

پیش بینی سرعت متوسط جریان در آبگیر های جانبی با استفاده از پویایی سیالات محاسباتی، شبکه ی عصبی مصنوعی و برداشت های جریان سنج

سهراب کریمی^۱، حجت کریمی^{۲*}، خسرو حسینی^۳

چکیده

یکی از متداول ترین روش های انحراف آب در شبکه های آبیاری و سامانه های زهکشی استفاده از آبگیرهای جانبی است. به علت پیچیدگی نیمرخ سرعت در محل جداسازی نهر فرعی از نهر اصلی، اندازه گیری سرعت متوسط جریان در محل آبگیر ها بسیار مشکل است. در این مطالعه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به محاسبه ی نیمرخ سرعت متوسط در آبگیر ها با کمترین خطا شده است. برای این شبیه سازی گام های زیر برداشته شده است، (۱) شبیه سازی پویایی سیالات محاسباتی آبگیر های جانبی در نسبت عرض های نهر فرعی به اصلی مختلف انجام گرفت و نتایج با یک مطالعه ی آزمایشگاهی منتشر شده مقایسه گردیدند. نتایج حاکی از دقت بالای شبیه عددی در شبیه سازی نیمرخ سرعت آبگیرها دارند. (۲) با استفاده از شبیه سازی پویایی سیالات محاسباتی، مقدار سرعتی که بوسیله ی یک جریان سنج فرضی که در وسط مقطع نهر قرار می گیرد، اندازه گیری می شود، در در مقاطع مختلف و نسبت عرض های مختلف نهر فرعی به اصلی استخراج گردید. (۳) یک شبیه پرسپترون چند لایه طراحی شد که با استفاده از سرعت جریان سنجی، نسبت عرض نهر فرعی به اصلی و مختصات طولی در راستای نهر فرعی به عنوان خروجی بتواند سرعت متوسط مقطع را به دست آورد. نتایج حاصل نشان می دهد که در کاربرد های عملی استفاده از ترکیب برداشت ها ی جریان سنجی و شبیه شبکه عصبی مصنوعی می تواند در کاهش خطای برآورد سرعت متوسط واقعی آبگیر ها استفاده شود.

واژه های کلیدی: آبگیر جانبی، نیمرخ سرعت، پویایی سیالات محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی، جریان سنج.

^۱ دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

^۲ دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

تلفن: ۰۹۱۲۴۸۰۳۳۵۰ Email: hkarami@semnan.ac.ir

^۳ دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

مقدمه

انحراف جریان در رودخانه ها و نهر های اصلی، برای اهدافی همچون انتقال آب برای کشاورزی، سامانه های جمع آوری فاضلاب شهری و تولید کارمایه، بوسیله ی آبگیرهای جانبی انجام می گیرد. با ورود جریان از نهر اصلی به داخل نهر انحرافی یک جریان کاملا پیچیده تشکیل می شود. با نزدیک شدن جریان به نهر فرعی، به خاطر فشار مکشی اعمالی از طرف انشعاب، جریان در جهت عرضی شتاب گرفته و به دو قسمت تقسیم می شود. یک قسمت جریان وارد نهر آبگیر می شود و مابقی جریان در امتداد نهر اصلی حرکت می کند. شبیه سازی میدان جریان با استفاده از شبیه های عددی باعث کاهش هزینه های آزمایشگاهی و صرفه جویی در زمان می شود لذا مطالعات عددی متعددی برای جریان در نهر های انحرافی صورت گرفته است. در این مطالعات، جریان سه بعدی در نهر های انحرافی با استفاده از روش حجم محدود شبیه سازی شده است. رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷) مطالعه عددی را در یک آبگیر ۹۰ درجه با مقطع مستطیلی انجام دادند و سرعت جریان را در نهر بوسیله ی شبیه پویایی سیالات محاسباتی^۱ محاسبه کرده و با نتایج آزمایشگاهی مقایسه کردند. آنها ناحیه جدایی جریان در نهر آبگیر را مورد بررسی قرار دادند و نتیجه گرفتند که نسبت بده آبگیری با قدرت گردابه رابطه ی مستقیم دارد. میگنوت و همکاران (۲۰۱۲) مطالعه عددی برای نهر های انحرافی انجام دادند. آنها ابتدا الگوی جریان در نهر انحرافی را بصورت سه بعدی بوسیله ی شبیه سازی CFD شبیه سازی کردند سپس دقت اندازه گیری سرعت بوسیله ی جریان سنجها را بررسی کردند. در سال های اخیر شبیه سازی با استفاده از محاسبه های نرم و تکنیک های مختلف هوش مصنوعی در پیش بینی سامانه های غیرخطی و مسائل پیچیده مورد استفاده گسترده قرار گرفته است. اخیرا تحقیقات متعددی پیرامون پدیده های هیدرولوژیکی و هیدرولیکی با استفاده از تکنیک های شبکه عصبی مصنوعی^۲ صورت گرفته است (کیسی ۲۰۰۵، کیم و همکاران ۲۰۰۸، بنکداری و همکاران ۲۰۱۱، بقالیان و همکاران ۲۰۱۲، ابتهاج و بنکداری ۲۰۱۳).

کاربرد اصلی جریان سنج ها در نهر های باز به دست آوردن بده عبوری است. برای یافتن بده عبوری نیاز به سطح مقطع مرطوب و سرعت متوسط عبوری داریم. سطح مقطع مرطوب با استفاده از ارتفاع سطح آب و مشخصات مقطع نهر به آسانی قابل محاسبه است. اما مشکل اصلی در یافتن سرعت متوسط نهر است. جریان سنج ها غالبا از چندین دستگاه حساس تشکیل شده اند که به صورت استوانه ای سرعت جریان را در یک خط عمودی محاسبه می کنند و با میانگین گیری از سرعت های به دست آمده از دستگاه حساس ها یک سرعت را به عنوان سرعت مقطع ارائه می کنند. در نهر هایی که جریان در آنها به حالت گسترده در حال حرکت است سرعت به دست آمده از جریان سنج ها می تواند به عنوان سرعت متوسط کل مقطع مورد قبول قرار گیرد اما در آبگیرها به علت پیچیدگی جریان، سرعت به دست آمده از جریان سنج ها که در حقیقت سرعت متوسط خطی عمود بر جریان در وسط نهر است، نمی تواند به عنوان سرعت متوسط کل مقطع معرفی گشته و معمولا سرعت اندازه گیری شده با جریان سنج بسیار متفاوت از سرعت متوسط مقطع است (هوقس و همکاران ۱۹۹۶، بنکداری و زینتی زاده ۲۰۱۱).

