



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

دوره چهل و شش، شماره ۲، زمستان ۱۳۹۳، صفحه ۱۴۳ تا ۱۵۶
Vol. 46, No. 2, Winter 2014, pp. 143- 156



نشریه علمی - پژوهشی امیرکبیر (مهندسی عمران و محیط زیست)

Amirkabir Journal of Science & Research (Civil & Environmental Engineering)
(AJSR - CEE)

بررسی آزمایشگاهی خواص مکانیکی بتن حاوی نانولاستونیت و مدل سازی آن به کمک شبکه های عصبی نوع GMDH

محمود میری^{۱*}، حسین بهشتی نژاد^۲، ملیحه جعفری^۳

۱- استادیار، دانشکده شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان

۲- دکتری، دانشکده شهید نیکبخت، دانشگاه سیستان و بلوچستان

۳- کارشناسی ارشد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بیرجند

(دریافت ۱۳۹۱/۸/۵، پذیرش ۱۳۹۲/۹/۲۶)

چکیده

ولاستونیت یک ماده طبیعی و نسبتاً ارزان قیمت است که می تواند به عنوان جایگزینی مناسب برای سیمان در بتن مورد استفاده قرار گیرد. در این مقاله تاثیر ذرات نانولاستونیت بر روی خواص مکانیکی از طریق اندازه گیری مقاومت فشاری و خمشی و اثر آن بر دوام با اندازه گیری مقاومت در برابر نفوذ آب در سنین ۳، ۷، ۲۸ و ۶۰ روزه با ساخت نمونه های بتنی بررسی شده است. نتایج حاکی از افزایش مقاومت خمشی به میزان ۶۳٪، مقاومت فشاری ۹٪ و مقاومت در برابر نفوذ آب حدود ۵۰٪ با جایگزینی ۱۰٪ نانولاستونیت بجای سیمان است.

در بخش نهایی مقاله از شبکه های عصبی تعمیم یافته GMDH برای مدل سازی خصوصیات بتن استفاده شده است. هدف از این مدل سازی ضمن نشان دادن دقت شبکه های عصبی نوع GMDH، پیش بینی مقاومت فشاری و خمشی بتن با درصدهای مختلف نانولاستونیت است. در هر یک از مدل ها متغیرهای ورودی، سن و درصد نانولاستونیت هستند. این بررسی نشان می دهد که نتایج حاصل از این نوع شبکه انطباق خوبی با نتایج آزمایشگاهی دارد.

کلمات کلیدی

بتن، نانولاستونیت، مقاومت فشاری، مقاومت خمشی، نفوذ آب، شبکه عصبی GMDH.

* نویسنده مسئول وعهده دار مکاتبات Email: Mmiri@eng.usb.ac.ir

۱- مقدمه

ولاستونیت یا متاسیلیکات کلسیم یک ماده معدنی طبیعی خنثی با ساختاری سوزنی و فیبری شکل با مدول الاستیسیته بالا است. این ماده طی واکنش بین سنگ آهک و سیلیس در ماگمای داغ ایجاد می‌شود. ولاستونیت در ایران، به‌عنوان یک ماده نسبتاً ارزان موجود است و می‌تواند جایگزین خوبی برای بخشی از سیمان مورد استفاده در بتن به‌منظور بهبود خواص بتن باشد. این ماده معمولاً به‌صورت توده‌های تیغه‌ای و درشت است که البته در کوچکترین ابعاد آن نیز ساختار سوزنی (فیبری) وجود دارد. طول فیبرها معمولاً ۷ تا ۸ برابر عرضشان است. این نسبت معمولاً در اکثر موارد دیده می‌شود [۱۱].

ولاستونیت ترکیبی از دو بخش آهک و سیلیس است که به نسبت تقریباً مساوی ترکیب شده‌اند. در مطالعات اخیر ولاستونیت به‌عنوان ذرات فیبری شکل در بتن جایگزین مصالح سنگی قرار گرفته و نشان داده شده است که خصوصیات بتن را بهبود می‌بخشد [۱۹، ۲۰].

