خروجی هر نرون، p شماره لایه و m شماره نرون می‌باشد. مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای نرون‌های انتخاب شده در جدول ۳ ارائه شده است. با جایگذاری وزن‌ها در معادلات فوق مقادیر خروجی‌های هر نرون محاسبه می‌شود.



شکل ۵- ساختار مدل توسعه داده شده در سد کرج با ۴ متغیر ورودی



جدول ۳- مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای نرون‌های منتخب لایه اول

وزن	نرون‌های منتخب			
	۱	۲	۳	۴
$W_0$	24.946008	9.393333	20.451633	0.553176
$W_1$	-1.169654	-0.719126	-1.027308	0.520977
$W_2$	-0.251802	0.629787	-0.179098	0.031322
$W_3$	0.017992	0.013642	0.013558	0.008825
$W_4$	0.001225	-0.006799	0.000762	0.000166
$W_5$	0.002497	0.010304	0.004802	-0.002463

برای ساخت لایه دوم از خروجی‌های نرون‌های منتخب لایه اول استفاده می‌شود. در این لایه نیز مقدار معیار برابر با ۰/۹ قرار داده شده و مقدار خطای محاسباتی نرون‌های که کمتر از معیار فوق باشند حذف می‌گردند. تعداد نرون‌های ساخته شده در این لایه نیز برابر با ۶ می‌باشد که بر اساس معیار فیلتراسیون انتخاب شده نرون‌های ۲، ۴ و ۶ انتخاب می‌گردند. بنابراین می‌توان معادلات متغیرهای خروجی از لایه اول را بصورت زیر نشان داد:

برای ساخت لایه دوم از خروجی‌های نرون‌های منتخب لایه اول استفاده می‌شود. در این لایه نیز مقدار معیار برابر با ۰/۹ قرار داده شده و مقدار خطای محاسباتی نرون‌های که کمتر از معیار فوق باشند حذف می‌گردند. تعداد نرون‌های ساخته شده در این لایه نیز برابر با ۶ می‌باشد که بر اساس معیار فیلتراسیون انتخاب شده نرون‌های ۲، ۴ و ۶ انتخاب می‌گردند. بنابراین می‌توان معادلات متغیرهای خروجی از لایه اول را بصورت زیر نشان داد:

$$y^{22} = w_0 + w_1 y^{11} + w_2 y^{13} + w_3 (y^{11})^2 + w_4 (y^{13})^2 + w_5 y^{11} \cdot y^{13} \quad (12)$$

$$y^{24} = w_0 + w_1 y^{12} + w_2 y^{13} + w_3 (y^{12})^2 + w_4 (y^{13})^2 + w_5 y^{12} \cdot y^{13} \quad (13)$$

$$y^{26} = w_0 + w_1 y^{13} + w_2 y^{16} + w_3 (y^{13})^2 + w_4 (y^{16})^2 + w_5 y^{13} \cdot y^{16} \quad (14)$$

مقادیر وزن‌های محاسبه شده از روش LSE برای نرون‌های منتخب در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای نرون‌های منتخب لایه دوم

وزن	نرون‌های منتخب		
	۲	۴	۶
$W_0$	1.544957	0.529729	1.205697
$W_1$	-1.142776	-0.158109	0.994104
$W_2$	1.989970	1.098048	-0.164402
$W_3$	0.049188	-0.008921	-0.000800
$W_4$	0.023935	-0.013439	0.004171
$W_5$	-0.071518	0.023825	0.001247

$$y^{22} = w_0 + w_1 \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_t + w_3 I_t^2 + w_4 S_t^2 + w_5 I_t S_t \right) + w_2 \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_{t-1} + w_3 I_t^2 + w_4 S_{t-1}^2 + w_5 I_t S_{t-1} \right) + w_3 \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_t + w_3 I_t^2 + w_4 S_t^2 + w_5 I_t S_t \right) + w_4 \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_{t-1} + w_3 I_t^2 + w_4 S_{t-1}^2 + w_5 I_t S_{t-1} \right) + w_5 \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_t + w_3 I_t^2 + w_4 S_t^2 + w_5 I_t S_t \right) + \left( w_0 + w_1 I_t + w_2 S_{t-1} + w_3 I_t^2 + w_4 S_{t-1}^2 + w_5 I_t S_{t-1} \right) \quad (15)$$

با جایگذاری مقادیر وزن‌ها در معادلات فوق مقادیر خروجی‌های هر نرون در لایه سوم بدست می‌آید. با توجه به میزان دقت مورد نظر می‌توان توسعه شبکه GMDH را در همین مرحله خاتمه داد و یا شبکه را یک لایه دیگر توسعه داد.