پویایی سیالات محاسباتی می تواند برای کالیبراسیون جریان سنج ها مورد استفاده قرار گیرد (بنکداری و زینتی زاده ۲۰۰۸). احمدی و بنکداری (۱۳۹۲) با استفاده از پویایی سیالات محاسباتی به شبیه سازی سه بعدی جریان در انحراف با زوایای مختلف پرداختند و نشان دادند وجود انحراف تاثیر قابل توجهی را در نتایج حاصل از جریان سنجها در نزدیکی محل انحراف دارد. احمدی و همکاران (۱۳۹۲) به کمک پویایی سیالات محاسباتی نشان دادند افزایش عمق آب تاثیر قابل توجهی در افزایش مقدار خطای اندازه گیری سرعت متوسط در فواصل نزدیکی انحراف دارد.

هدف از این مطالعه پیش بینی دقیق سرعت متوسط جریان در آبگیر های جانبی است. ابتدا یک شبیه پویایی سیالات محاسباتی جریان در آبگیر ها تحت نسبت عرض های مختلف نهر فرعی به نهر اصلی ساخته شد و با شبیه آزمایشگاهی رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷) صحت سنجی شد. سپس با استفاده از شبیه CFD ساخته شده سرعت متوسط جریان برای یک خط عمودی که در وسط

¹ computational fluid dynamic (CFD)² artificial neural network (ANN)

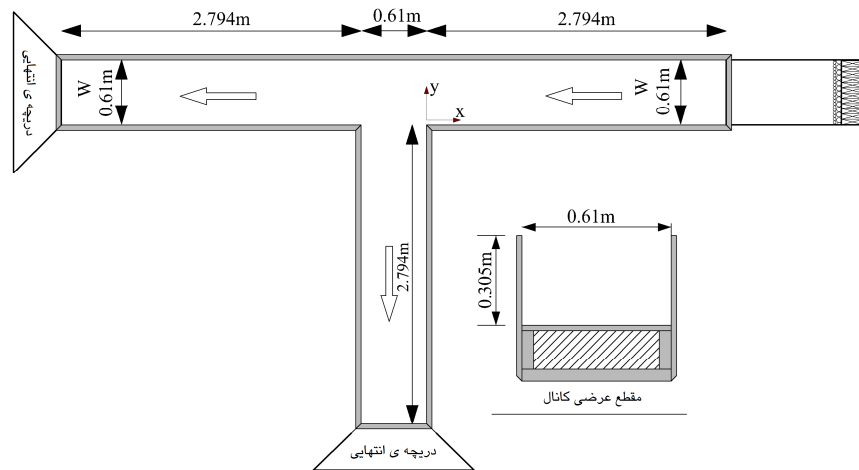
بصورت افقی است. طول نهر اصلی و آبگیر جانبی بترتیب برابر ۶/۱۹۸ و ۲/۷۹۴ متر است. عرض و ارتفاع هر دو نهر ثابت و بترتیب برابر ۰/۶۱ و ۰/۳۰۵ متر است. آبگیر جانبی به فاصله ۲/۷۹۴ متر از ورودی نهر اصلی واقع شده است (شکل ۱). بده ورودی در ورودی نهر اصلی (Q_u) برابر با ۰/۴۷ مترمکعب بر ثانیه و در نهر فرعی (Q_b) برابر با ۰/۳۵ متر مکعب بر ثانیه می‌باشد. نسبت بده نهر فرعی به بده نهر اصلی ($Q_f=Q_b/Q_u$) برابر ۰/۸۳۸ می‌باشد. در آزمایشات انجام شده بوسیله ی رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷)، تمام فراسنج‌ها بوسیله ی عرض نهر $b=0.61$ متر و سرعت بحرانی در بالا دست نهر اصلی v_c بی‌بعد شده‌اند و بدین ترتیب محورهای مختصات به صورت بی بعد ($x^*=x/b$ ، $y^*=y/b$ و $z^*=z/b$) تعریف می‌گردند. سرعت‌های بی‌بعد در مختصات x, y, z به ترتیب با u^*, v^*, w^* مشخص شده‌اند.

مقطع عرضی نهر قرار می‌گرفت، به عنوان سرعت قرائت شده از یک جریان سنج فرضی به دست آمد. در نهایت یک شبیه شبکه عصبی با استفاده از نسبت عرضی نهر فرعی به اصلی، مقدار سرعت جریان سنجی و مختصات طولی مقطع به عنوان ورودی، و سرعت متوسط مقطع به عنوان خروجی طراحی شد و نتایج به دست آمده از شبکه ی عصبی مصنوعی با سرعت متوسط مقطع که از شبیه CFD به دست آمد مقایسه گردید.

مواد و روش ها

مطالعه ی آزمایشگاهی

به منظور صحت سنجی نتایج شبیه سازی پویایی سیالات محاسباتی از شبیه آزمایشگاهی رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷) استفاده شده است. شبیه آزمایشگاهی یک نهر مستطیلی متصل به یک آبگیر جانبی ۹۰ درجه و



شکل ۱- تصویر افقی و مقطع آبگیر جانبی مورد مطالعه بوسیله ی رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷).