در سال ۲۰۰۳ بیودویی [۲۰] نقش میکروفیبرهای ولاستونیت در افزایش مقاومت ملات سیمان در برابر پدیده ذوب و انجماد متوالی را توصیف کرد. نتایج حاکی از آن بود که افزایش ولاستونیت بالاتر از ۱۰ درصد جایگزین حجمی مصالح سیمان می‌تواند مقاومت ملات را در برابر پدیده ذوب و انجماد متوالی تا ۳۵ درصد افزایش دهد.

در سال ۲۰۰۷، رونماتور، میسرا و پانکاج [۱۹] مطالعاتی بر روی مخلوط‌های بتن شامل سیمان تنها و بتن شامل سیمان و خاکستر بادی که در آنها از ولاستونیت به‌ترتیب به‌عنوان جایگزین برای مصالح سیمانی و ماسه استفاده شده بود، انجام دادند. در این تحقیق ۵ طرح مخلوط ارائه شد که در آنها ترکیب‌های متفاوتی از سیمان، ولاستونیت و خاکستر بادی استفاده شده بود. میکروفیبرهای ولاستونیت باعث افزایش مقاومت فشاری بتن شدند و مقاومت فشاری حداکثر با جایگزینی ۱۰ درصد ماسه با ولاستونیت حاصل می‌شود. افزودن ولاستونیت سبب افزایش مقاومت خمشی شده که بیشترین مقدار آن زمانی رخ می‌دهد که ۲۰ درصد سیمان با خاکستر بادی و ۱۰ درصد ماسه با ولاستونیت جایگزین شود.

در سال ۲۰۰۹، رانسینچونگ و کومار [۱۷] از ولاستونیت به‌عنوان جایگزین مصالح سیمانی در بتن روسازی استفاده کردند. بررسی‌های به‌عمل آمده بر روی جذب آب و نفوذ یون کلر برای ۵ طرح مخلوط انجام شد که در این مخلوط‌ها از ولاستونیت با یا بدون دوده سیلیس به‌عنوان جایگزین مصالح سیمانی استفاده

شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان دادند که افزایش ولاستونیت و دوده سیلیس سبب کاهش فضای منافذ و در نتیجه کاهش جذب آب و همچنین باعث تقویت ساختمان ملات بتن می‌شود. همچنین بهترین حالت، زمانی رخ می‌دهد که از ۱۵ درصد ولاستونیت و ۷/۵ درصد دوده سیلیس جایگزین مصالح سیمانی استفاده شود. از طرفی افزایش ولاستونیت و دوده سیلیس باعث کاهش نفوذ یون کلر می‌شود.

در سال ۲۰۱۰، رانسینچونگ و همکاران [۱۸] با ارائه چندین طرح مخلوط مصالح سیمانی شامل سیمان پرتلند معمولی، ولاستونیت و دوده سیلیس به بررسی مقاومت فشاری، آغاز و پایان زمان گیرش بتن تازه پرداختند. تحقیقات به عمل آمده نشان داد که با افزایش میکروفیبرهای ولاستونیت، مقاومت فشاری کاهش تدریجی داشته، اما استفاده از دوده سیلیس باعث افزایش مقاومت فشاری می‌شود. ترکیب مناسب این دو به‌صورت هم‌زمان باعث افزایش مقاومت فشاری می‌شود. بیشترین مقاومت فشاری زمانی رخ می‌دهد که ۸۲/۵ درصد سیمان، ۱۰ درصد ولاستونیت و ۷/۵ درصد دوده سیلیس به‌عنوان مصالح سیمانی استفاده شود. افزایش میکروفیبرهای ولاستونیت سبب افزایش آغاز و پایان زمان گیرش شده که بعد از رسیدن به یک نقطه حداکثر، کاهش تدریجی به‌همراه دارد، اما افزایش دوده سیلیس باعث کاهش زمان آغاز گیرش می‌شود و همچنین کاهش ناچیزی در زمان پایان گیرش دارد. افزایش هر دو سبب کاهش زمان آغاز و پایان گیرش می‌شود.