با جایگذاری مقادیر وزن‌ها در معادلات فوق مقادیر خروجی‌های هر نرون در لایه دوم بدست می‌آید. مقدار فاصله از خطا به ترتیب در نرون‌های منتخب لایه دوم یعنی نرون‌های ۲، ۴ و ۶ برابر با ۰/۹۶۵، ۰/۹۴۹ و ۰/۹۵۰ محاسبه شده است. اگر یکی از این مقادیر فاصله از خطا مطلوب باشد و دیگر نخواهیم توسعه شبکه GMDH ادامه پیدا کند شبکه با ۲ لایه بسته شده و نرون دوم لایه دوم که دارای بیشترین فاصله از خطاست به عنوان نرون خروجی نهایی انتخاب می‌شود. در صورت توسعه شبکه GMDH، برای ساخت لایه سوم از نرون‌های منتخب لایه دوم استفاده می‌شود.

در این صورت ۳ متغیر ورودی وجود دارد که ترکیبات دوتایی تولید شده برابر با ۳ نرون خواهد بود. در این لایه معیار فیلتراسیون برابر با ۰/۹۵۰ قرار داده شده است. نرون‌های ۱ و ۲ به عنوان نرون‌های منتخب برگزیده شده‌اند. مقدار فاصله از خطا در این نرون‌ها برابر با

جدول ۵- مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای نرون‌های منتخب لایه سوم

نرون‌های منتخب		وزن
۲	۱	$W_0$
-0.223855	-0.140329	$W_1$
1.183229	1.065803	$W_2$
-0.169167	-0.055128	$W_3$
0.132992	0.076904	$W_4$
0.137196	0.079360	$W_5$
-0.270665	-0.156688	

معادلات متغیرهای خروجی از نرون‌های منتخب لایه سوم بصورت زیر است:

$$y^{31} = w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{24} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{24})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{24} \quad (16)$$

$$y^{32} = w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{26} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{26})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{26} \quad (17)$$

در صورتی که دقت مورد نظر نرون اول لایه سوم کافی باشد، نرون اول لایه سوم به عنوان نرون نهائی و خروجی این نرون،  $y^{31}$ ، خروجی نهائی شبکه خواهد بود. با قرار دادن معادلات (۹)، (۱۰)، (۱۲) و (۱۳) در معادله (۱۶) معادله کلی محاسبه متغیر خروجی نهائی بدست می‌آید. در صورت ادامه توسعه شبکه و ایجاد یک لایه دیگر، لایه چهارم با یک نرون ایجاد می‌شود. مقدار فاصله از خطا و یا دقت مورد نظر در خروجی این نرون در لایه چهارم برابر با ۰/۹۶۷ محاسبه شده است. وزن‌های محاسبه شده از روش LSE برای نرون نهائی لایه چهارم در جدول ۶ ارائه شده است.

با جای‌گذاری مقادیر وزن‌ها در معادلات فوق مقادیر خروجی این نرون در لایه چهارم بدست می‌آید:

$$y^{41} = w_0 + w_1 y^{31} + w_2 y^{32} + w_3 (y^{31})^2 + w_4 (y^{32})^2 + w_5 y^{31} \cdot y^{32} \quad (18)$$

بنابراین معادله نهائی محاسبه جریان خروجی از مخزن بر اساس متغیرهای ورودی  $I_t$ ،  $I_{t-1}$ ،  $S_t$ ،  $S_{t-1}$  و ماتریس‌های وزنی محاسبه شده برای نرون‌های منتخب هر لایه بصورت معادله (۱۹) بدست می‌آید.

$$y^{41} = w_0 + w_1 \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{24} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{24})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{24} \right) + w_2 \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{26} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{26})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{26} \right) + w_3 \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{24} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{24})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{24} \right)^2 + w_4 \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{26} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{26})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{26} \right)^2 + w_5 \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{24} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{24})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{24} \right) \left( w_0 + w_1 y^{22} + w_2 y^{26} + w_3 (y^{22})^2 + w_4 (y^{26})^2 + w_5 y^{22} \cdot y^{26} \right) \quad (19)$$