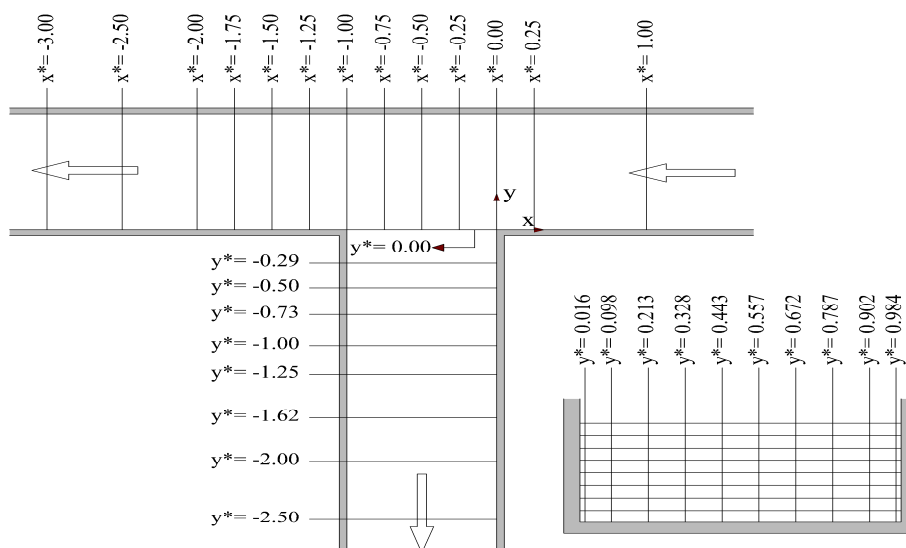
های مختصات بدون بعد به صورت $X^*=x/b$ ، $Y^*=y/b$ و $Z^*=z/b$ و سرعت های بدون بعد در مختصات x, y, z به ترتیب با u^* ، v^* و w^* مشخص شده‌اند. موقعیت‌های اندازه گیری شده در نهرها را می‌توان در شکل ۲ مشاهده کرد.

درنتایج استخراج شده، تمام متغیرهای طولی بوسیله ی عرض نهر اصلی (b برابر ۰/۶۱ متر) و تمام سرعت ها بوسیله ی سرعت بحرانی در بالا دست نهر اصلی بدون بعد شده‌اند. سرعت بحرانی در بالاست نهر

$$V_c = \left[\frac{(Q_u)^2}{gb^2} \right]^{1/3}$$

اصلی به صورت محاسبه شده است،

که Q_u معرف بده در بالا دست نهر اصلی، b عرض نهر اصلی و g شتاب گرانشی زمین است. بدین ترتیب محور



شکل ۲- موقعیت های اندازه گیری شده در شبیه آزمایشگاهی رامامورتی و همکاران (۲۰۰۷).

شبیه پویایی سیالات محاسباتی

در این مطالعه به منظور شبیه سازی عددی با استفاده از نرم افزار ANSYS-CFX، نیاز به حل معادلات پیوستگی و معادلات متوسط گیری شده ناوراستوکس است. این معادلات به ترتیب به صورت روابط ۱ و ۲ هستند.

(۱)

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} (\rho u_j) = 0$$

(۲)

$$\frac{\partial}{\partial x} (\rho u_j) + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho u_i u_j) = \frac{\partial \Phi}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\mu \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \frac{2}{3} \delta_{ij} \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \right) + \frac{\partial}{\partial x_i} (\overline{\rho u_i u_j'})$$

در این رابطه u_i و u_j به ترتیب سرعت در جهت x و y، فشار کل، ρ دانسیته ی سیال و δ_{ij} دلتای کرونکر هستند.

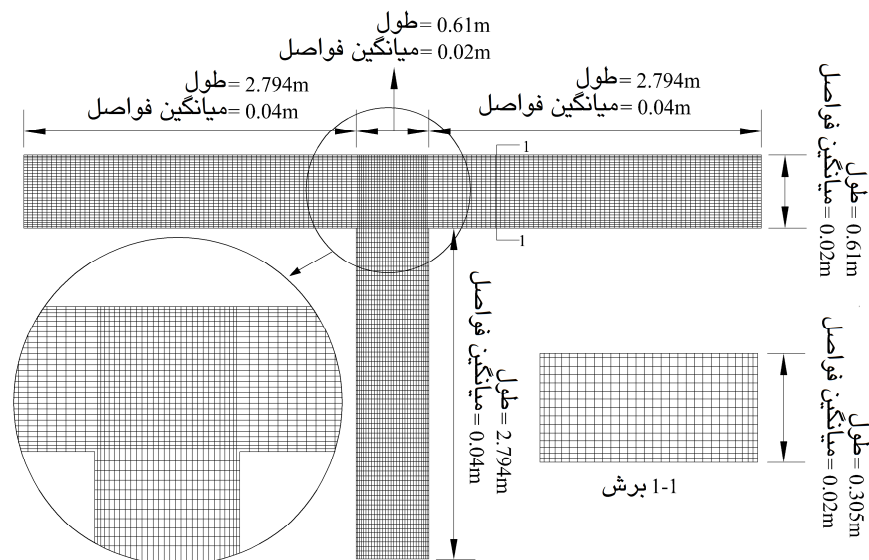
در معادلات بالا، جملات $(-\overline{\rho u_i u_j'})$ ، تنش های رینولدز هستند. ابتدا باید تنش های رینولدز بوسیله ی شبیه های آشفتگی محاسبه شود سپس به حل معادله ی مومنتموم (معادله ۲) می پردازیم. در این شبیه سازی عددی، از شبیه آشفتگی k- ω استفاده شده است. این روش یکی از شبیه های آشفتگی دو معادله ای محسوب می شود (ویلکوکس ۲۰۰۰، اوسلن ۲۰۰۶).

استفاده از شبیه آشفتگی k- ω تا کنون به طور گسترده ای در شبیه سازی نیمرخ سرعت در نهر های انحرافی به طور موفقیت آمیزی صورت گرفته است (هوانگ و همکاران ۲۰۰۲، شکیبانیا و همکاران ۲۰۱۰). در این مطالعه، در ورودی نهر اصلی و برای مرزهای خروجی میدان (خروجی آبگیر و نهر اصلی)، از شرط مرزی سرعت بهنجار به کار رفته است. در دیواره ها و کف نهر با توجه به صاف و بی حرکت بودن دیوار ها از شرط مرزی دیواره استفاده شده است و برای سطح بالایی از شرایط مرزی باز شو استفاده شده است. تعریف و تعیین سطح آزاد در میدان جریان، طبق دیدگاه اولبری مشخص می شود. در این شبیه سازی، از روش حجم سیال^۱ برای تعریف سطح آزاد جریان استفاده شده است. یکی از فراسنجهای مهم در سرعت اجرای شبیه، شبکه بندی مناسب، منطقه ای است که جریان در آن برقرار است. در این شبیه سازی، برای دستیابی به شبکه بندی بهینه، نهر اصلی را به سه بخش تقسیم کرده ایم. بخش اول آن به طول ۲/۷۹۴ متر، که در قسمت بالادست نهر اصلی قرار دارد، بخش دوم آن به طول ۰/۶۱ متر در میانه ی نهر اصلی و بخش سوم آن به طول ۲/۷۹۴ متر که در قسمت پایین دست نهر اصلی واقع شده است. ابعاد سلول ها در بالادست و پایین دست نهر اصلی ۱۲/۵×۱۲/۵×۸/۵ سانتی متر، در قسمت میانی آن

^۱ volume of fluid (VOF)

درصد خطاهای حاصله، انطباق قابل قبولی حاصل گردید و محاسبه ها برای تعداد ۹۶۳۲۰ سلول صورت گرفت. شکل ۳، تصویر افقی و نمای شبکه بندی میدان محاسباتی را در آنگیر ۹۰ درجه نشان می دهد.