در مطالعه حاضر از ذرات ولاستونیت در ابعاد نانو استفاده شده است که تاکنون در این ابعاد مورد استفاده قرار نگرفته است. در این تحقیق مقاومت فشاری، مقاومت خمشی و مقاومت در برابر نفوذ آب در این نوع از بتن مورد بررسی قرار می‌گیرد. در پایان مدل‌هایی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و خمشی و ارزیابی تاثیر ذرات نانو ولاستونیت بر خصوصیات بتن در درصد‌های مختلف ارائه خواهد شد.

به منظور مدل‌سازی یک سیستم لازم است یک رابطه ریاضی صریح و روشن بین داده‌های ورودی و خروجی به‌صورت دقیق شناسایی شود. ایجاد چنین مدل ریاضی مشخصی آسان نبوده و مستلزم بکار بردن ابزارهای علمی و روش‌های ویژه‌ای است. استفاده از شبکه‌های عصبی یکی از این ابزارهاست. در سال ۱۹۹۸، چنگ یه [۲۳] با استفاده از نوع خاصی از شبکه عصبی با نرون‌های افزایشی، مدلی ارائه داد که قادر به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن معمولی است. در این مدل ۷ پارامتر نسبت آب به سیمان، مقدار آب، مقدار سیمان، مقدار ریزدانه، مقدار

گرفته است. نرمی آن $2950 \text{ cm}^2/\text{gr}$ و مشخصات شیمیایی آن در جدول (۱) آمده است.

ردیف	مواد	درصد٪
۱	SiO_2	۲۲/۳۹
۲	Al_2O_3	۴/۳۱
۳	Fe_2O_3	۳/۴۰
۴	CaO	۶۳/۵۶
۵	MgO	۲/۹۵
۶	SO_2	۱/۸۳
۷	Na_2O	-----
۸	K_2O	-----
۹	Loss on Ignition	۰/۹۲

جدول (۱): خصوصیات شیمیایی سیمان پرتلند مورد استفاده

۲-۲- نانولاستونیت

خصوصیات نانولاستونیت مورد استفاده در این تحقیق مطابق جدول (۲) است. گفتنی است شکل ذرات نانولاستونیت به صورت فیبری با بعد عرضی ۱۰۰-۵۰۰ نانومتر بوده که در شکل (۱) دیده می شود. ولاستونیت یکی از انواع پوزولانهاست که بر اساس ASTM C 618 (ASTM 2008 b) در رده C پوزولانها قرار می گیرد [۱۸].



شکل (۱): عکس میکروسکوپی (TEM) از ذرات نانولاستونیت

۲-۳- سنگدانه

ریزدانه: ریزدانه مورد استفاده ماسه با اندازه حداکثر قطر اسمی $4/75 \text{ mm}$ و مدول نرمی ۳ بوده است. وزن مخصوص آن $2/57 \text{ gr/cm}^3$ و جذب آب آن ۱/۵٪ است.

درشت دانه: درشت دانه مورد استفاده شن با اندازه حداکثر قطر اسمی $12/5 \text{ mm}$ و دانه بندی پیوسته بوده و وزن مخصوص آن $2/52 \text{ gr/cm}^3$ و جذب آب آن ۰/۹٪ است. دانه بندی سنگدانه های مورد استفاده الزامات استاندارد ASTM C 33 را