حال با قرار دادن معادلات (۱۲) تا (۱۴) در معادله (۱۹)، معادله‌ای بدست می‌آید که کاملاً تابعی از متغیرهای خروجی لایه اول است. همچنین با قراردادن معادلات (۸) تا (۱۱) در معادله حاصل، معادله‌ای بدست می‌آید که کاملاً تابعی از متغیرهای ورودی به مسئله است و متغیر خروجی از آن جریان خروجی از مخزن می‌باشد. نتایج حاصل از واسنجی، صحت‌سنجی و آزمون مدل GMDH به ترتیب در شکل‌های (۶)، (۷) و (۸) نشان داده شده‌اند. تطابق بسیار خوبی بین جریان‌های مطلوب و محاسباتی وجود دارد.

برای بررسی نتایج بدست آمده از مدل‌سازی از چندین معیار آماری دیگر نیز استفاده شده است. این معیارهای آماری شامل مجموع مربعات میانگین خطای نسبی<sup>۱۲</sup> (MSRE)، درصد مجموع مطلق میانگین خطای نسبی<sup>۱۳</sup> (MPRE)، ضریب راندمان<sup>۱۴</sup> (CE) و انحراف نسبی<sup>۱۵</sup> (RB) می‌باشند.

جدول ۶- مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای نرون‌های منتخب لایه چهارم

وزن	$W_0$	$W_1$	$W_2$	$W_3$	$W_4$	$W_5$
مقدار	0.156800	-2.90	3.881700	-0.448900	-0.566100	1.015500

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \hat{Q})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (21)$$

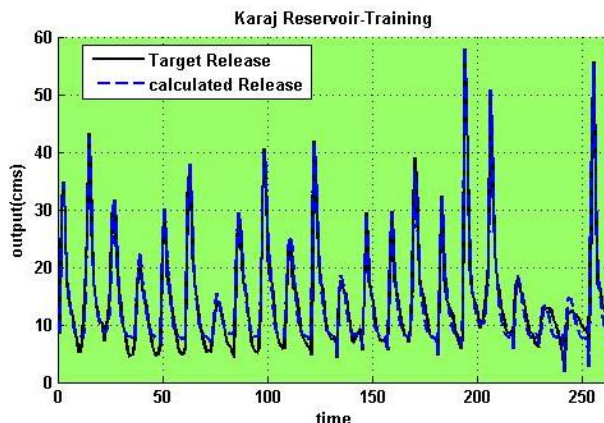
$$RB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{Q_i - \hat{Q}}{Q_i} \right)$$

که n تعداد داده‌ها،  $Q_i$  داده‌های مشاهداتی،  $\hat{Q}$  داده‌های مدل و  $\bar{Q}$  میانگین داده‌های مشاهداتی است. محققان مختلفی مانند Hsu et al. (2002) and Wibly et al. (2003) استفاده از معیارهای آماری فوق را برای بررسی مدل‌سازی و پیش‌بینی پیشنهاد کرده‌اند. MSRE و MPRE شاخصی برای بیان دقت نسبی مدل‌سازی، RB بیان می‌دارد که پاسخ‌های تولید شده نسبت به مقادیر مطلوب کمتر تخمین زده شده‌اند یا بیشتر و CE بیان‌کننده شاخصی برای تولید مناسب پاسخ‌ها توسط مدل می‌باشد. دامنه تغییرات MSRE بین صفر تا  $\infty$  می‌باشد در حالیکه مقادیر بین صفر تا  $0.5$  مقادیر قابل قبول هستند. دامنه تغییرات MPRE نیز بین صفر تا  $\infty$  می‌باشد. دامنه تغییرات RB بین  $-\infty$  تا  $\infty$  می‌باشد که مقادیر منفی بیانگر تخمین بیش از حد و مقادیر مثبت بیانگر تخمین کمتر از حد می‌باشند. همچنین دامنه تغییرات CE بین  $-\infty$  تا  $1$  بوده و بنا به نظر محققان مقادیر بالای  $0.9$  بسیار رضایت‌بخش و مقادیر بالای  $0.8$  قابل قبول می‌باشند (Shamseldin, 1997). مقادیر معیارهای آماری فوق برای دوره واسنجی، صحت‌سنجی و آزمون جریان‌های خروجی از سد کرج در جدول ۷ ارائه شده است. تمامی این شاخص‌ها در دامنه قابل قبول قرار دارند.