۱۲×۱۲×۳ سانتی متر و ابعاد سلولهای شبکه نهر آنگیر ۱۲/۵×۸×۲ سانتی متر انتخاب گردید و محاسبه های با این ابعاد انجام شدند. نتایج عددی حاصله با نتایج آزمایشگاهی مورد مقایسه قرار گرفتند که با توجه به



شکل ۳- شبکه بندی مورد استفاده در شبیه CFD.

بررسی. در شبکه ی عصبی مورد بررسی در این مطالعه برای نرون های لایه های پنهان و خروجی به ترتیب از توابع فعال سازی سیگموئید و خطی^۳ استفاده شده است. توابع متنوعی را می توان به عنوان تابع سیگموئید در نظر گرفت، در این مطالعه از تانژانت هیپربولیک به عنوان تابع فعال سازی در لایه های پنهان استفاده شده است. برای تربیت ANN از روش لونیبرگ - مارکواردت^۴ استفاده شده است. در این روش برای یافتن وزن ها و بایاس^۵ های شبکه عصبی از الگوریتم برگشتی^۶ استفاده می شود. این الگوریتم با سرعت بسیار زیادی با تعیین وزن ها و بایاس ها اختلاف بین خروجی های مشاهده شده از مطالعات آزمایشگاهی و خروجی های شبیه ANN را کمینه می کند (اسمیت ۱۹۹۳، ملسه و همکاران ۲۰۱۱).

شبکه عصبی مصنوعی

روش شبکه عصبی مصنوعی یکی از روشهای محاسبه های نرم به شمار می آید. از مزایای این روش می توان به کارایی مطلوب در تحلیل جریان های پیچیده و الگوهای غیر خطی جریان اشاره کرد. مبنای کار در این روش به صورت تربیت و یادگیری است. ساختار انعطاف پذیر ANN به آن توانایی شبیه سازی الگوهای پیچیده و غیر خطی میان داده های ورودی و خروجی را می بخشد. منظور از تربیت شبکه عصبی، به دست آوردن وزن های شبکه است. تقسیم بندی انواع ANN نیز بر مبنای روش های به دست آوردن وزن ها و همچنین توابع انتقال مورد استفاده است. یکی از پر کاربرد ترین انواع ANN ها، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۲ است. یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه شامل یک لایه ی ورودی، یک یا چند لایه ی پنهان و یک لایه ی خروجی است (شکل ۴). هر لایه از تعدادی نرون تشکیل شده است تعداد نرون ها در لایه ی ورودی و خروجی به ترتیب برابر است با تعداد ورودی ها و خروجی های مسئله ی مورد

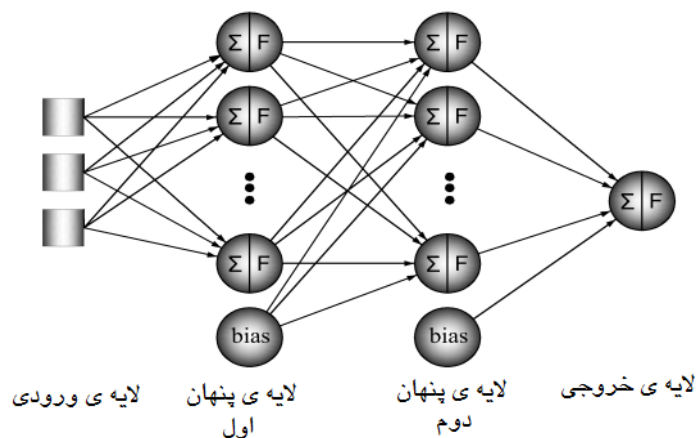
³ sigmoid and linear activation function

⁴ Levenberg-Marquardt

⁵ Bias

⁶ Back-propagation algorithm

² multi-layer perceptron (MLP)



شکل ۴- ساختار کلی یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه.

سنجی که همان میانگین سرعت در یک خط عمود بر جریان در وسط نهر فرعی است برداشت شد، سپس سرعت متوسط واقعی مقطع از نتایج شبیه CFD استخراج گردید. در ادامه با استفاده از نتایج شبیه سازی CFD یک شبیه شبکه عصبی طراحی و شبیه سازی شد.

صحت سنجی شبیه CFD

به منظور صحت سنجی نتایج شبیه CFD، سرعت بی بعد در راستای طول نهر فرعی (v^*) در شبیه عددی و شبیه آزمایشگاهی در نهر آبگیر با یکدیگر مقایسه گشته اند. به منظور بررسی دقت شبیه CFX ساخته شده از سه شاخص آماری RMSE و MAPE و R^2 استفاده شده است، که این شاخص ها از روابط ۳ و ۴ و ۵ زیر محاسبه می شوند:

(۳)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{x_i}$$

(۴)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

(۵)

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \right]^2$$

در این مطالعه، شبیه سازی و شبیه سازی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، بوسیله ی زبان برنامه نویسی متلب نوشته شده است. شبیه ANN دارای ۲ لایه ی پنهان است. برای تعیین تعداد نرون های هر یک از لایه های پنهان از روش سعی و خطا استفاده شده است (بیلهان و همکاران ۲۰۱۱).

در این مطالعه سه متغیر نسبت عرض نهر فرعی به نهر اصلی، سرعت جریان سنجی به دست آمده از شبیه CFD و مختصات طولی بی بعد در راستای نهر فرعی به عنوان فراسنجهای ورودی، در لایه ی اول شبکه عصبی قرار می گیرند. در مرحله بعد، شبکه عصبی آموزش داده می شود تا ساختار بهینه خود را بدست آورد و پس از رسیدن به شرایط توقف تعیین شده، روند آموزش متوقف می شود. همان طور که گفته شد شبکه ی عصبی ساخته شده با هدف بر آورد سرعت متوسط واقعی در نهر است لذا سرعت متوسط واقعی مقطع که از شبیه CFD تعیین می گردد به عنوان تنها نرون موجود در لایه ی خروجی در نظر گرفته می شود.