درشت دانه، بزرگترین اندازه درشت دانه و سن بتن به عنوان اعضای بردار ورودی به شبکه عصبی در نظر گرفته شدند. در سال ۱۹۹۹ بسما و همکاران [۲] مدلی مبتنی بر شبکه های عصبی ارائه کردند که با استفاده از الگوریتم های پس انتشار خطا قادر به پیش بینی درجه هیدراتاسیون سیمان است. رضانیانپور و طریقت [۱۶] نیز با کمک شبکه عصبی مدلی برای کرناتاسیون بتن ارائه دادند. مالاسری و همکاران [۲۱] در سال ۲۰۰۶ توسط شبکه های عصبی مصنوعی به پیش بینی خصوصیات بتن پرداختند. در سال ۲۰۰۸ فاضل زرنندی و همکاران [۴] به کمک ترکیب شبکه های عصبی GMDH و منطق فازی مدلی کارا برای مقاومت فشاری بتن با شش ورودی و یک خروجی ارائه نمودند. در سال ۲۰۰۹ ماریا الشحری [۹] مدلی برای پیش بینی خواص مکانیکی بتن سبک به کمک شبکه های عصبی ارائه نمود. در سال ۲۰۱۱ جیان پینگ [۵] به کمک شبکه های عصبی مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن را پیش بینی نمود. باربوتا و همکاران [۱۰] در سال ۲۰۱۲ به پیش بینی خصوصیات بتن های پلیمری ترکیب شده با خاکستر بادی توسط شبکه های عصبی پرداختند.

در مقاله حاضر تعدادی نمونه آزمایشگاهی با درصد های مختلف ولاستونیت ساخته شده و سپس نمونه ها در دو محیط مختلف مخرب و غیرمخرب قرار گرفته اند. مقاومت فشاری، مقاومت خمشی، نفوذ آب نمونه ها در سنین مختلف اندازه گیری و در نهایت از شبکه عصبی برای پیش بینی مشخصات مکانیکی بتن استفاده شد.

در این تحقیق شبکه های عصبی نوع GMDH برای مدل سازی و پیش بینی خصوصیات مکانیکی بتن حاوی نانولاستونیت شامل مقاومت فشاری، مقاومت خمشی و میزان نفوذ آب استفاده شد. هدف از آن نشان دادن چگونگی تغییرات خصوصیات گفته شده بتن در درصد های مختلف نانولاستونیت و پیش بینی آنها است. از الگوریتم ژنتیک برای طراحی بهینه کل ساختار شبکه عصبی استفاده شده است [۱۲، ۱۳]. بدین منظور تعداد نرون ها در هر لایه و نحوه اتصال آنها تعیین شد. همچنین با استفاده از روش رگرسیون، ضرایب معادله های درجه دوم هر یک از اتصالات تعیین شد تا مدلی برای هر یک از خصوصیات مکانیکی بتن تعیین شود.

۲- مواد و روش ها

۲-۱- سیمان

سیمان پرتلند (OPC) کارخانه سیمان قاین - ایران که منطبق بر استاندارد ASTM C 150 است مورد استفاده قرار

برآورده می‌سازد.

۲-۴- فوق روان کننده

فوق روان کننده مورد استفاده SPA.PLAST 403 منطبق بر استاندارد ASTM C 494 و نوع آن F بوده است. وزن مخصوص آن $1/19 \pm 0/02 \text{ gr/cm}^3$ با رنگ قهوه ای به صورت مایع بدون یون کلر است.

ردیف	مواد	درصد %
۱	SiO _۲	۴۶/۹۶
۲	Al _۲ O _۳	۳/۹۵
۳	Fe _۲ O _۳	۲/۷۹
۴	TiO _۲	۰/۲۲
۵	CaO	۳۹/۷۷
۶	MgO	۱/۳۹
۷	Na _۲ O	۰/۱۶
۸	K _۲ O	۰/۰۴
۹	SO _۳	۰/۰۵
۱۰	LoI, ۱۵۰۰c, 1h	۴/۳۱

طرح مخلوط	نسبت آب به سیمان	درصد نانولاستونیت	مقادیر (kg/m ^۳)	
			سیمان	نانو ولاستونیت
C	۰/۴۵	۰	۴۰۰	۰
N _۱	۰/۴۵	۵	۳۸۰	۲۰
N _۲	۰/۴۵	۱۰	۳۶۰	۴۰
N _۳	۰/۴۵	۱۵	۳۴۰	۶۰