مدل دیگری با ۶ متغیر ورودی ساخته شده که متغیرهای  $I_{t-2}$  و  $S_{t-2}$  را نیز در نظر گرفته است. مقادیر شاخص‌های آماری حاصل از اجرای مدل نسبت به مدل توسعه داده شده با ۴ متغیر ورودی بهبود یافتند. مقادیر شاخص‌های آماری برای مدل با ۶ متغیر ورودی نیز در جدول ۷ ارائه شده‌اند. مقادیر کلیه شاخص‌های آماری مدل با ۶ متغیر ورودی نسبت به مدل با ۴ متغیر ورودی بهبود یافته است. بنابراین برای ساختن دیگر مدل‌ها نیز از ۶ متغیر ورودی استفاده شده است.

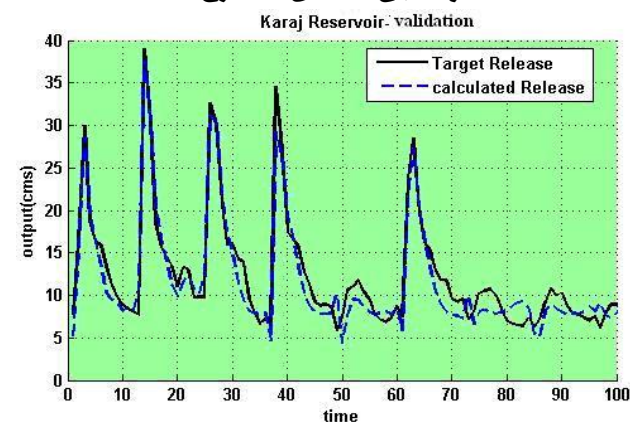
#### ۵-۲- نتایج توسعه مدل GMDH در مخازن

به علت اینکه طول دوره آماری مشترک مخازن لار، لتیان و کرج از سال ۱۳۶۳ به بعد می‌باشد لذا مدل توسعه داده شده همزمان برای این مخازن نیز در دوره زمانی ۸۲-۱۳۶۳ اجرا گردیده است (شکل ۴). در هر کدام از مخازن از ۶ متغیر ورودی استفاده شده است. تعداد کل داده‌ها برابر با ۲۴۰ می‌باشد که دوسوم این داده‌ها برای واسنجی



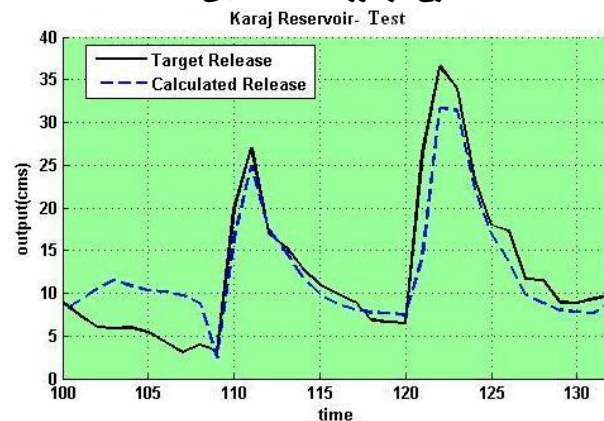
شکل ۶- جریان‌های خروجی محاسباتی و مطلوب در دوره

#### واسنجی داده‌های سد کرج



شکل ۷- جریان خروجی محاسبه شده و مطلوب برای سد

#### کرج در دوره صحت‌سنجی



شکل ۸- جریان خروجی محاسبه شده و مطلوب برای سد

#### کرج در دوره آزمون

$$MSRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{Q_i - \hat{Q}}{Q_i} \right)^2 \quad (20)$$

$$MPRE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n abs \left( \frac{Q_i - \hat{Q}}{Q_i} \right)$$

جدول ۷- مقادیر شاخص‌های آماری در دوره واسنجی، صحت‌سنجی و آزمون سد کرج برای ۴ و ۶ متغیر ورودی