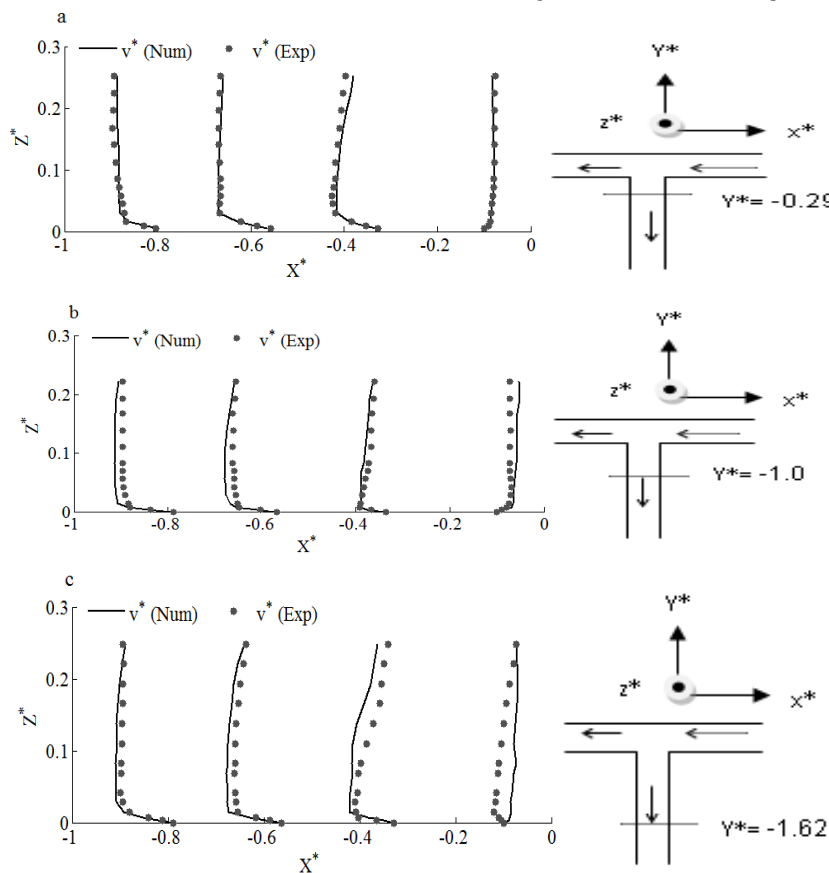
نتایج و بحث

در این قسمت، با استفاده از نرم افزار ANSYS-CFX، شبیه آزمایشگاهی رامورتی و همکاران (۲۰۰۷) به صورت سه بعدی و در دو حالت آب و هوا شبیه سازی شده است. به منظور صحت سنجی شبیه CFD، نتایج شبیه عددی با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شده است. بعد از صحت سنجی، شبیه CFD با نسبت های عرضی مختلف شبیه سازی شده و سرعت متوسط جریان

است. در پائین دست نهر فرعی $-1/0$ ، $1/62$ به علت وجود جریان های ثانویه در ناحیه ی جدایی جریان، مقادیر سرعت طولی در راستای خلاف جهت جریان افزایش یافته و سرعت ها منفی می شوند. در ناحیه ی فشردگی جریان و در عمق $z^* = 0/0$ تا $z^* = 0/2$ به علت تراکم خطوط جریان، سرعت ها به صورت v_{max} هستند و میزان تراکم ناحیه ی فشردگی جریان در این ناحیه، بیشتر از سطح جریان است. جدول ۱ بیانگر نتایج شاخص های آماری بدست آمده برای نتایج شبیه CFD و شبیه آزمایشگاهی در مقاطع مختلف در راستای طول نهر فرعی است. در این جدول میزان خطای شبیه CFD سه مقطع طولی در امتداد نهر فرعی (Y^*) مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج این جدول حاکی از دقت بالای شبیه CFD در شبیه سازی نیمرخ سرعت در آبگیر های جانبی است. در جدول ۱ افزایش میزان خطا از $0/29$ تا $-1/62$ به علت گسترش نواحی جداشدگی و فشردگی در طول نهر فرعی است.

x_i مقادیر شبیه سازی شده و y_i مقادیر واقعی هستند. \bar{x} و \bar{y} به ترتیب میانگین مقادیر واقعی و میانگین مقادیر شبیه سازی شده هستند.

جدول (۱) نتایج شبیه عددی و شبیه آزمایشگاهی را در مقاطع عرضی مختلف (y^*) را با استفاده از شاخص های آماری، نشان میدهد. در این مقایسه میانگین خطای نسبی MAPE $4/71$ درصد بدست آمده است. در شکل ۵ مقدار سرعت بی بعد شده در امتداد نهر فرعی (v^*) به دست آمده از شبیه CFD، با نتایج آزمایشگاهی در مقاطع $-0/29$ ، $-1/0$ ، $-1/62$ در نسبت بده $838/0$ با یکدیگر مقایسه شده اند. در شکل ۵، مطابقت خوب بین نتایج شبیه CFX و نتایج شبیه آزمایشگاهی مشاهده می شود. باتوجه به جدول ۱، میانگین خطای نسبی MAPE در سه مقطع عرضی $-0/29$ ، $-1/0$ ، $-1/62$ به ترتیب در حدود $2/0$ ، $5/2$ و $6/95$ درصد بدست آمده است. در جدول، مقدار RMSE برای سه مقطع $-0/29$ ، $-1/0$ ، $-1/62$ به ترتیب $0/17$ ، $0/12$ و $0/10$



شکل ۵- صحت سنجی نتایج حاصل از شبیه CFD و نتایج شبیه آزمایشگاهی

جدول ۱- میزان دقت شبیه CFD در مقاطع طولی مختلف در راستای نهر فرعی (Y*).