جدول (۲): خصوصیات ذرات نانولاستونیت

جدول (۳): طرح مخلوط‌های به کار رفته در آزمایش‌ها (مقدار

ریزدانه 941 kg/m^3 و درشت‌دانه 728 kg/m^3)

۲-۶- آماده‌سازی نمونه‌ها

در سری N نمونه‌های آزمایشگاهی به منظور اطمینان از توزیع یکنواخت نانولاستونیت در بتن مراحل زیر در هنگام ساخت بتن رعایت شد:

فوق روان کننده در آب با نسبت لازم ریخته شده و نانولاستونیت به آن اضافه شده و با سرعت بالا مخلوط شده‌اند. مخلوط گفته شده به صورت یک سوسپانسیون بوده که ذرات ولاستونیت موجود در آن پس از مدت تقریباً طولانی ته‌نشین می‌شود. این مساله به دلیل القای بارهای الکتریکی به ذرات نانوی موجود و تبدیل آن به یک مخلوط تک قطبی است که ضمن آن کل ذرات نانو تمایل به دور شدن را دارند و این امر به ما این اطمینان را می‌دهد که ولاستونیت به صورتی همگن در مخلوط بتن توزیع شود.

ذرات درشت‌دانه و ریزدانه در یک مخلوط کن آزمایشگاهی با یکدیگر به طور کامل مخلوط شده‌اند.

سیمان به مخلوط درشت‌دانه و ریزدانه اضافه شده و به مدت یک دقیقه عمل مخلوط کردن ادامه یافته است.

مخلوط آب، فوق روان کننده و نانوی آماده شده به صورت

۲-۵- طرح مخلوط‌ها

دو سری طرح مخلوط در آزمایشگاه بر اساس ACI 211 ساخته شده است. در سری C که برای کنترل ساخته شده از سنگدانه‌های طبیعی، سیمان و آب استفاده شده است ولی در سری N از درصد‌های مختلف نانولاستونیت نیز استفاده شده است. طرح مخلوط‌های سری N دارای ۵٪، ۱۰٪ و ۱۵٪ نانولاستونیت جایگزین سیمان بوده و نسبت آب به مصالح پودری برای همه نمونه‌ها ۰/۴۵ است.

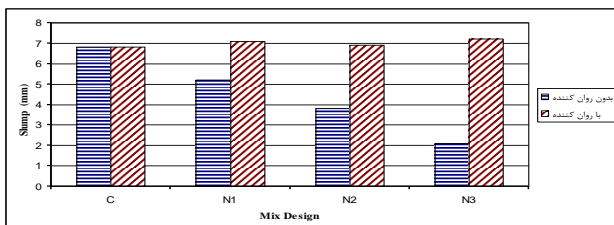
عبار مصالح پودری (سیمان + ذرات نانولاستونیت) در همه نمونه‌ها 400 kg/m^3 بوده است. طرح مخلوط‌ها در جدول (۳) نشان داده شده است. تعداد نمونه‌ها ۲۸ نمونه برای آزمایش مقاومت فشاری، ۱۶ نمونه برای انجام آزمایش مقاومت خمشی و ۸ نمونه برای آزمایش نفوذ آب بوده است. هر نمونه شامل سه آزمونه است.

نفوذ آب داخل نمونه ها مطابق استاندارد DIN 1048 اندازه گیری شد.

۳-۱- کارایی

کارایی بالای بتن تازه متناسب با میزان اسلامپ آن است البته باید به جدادگی دانه ها در هر حال توجه نمود [۸] و [۲۲].

به منظور افزایش کارایی مخلوط های بتنی تازه و جلوگیری از جدادگی و حفظ نسبت آب به مصالح پودری از فوق روان کننده استفاده شد. کارایی نمونه های سری C و N در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲): مقاومت فشاری نمونه های نگهداری شده در شرایط محیطی ۲

همانطور که در شکل (۲) مشخص است افزایش نانو ولاستونیت بدون فوق روان کننده سبب کاهش کارایی مخلوط بتن تازه می شود. این مساله به علت افزایش سطح مخصوص ذرات موجود در مخلوط رخ داده که نیازمند آب بیشتری برای مرطوب کردن آنها است.