۶ متغیر ورودی			۴ متغیر ورودی			معیار
آزمون	صحت‌سنجی	واسنجی	آزمون	صحت‌سنجی	واسنجی	
0.1266	0.1166	0.0371	0.1495	0.1175	0.0444	MSRE
0.1726	0.1364	0.1258	0.1840	0.1547	0.1360	MPRE
0.8875	0.9351	0.9693	0.8569	0.9256	0.9671	CE
-0.0245	-0.0134	-0.0334	-0.0451	-0.0387	-0.0354	RB

جدول ۸- مقادیر شاخص‌های آماری در دوره واسنجی و صحت‌سنجی سد کرج

لا		لتیان		کرج		معیار
صحت‌سنجی	واسنجی	صحت‌سنجی	واسنجی	صحت‌سنجی	واسنجی	
0.2236	0.0669	0.0532	0.0420	0.1203	0.0259	MSRE
0.2652	0.1875	0.1775	0.1636	0.2021	0.1059	MPRE
0.8102	0.8439	0.8372	0.8763	0.8758	0.9738	CE
-0.097	-0.0523	0.0170	-0.0413	-0.0586	-0.0202	RB

و یک سوم برای صحت‌سنجی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نتایج در جدول ۸ ارائه شده‌اند.

- 1- Soft Computing
- 2- Group Method of Data Handling
- 3- Self Organizing Approach
- 4-Partial Description
- 5- Mixed Integer Linear Programming
- 6- Perceptron
- 7-Inductive Approach
- 8- N-Adaline
- 9- Least Square Estimation
- 10- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
- 11- Heuristic
- 12- Mean Squared Relative Error
- 13- Mean Percent Relative Error
- 14- Coefficient of Efficiency
- 15- Relative Bias

#### ۷- مراجع

- شرکت آب منطقه‌ای تهران (۱۳۸۵)، "پروژه مطالعات بهنگام‌سازی طرح جامع تأمین درازمدت آب تهران"، گزارش مدل‌سازی طرح جامع آب تهران، جلد چهارم، ویراست اول، بهار.
- شرکت مهندسی مشاور جاماب (۱۳۸۴)، "پروژه مطالعات بررسی امکان تأمین آب درازمدت تهران مرکز مطالعات برنامه‌ریزی شهر تهران"، نهاد مشترک مسئول تهیه طرح‌های جامع و تفصیلی شهر تهران.
- قادری، ک، سامانی، ج. م. و، موسوی، س. ج، اسلامی، ح. ر. و عرب، د. (۱۳۸۹)، "مدل‌سازی بهره‌برداری بهینه از مخازن با استفاده از برنامه‌ریزی خطی صحیح مختلط (MILP)"، مجله تحقیقات منابع آب ایران، جلد ۱۵، شماره ۳، ۱۵-۲۷.

همانطوریکه نتایج نشان می‌دهند تمام مدل‌سازی‌ها بطور مطلوبی انجام گرفته‌اند. در مجموع بطور متوسط سالانه حدود ۳۲۱ MCM آب از سد کرج، ۲۷۲ MCM از سدهای لا و لتیان برای مصرف شرب شهر تهران اختصاص یافته است. همانطوریکه محاسبات نشان می‌دهند ۲۷۰ MCM کمبود وجود دارد که می‌بایست از منابع آب زیرزمینی جهت تأمین نیاز شرب تهران تخصیص داده شود.

#### ۶- نتیجه گیری

نتایج تولید شده از تکنیک توسعه داده شده GMDH دارای دقت مناسبی هستند. در این روش احتیاجی به شناخت روابط حاکم بر سیستم و خطی‌سازی روابط وجود ندارد. فقط لازم است که یک سری از داده‌های ورودی و خروجی از سیستم در دسترس باشند. این روش برای بررسی سیستم‌هایی با متغیرهای زیاد مناسب است. ممکن است روابط تولید شده بین متغیرهای ورودی و متغیرهای خروجی بسیار پیچیده گردند. هر چه تعداد لایه‌های توسعه داده شده برای حصول به دقت بالاتر بیشتر باشند رابطه تولید شده پیچیده‌تر می‌گردد. درحالیکه پاسخ‌های تولید شده از این روش دارای دقت مطلوب هستند و زمان انجام محاسبات در این روش نیز کم است اما ممکن است روابط تولید شده بین متغیرهای ورودی و خروجی پیچیده شوند. بنابراین بر اساس نتایج بدست آمده و محاسبه معیارهای آماری مختلف، روش توسعه داده شده در این تحقیق دارای عملکرد مناسبی در مدل‌سازی بهره‌برداری از مخازن می‌باشد.