Y*	MAPE(%)	RMSE	R ²
-۰/۲۹	۲/۰۰	۰/۰۱	۰/۹۸
-۱/۰	۵/۲۰	۰/۰۱۲	۰/۹۱
-۱/۶۲	۶/۹۵	۰/۰۱۷	۰/۸۳

مختصات طولی بی بعد مقطع در راستای طول نهر فرعی (Y*) و نسبت عرضی (W^*_b/W^*_m)، مقدار سرعت متوسط واقعی نهر را (V^*_{real}) شبیه سازی کند. شبکه ی عصبی مورد بررسی در این مطالعه دارای دو لایه ی پنهان است. برای تعیین تعداد نرون موجود در هر لایه ی پنهان از روش سعی و خطا استفاده شده است. به این صورت که با تغییر تعداد نرون های لایه های اول و دوم در ۸۱ حالت مختلف دقت شبیه حاصل گشته بررسی می شود و در نهایت بهترین شبیه با بیشترین دقت انتخاب می شود. همان طور که در جدول ۲ مشاهده می گردد، کمترین مقدار RMSE بدست آمده برابر با ۰/۰۰۰۱ است که این مقدار خطا مربوط به حالتی است که در لایه اول ۷ نرون و در لایه دوم ۵ نرون وجود دارد. بنابراین با استفاده از این شبیه ادامه ی روند مقاله انجام می گیرد. ساختار شبکه ی عصبی بهینه که از جدول ۲ به دست آمد در شکل ۶ نمایش داده شده است.

پس از اینکه از دقت CFD در شبیه سازی جریان در آبگیر جانبی اطمینان حاصل کردیم، شبیه CFD آبگیر جانبی را در نسبت عرض های نهر فرعی به نهر اصلی W^*_b/W^*_m ، ۰/۰۶، ۰/۰۸، ۱، ۱/۲ و ۱/۴ مورد بررسی قرار دادیم. از نتایج به دست آمده از شبیه CFD در به دست آوردن سرعت های جریان سنجی (سرعت متوسط در یک خط عمود بر جریان که در وسط مقطع عرضی نهر قرار دارد) و سرعت متوسط مقطع جریان در نسبت عرض ها ی مختلف استفاده شده است.

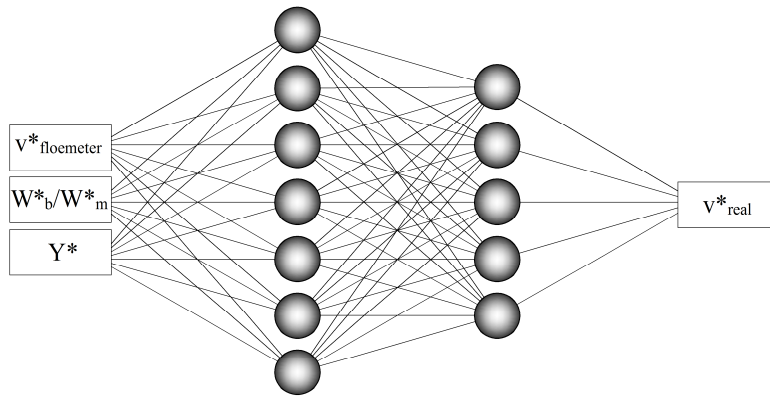
شبیه سازی سرعت متوسط در آبگیر با استفاده از

CFD و ANN

پس از به دست آوردن سرعت های جریان سنجی و سرعت های متوسط واقعی مقطع از شبیه CFD، در این بخش یک شبیه شبکه عصبی برای پیش بینی سرعت متوسط مقطع طراحی می شود. هدف از طراحی این شبیه این است که بتواند با در اختیار داشتن سه متغیر سرعت جریان سنجی در هر مقطع ($V^*_{flowmeter}$ ،

جدول ۲- مقدار خطای RMSE مربوط به شبیه های ANN مختلف با تغییر تعداد نرون های لایه های پنهان.

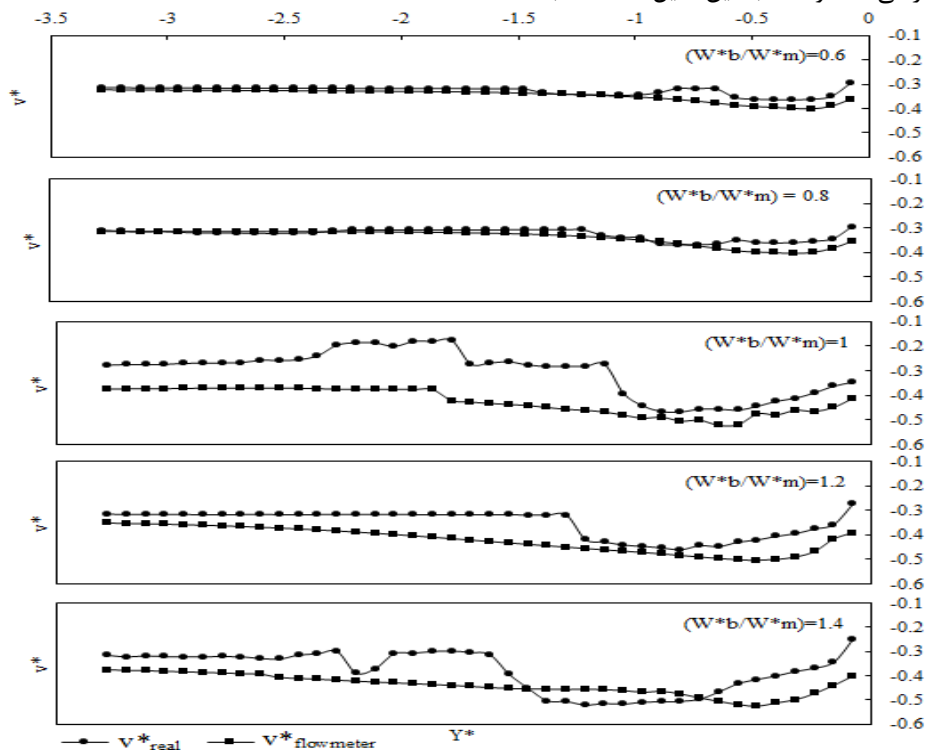
تعداد نرون های لایه ی پنهان اول	تعداد نرون های لایه ی پنهان دوم								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
۱	۰/۰۰۱۹	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۱۷	۰/۰۰۱۳
۲	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۲۲
۳	۰/۰۰۲۴	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۷
۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۱۰	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۰
۵	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۰۴
۶	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۲
۷	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۵
۸	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۷	۰/۰۰۰۶
۹	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۰۴	۰/۰۰۰۸



شکل ۶- ساختار شبکه ی عصبی بهینه شده با استفاده از روش سعی و خطا.