در تحقیق حاضر اسلامپ با فوق روان کننده SPA-PLAST403 کنترل شده که نتایج در جدول (۵) ارائه شده است. در جدول های (۴) و (۵) نتایج عددی اسلامپ قبل و بعد از افزودن فوق روان کننده نشان داده شده است.

طرح اختلاط	C	۱N	۲N	۳N
اسلامپ (mm)	۶/۸	۵/۲	۳/۸	۲/۱

جدول (۴): اسلامپ بتن تازه قبل از افزودن فوق روان کننده

تدریجی به مصالح خشک داخل مخلوط کن اضافه شده است، سپس عملیات مخلوط برای دو دقیقه ادامه یافته است.

در سری C نمونه های آزمایشگاهی (بدون نانولاستونیت) ابتدا مصالح خشک شامل درشت دانه، ریزدانه و سیمان به مدت یک دقیقه مخلوط شده سپس آب به صورت تدریجی اضافه شده و مخلوط کردن برای دو دقیقه ادامه یافته است. از فوق روان کننده برای کنترل نسبت آب به سیمان و حصول کارایی لازم استفاده شده است. ارزیابی کارایی بتن با روش استاندارد ASTM C 143 انجام شده است.

پس از اتمام زمان مخلوط کردن، بتن تازه در قالب های مکعبی $15 \times 15 \times 15$ cm به منظور تعیین مقاومت فشاری، در قالب های $20 \times 20 \times 20$ cm برای آزمایش نفوذ آب و در قالب های منشوری $10 \times 10 \times 50$ cm برای تعیین مقاومت خمشی به مدت ۲۴ ساعت قرار گرفته است.

نمونه های خارج شده از قالب در دو شرایط محیطی مختلف قرار گرفته اند:

شرایط محیطی ۱: شرایط نگهداری معمولی شامل حوضچه ای حاوی آب شرب بیرجند؛ این محیط برای نگهداری آزمون های مربوط به مقاومت فشاری، مقاومت خمشی و نفوذ آب در نظر گرفته شده است.

شرایط محیطی ۲: شرایط نگهداری مخرب شامل حوضچه ای حاوی 165 gr/lit کلرید سدیم در آب شرب بیرجند این محیط بر اساس استاندارد Nord Test Build 443 برای مشابه سازی شرایط محیطی مخرب، برای نگهداری آزمون های مربوط به آزمایش مقاومت فشاری آماده شده است.

۳- آزمایش ها و نتایج

مقاومت فشاری نمونه های مکعبی $15 \times 15 \times 15$ cm مطابق استاندارد BS 1881 116-83 [۱۵] در سنین ۳، ۷، ۲۸ و ۶۰ روزه برای شرایط محیطی ۱ و در سنین ۳، ۷ و ۲۸ روزه برای شرایط محیطی ۲ تعیین شد.

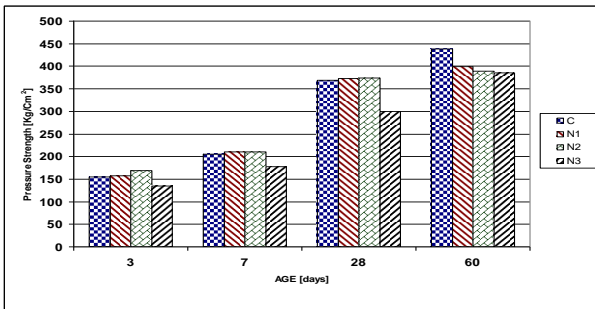
نمونه های ساخته شده منشوری $10 \times 10 \times 50$ cm پس از ۳، ۷ و ۲۸ روز نگهداری در شرایط محیطی غیر مخرب برابر استاندارد ASTM C 78 [۱] توسط جک خمشی شکسته شده و مقاومت خمشی آنها تعیین شده است.