- Muller, J.A. and Ivakhnenko, A.G. (1996), "Self-organizing modeling in analysis and prediction of stock market", in *Proceedings of the Second International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing-ICAFS*, pp. 491-500, Siegen, Germany.
- Nariman-Zadeh, N., Darvizhe, A. and Gharabaghi, H. (2002), "Modeling of explosive cutting process of plates using GMDH neural networks and singular value decomposition", *J. Mater process technol.* 128(1), pp. 80-87.
- Nikolaev, Y. & Hitoshi, I. (2003), "Polynomial harmonic GMDH learning networks for time series modeling", *Neural Networks*, 16, pp. 1527-1540. [www.Elseviercomputerescience.com](http://www.Elseviercomputerescience.com)
- Sanchez, E., Shibata T. and Zadeh, L. A. (1997), "Genetic algorithms and fuzzy logic systems", *Revered: word scientific*.
- Shamseldin, A.Y. (1997), "Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling", *Journal of Hydrology*, 199, pp. 272 - 294.
- Simonovic, S.P. (1992), "Closing gap between theory and practice", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 118(3), pp. 262-280.
- Sugeno, M. and Kang, G. T. (1988), "Structure identification of fuzzy model", *Fuzzy Sets and Systems*, 28, pp. 15-33.
- Takagi, H. and Hayashi, I. (1991), "NN-driven fuzzy reasoning", *International journal of approximate reasoning*, 5(3), pp. 191-212.
- Wilby, R.L. Abrahart, R.J. and Dawson, C.W. (2003), "Detection of conceptual model rainfall-runoff processes inside an artificial neural network", *Hydrological Sciences Journal*, 48(2), pp. 163 -181.
- Wurbs, R.A. (1993), "Reservoir-system simulation and optimization models", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 119(4), pp. 455-472.
- Yeh, W.G. (1985), "Reservoir management and operation models: A State-of-the-art review", *Water Resources Research*, 21(12), pp. 1797-1818.
- Farlow, S.J. (1984), "Self organizing method in modeling: GMDH type algorithms", Marcel Dekker. Inc.
- Hsu, K., Gupta, H.V., Gao, X., Sorooshian, S. and Imam, B. (2002), "Self-organizing linear output map (SOLO): An artificial neural network suitable for hydrologic modeling and analyses", *Water Resources Research*, 38(12), pp. 3810-3817.
- Hwang, H. S. (2006), "Fuzzy GMDH-type neural network model and its application to forecasting of mobile communication", *Computers and Industrial Engineering*, 50, pp. 450-457.
- Ivakhnenko, A.G. (1968), "The group method of data handling – a rival of the method of stochastic approximation", *Soviet Automatic Control c/c of Avtomatika*, 1(3), pp. 43-55.
- Ivakhnenko, A.G. (1976), "The group method of data handling in prediction problems", *Soviet Automatic Control of Avtomatika*, 9(6), pp.21-30.
- Ivakhnenko, A.G. (1988), "Sorting methods for modeling and cauterization (survey of the GMDH papers for the years 1983-1988). The present stage of GMDH development", *Soviet Journal of Automation and Information Sciences c/c of Avtomatika*, 21(4), pp.1-13.
- Ivakhnenko, A.G. and Ivakhnenko, G. A. (1995), "The review of problems solvable by algorithms of the Group Method of Data Handling (GMDH)", *Pattern recognition and image analysis*, 5(4), pp. 527-535.
- Jang, J.S.R. (1993), "ANFIS: adaptive network based fuzzy inference system", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), pp. 665-683.
- Kando, T. (1986), "Revised GMDH algorithms estimating degree of the complete polynomial", *Tran. of the society of Instrument and Control Engineers*, 22(9), pp. 928-934.
- Labadie, J.W. (2004), "Optimal operation of multireservoir systems: State-of-the-art review", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 130(2), pp. 93-111.