ورودی از نهر اصلی در تمام شبیه ها ثابت بوده و در نسبت های عرضی کمتر از یک به علت کم بودن فضای جریان در نهر فرعی، جریان توانایی حرکت های گریز از مرکزی و ایجاد جریان های گردابه ای و فشردگی را نداشته باشد. اما همان طور که در این شکل مشاهده می شود به خصوص در نسبت عرض های بالاتر از یک، خطای محاسبه های جریان سنجی به مقدار بسیاری افزایش یافته است و نمی توان به برداشت های جریان سنجی در این نسبت های عرضی اطمینان کرد.

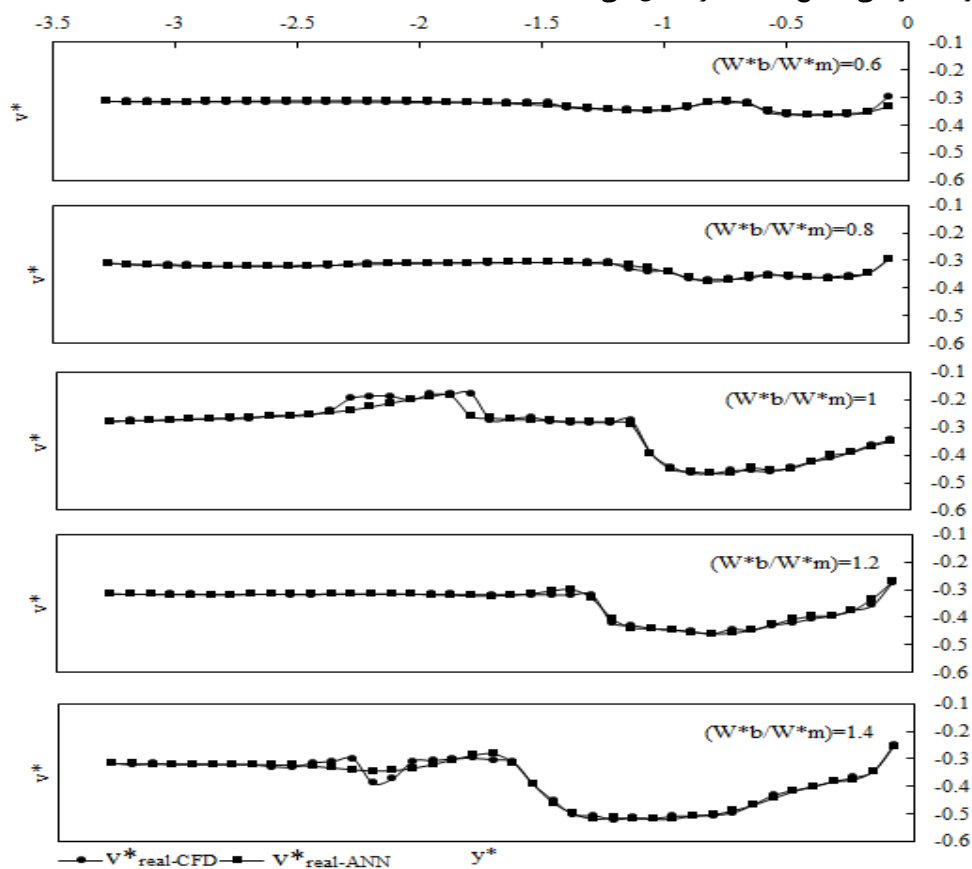
همان طور که گفته شد در آبگیر های جانبی به علت وقوع نواحی گردابه ای و فشردگی، جریان از حالت توسعه یافتگی خارج می شود. وقوع این پدیده باعث می گردد که سرعت اندازه گیری شده بوسیله ی جریان سنج که در حقیقت میانگین سرعت یک خط عمود بر جریان در وسط مقطع است به مقدار چشم گیری با سرعت متوسط واقعی مقطع متفاوت باشد. در شکل ۷ سرعت های جریان سنجی و واقعی برداشت شده از شبیه CFD با یکدیگر مقایسه شده اند. کم بودن این میزان خطا در نسبت های عرضی ۰/۶ و ۰/۸ به این دلیل است که بده



شکل ۷- مقایسه ی سرعت های جریان سنجی و واقعی مقطع در یک آبگیر با نسبت عرض های مختلف.

نتایج حاصل از شبیه ANN و CFD در فواصل منظم در راستای Y^* با یکدیگر مقایسه شده اند. محور قائم نیز نشان دهنده‌ی مقدار سرعت متوسط واقعی مقطع است (v^*_{real}). با توجه به این شکل مشاهده می شود که شبیه ANN به خوبی توانسته است که بر داده های CFD منطبق گردد و به جز در چند قسمت جزئی، دارای دقت بسیار مناسبی باشد. لذا می توان نتیجه گرفت در عمل استفاده‌ی هم زمان از برداشت های جریان سنجی و یک شبکه‌ی عصبی تربیت شده می تواند مقدار خطای محاسبه‌ی سرعت میانگین مقطع را به مقدار قابل توجه ای کاهش دهد.

برای رفع این مشکل، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی شبیهی طراحی شد که بتواند سرعت متوسط واقعی جریان را در آبگیرها (v^*_{real}) با استفاده از سرعت جریان سنجی ($v^*_{flowmeter}$)، نسبت عرضی نهر فرعی به اصلی (W^*_b/W^*_m) و مختصات بی بعد شده‌ی طولی در راستای نهر فرعی (Y^*) شبیه سازی کند. در شکل ۸ سرعت های متوسط واقعی مقطع خروجی از شبیه ANN ($v^*_{real-ANN}$) با سرعت های متوسط واقعی مقطع که از شبیه CFD حاصل شده اند ($v^*_{real-CFD}$)، با یکدیگر مقایسه شده اند. در این شکل محور افقی مختصات بی بعد در راستای طولی نهر فرعی (Y^*) است و محور قائم سرعت متوسط واقعی مقطع (v^*_{real}) را نشان می دهد.



شکل ۸- مقایسه‌ی سرعت های میانگین واقعی به دست آمده از شبیه های ANN و CFD در نسبت عرض های مختلف.

آبگیرهای جانبی، محاسبه‌ی سرعت متوسط جریان است. در این مطالعه ابتدا یک شبیه CFD با استفاده از داده های آزمایشگاهی صحت سنجی شد. خطای شبیه های CFD به طور میانگین در حدود ۵٪ بود که نشان دهنده‌ی تطابق خوب نتایج، با نتایج آزمایشگاهی بود.