برای تعیین میزان نفوذ آب داخل بتن از نمونه های ساخته شده $20 \times 20 \times 20$ cm استفاده شد. در این روش نمونه ها داخل دستگاه تحت فشار 0.5 N/mm^2 به مدت ۷۲ ساعت قرار گرفتند. سپس با شکستن نمونه ها (سه آزمون به ازای هر نمونه) میزان

نانوولاستونیت بر مقاومت فشاری در سنین پایین تر نسبت به سنین بالاتر بیشتر است.

۳-۳- مقاومت خمشی

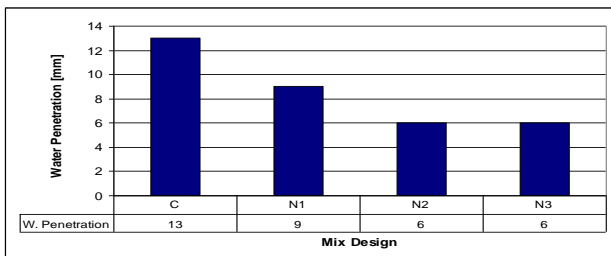
با افزایش میزان نانوولاستونیت تا ۱۰٪ به صورت جایگزین، مقدار مقاومت خمشی نمونه‌ها مطابق شکل (۵) افزایش می‌یابد. میزان افزایش نسبت به طرح مخلوط C حدود ۶۳٪، ۳۵٪ و ۱۱٪ به ترتیب در سنین ۳، ۷ و ۲۸ روزه برای ۱۰٪ جایگزینی نانوولاستونیت است. لذا نانوولاستونیت تاثیر بیشتری بر مقاومت خمشی نسبت به مقاومت فشاری دارد و این تاثیر در سنین کمتر بتن بیشتر است.



شکل (۵): مقاومت خمشی نمونه‌های حاوی نانوولاستونی

۳-۴- نفوذ آب

نتایج آزمایش نفوذ آب برای نمونه‌های حاوی مقادیر مختلف نانوولاستونیت در بتن به صورت خلاصه در شکل (۶) نشان می‌دهد که افزایش نانوولاستونیت سبب کاهش نفوذ آب و به عبارتی افزایش مقاومت بتن در برابر نفوذ آب می‌شود. میزان کاهش نفوذ آب حدود ۵۰٪ است. دلیل این کاهش آن است که ذرات نانوولاستونیت لوله‌های مویینه موجود داخل بتن را مسدود کرده و در نتیجه امکان عبور آب را مشکل می‌کند. بررسی نتایج نشان می‌دهد که نتایج حاصل از این آزمایش با نتایج ارائه شده توسط بناچور و دیگران [۳] برابری دارد.



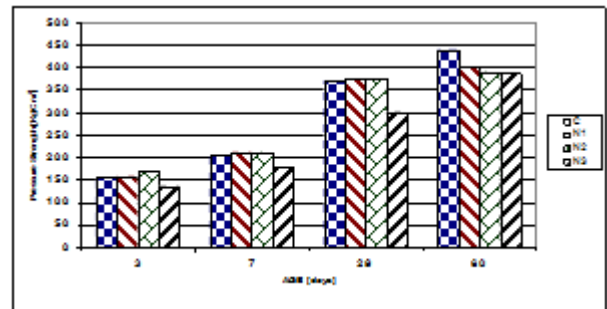
شکل (۶): میزان نفوذ آب به ازای مقادیر مختلف نانوولاستونیت