نتیجه گیری

یکی از متداول ترین راه های جلوگیری از سیل و انحراف جریان در شبکه های آبیاری و سامانه های زهکشی استفاده از آبگیرهای جانبی است. از جمله مهم ترین فراسنجهای هیدرولیکی در شناخت و طراحی

triangular labyrinth side weir in curved channels. *Adv Eng Software* 42: 208-214.

5) 5. Bonakdari, H., and Zinatizadeh, A.A. 2008. How can computational fluid dynamics improve measuring in real sewers? Pp. 29-32. 6th International Symposium on ultrasonic doppler methods for fluid mechanics and fluid engineering. 9-11 septembre, technical university, prague, czech republic.

6) 6. Bonakdari, H., and Zinatizadeh, A.A. 2011. Influence of position and type of doppler flow meters on flow-rate measurement in sewers using computational fluid dynamic. *Flow Meas Instrum* 22: 225-234.

7) 7. Bonakdari, H., Baghalian, S., Nazari, F., and Fazli, M. 2011. numerical analysis and prediction of the velocity field in curved open channel using artificial neural network and genetic algorithm. *eng appl comput fluid mech* 5: 384-396.

8) 8. Ebtehaj, I., and Bonakdari, H. 2013. Evaluation of Sediment Transport in Sewer using Artificial Neural Network. *Eng Appl Comput Fluid Mech* 7: 382-392.

9) 9. Huang, J., Weber, L.J., and Lai, Y.G. 2002. Three-dimensional numerical study of flows in open-channel junctions. *J Hydraul Eng* 128: 268-280.

10) 10. Hughes, A.W., Longair, I.M., Ashley, R.M., and Kirby, K. 1996. Using an array of ultrasonic velocity transducers to improve the accuracy of large sewer mean velocity measurements. *Water Sci Technol* 33: 1-12.

11) 11. Kim, B., Lee, S.E., Song, M.Y., Choi, J.H., Ahn, S.M., Lee, K.S., and Koh, S.C. 2008. Implementation of artificial neural networks (ANNs) to analysis of inter-taxa communities of benthic microorganisms and macro invertebrates in a polluted stream. *Sci Total Environ* 390:262-274.

12) 12. Kisi, O. 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. *Hydrol Sci J* 50: 683-696.

13) 13. Melesse, A.M., Ahmad, S., McClain, M.E., Wang, X. and Lim, Y.H. 2011. Suspended sediment load prediction of river systems: An artificial neural network approach. *Agr Water Manage* 98: 855-866.

14) 14. Mignot, E., Bonakdari, H., Knothe, P., Lipeme Kouyi, G., Bessette, A., Rivire, N., and Bertrand-Krajewski, J.L. 2012. experiments and 3D simulations of flow structures in junctions and their influence on

سپس شبیه CFD در نسبت های عرض نهر فرعی به نهر اصلی مختلف شبیه سازی شد. با استفاده از شبیه های CFD به دست آمده سرعت میانگین واقعی (v_{real}^*) و سرعت جریان سنجی ($v_{flowmeter}^*$) جریان در آبگیر جانبی برداشت شد. پس از مقایسه ی سرعت های میانگین واقعی و جریان سنجی مشخص شد که به علت وقوع نواحی گردابه ای و فشردگی در آبگیر ها، خصوصا در نسبت های عرضی بیشتر از یک خطای قابل ملاحظه ای وجود دارد. لذا یک شبیه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه طراحی شد که بتواند با استفاده از سرعت جریان سنجی، نسبت عرضی نهر فرعی به اصلی و مختصات بی بعد شده ی طولی در راستای نهر فرعی (Y^*)، سرعت میانگین واقعی نهر را به دست آورد. پس از مقایسه ی سرعت میانگین واقعی به دست آمده از شبیه ANN و CFD، مشخص شد که خطای محاسبه ی سرعت میانگین واقعی نسبت به مقدار قابل ملاحظه ای کاهش یافت. نتیجه ی این مطالعه نشان می دهد که استفاده ی همزمان از جریان سنج و یک شبکه ی عصبی آموزش دیده در آبگیر های جانبی می تواند در برآورد سرعت متوسط مقطع بسیار مفید بوده و خطای برداشت های جریان سنجی را به مقدار قابل ملاحظه ای کاهش دهد.

منابع مورد استفاده

- ۱) احمدی م و بنکداری ح، ۱۳۹۱. ضریب کالیبراسیون اندازه گیری سرعت در انحراف مسیر نهر های باز. نهمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه. بهمن ماه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.
- ۲) احمدی م، بنکداری ح و اختری ع، ۱۳۹۲. تاثیر عمق آب بر اندازه گیری سرعت پس از انحراف مسیر نهر به وسیله دستگاه حساسهای التراسونیک داپلر. دوازدهمین کنفرانس هیدرولیک ایران. آبان ماه، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران، کرج.
- 3) 3. Baghalian, S., Bonakdari, H., Nazari, F., and Fazli, M. 2012. Closed-form solution for flow field in curved channels in comparison with experimental and numerical analyses and Artificial Neural Network. *Eng Appl Comput Fluid Mech* 6: 514-526.
- 4) 4. Bilhan, O., Emiroglu, M.E., and Kisi, O. 2011. Use of artificial neural networks for prediction of discharge coefficient of

location of flowmeters. *Water Sci Technol* 66: 1325-1332.

15) 15. Olsen, N.B.R. 2006. A three-dimensional numerical model for simulation of sediment movements in Water Intakes with multiblock option, department of hydraulic and environmental engineering, The norwegian university of science and technology.

16) 16. Ramamurthy, A., Qu, J., and Vo, D. 2007. Numerical and experimental study of dividing open-channel flows. *J Hydraul Eng* 133: 1135-1144.

17) 17. Shakibainia, A., Tabatabai, M.R.M., and Zarrati, A.R. 2010. Three-dimensional numerical study of flow structure in channel confluences. *Can J Civil Eng* 37: 772-781.

18) 18. Smith, M. 1993. *Neural networks for statistical modeling*. Thomson Learning.

19) 19. Wilcox, D.C. 2000. *Turbulence modeling for CFD*. 2nd Ed, DCW Industries, Inc.