طرح اختلاط	C	N _۱	N _۲	N _۳
اسلامپ (mm)	۶/۸	۷/۱	۶/۹	۷/۲

جدول (۵): اسلامپ بتن تازه بعد از افزودن فوق روان کننده

۳-۲- مقاومت فشاری

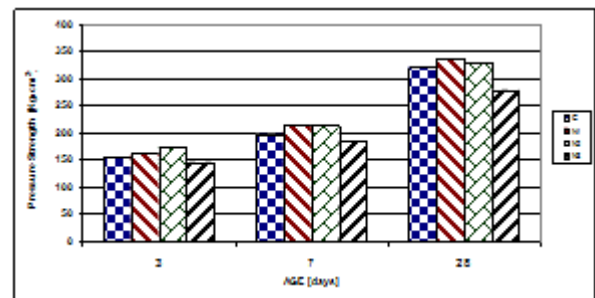
مقاومت فشاری نمونه‌های نگهداری شده در شرایط محیطی غیرمخرب برای سری C و N طرح مخلوط‌ها در شکل (۳) نشان داده شده است. مقایسه نتایج سن‌های ۳، ۷ و ۲۸ روزه نشان می‌دهد که مقاومت فشاری تا ۱۰٪ جایگزینی نانوولاستونیت به جای سیمان با افزایش سن نمونه افزایش می‌یابد و پس از آن کاهش مقاومت را داریم.



شکل (۳): مقاومت فشاری نمونه‌های حاوی نانوولاستونیت

نگهداری شده در شرایط محیطی ۱

با افزایش نانوولاستونیت به میزان ده درصد، افزایش مقاومت فشاری نسبت به طرح مخلوط C در سن سه روزه حدود ۹٪، در سن ۷ روزه حدود ۳٪ و در سن ۲۸ روزه حدود ۱٪ است. نتایج مقاومت فشاری نمونه‌های نگهداری شده در شرایط محیطی مخرب مطابق روش NT Build 443 در شکل (۴) نشان داده شده است.



شکل (۴): مقاومت فشاری نمونه‌های نگهداری شده

در شرایط محیطی ۲

مقایسه نتایج نمونه‌های ۳ روزه نشان می‌دهد که مقاومت فشاری با افزایش نانوولاستونیت به میزان ۱۰٪ جایگزینی (N2)، افزایش می‌یابد، اما در سن ۷ و ۲۸ روزه روند افزایش تا ۵٪ جایگزینی (N1) خواهد بود. همان طور که مشاهده می‌شود تاثیر

$$\sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \dots \quad (4)$$

رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را می توان با استفاده از تابع چند جمله ای به شکل زیر بیان کرد:
 که چند جمله ای ایواخینکو نامیده می شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه دوم و دو متغیره این چند جمله ای به صورت رابطه (۵) استفاده می شود:

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \quad (5)$$

ضرایب مجهول a_i در معادله (۵) با روش رگرسیون چنان تعیین می شوند که اختلاف بین خروجی واقعی، y و مقادیر محاسبه شده، \hat{y} ، برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j ، کمینه شود. مجموعه ای از چند جمله ای ها با استفاده از معادله (۵) ساخته می شوند که ضرایب مجهول کلیه آنها، با استفاده از روش مربعات کمینه حاصل می شود. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته شده)، ضرایب برای کمینه کردن خطای کل نرون به منظور انطباق بهینه ورودی ها بر تمام جفت مجموعه های ورودی - خروجی، به دست می آیند:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i())^2}{M} \rightarrow \min \quad (6)$$

در روش های پایه ای الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دوتایی (نرون ها) از n متغیر ورودی ساخته می شوند و ضرایب مجهول کلیه نرون ها با استفاده از روش مربعات کمینه به دست می آیند. بنابراین $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ نرون در لایه دوم به صورت مجموعه زیر ساخته می شوند:

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}) | (i = 1, 2, \dots, M) \ \& \ p, q \in (1, 2, \dots, M)\} \quad (7)$$

از شکل درجه دوم تابع بیان شده در معادله (۵) برای هر M ردیف سه تایی استفاده می شود این معادلات را می توان به شکل ماتریسی زیر بیان کرد:

$$Aa = Y \quad (8)$$

که در آن A بردار ضرایب مجهول معادله درجه دو نشان داده شده در معادله (۵) است، یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, \dots, a_5\} \quad (9)$$

۴- مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی نوع GMDH

شبکه های عصبی نوع GMDH یک مدل بر اساس روابط بین داده های ورودی و خروجی برای یک سیستم پیچیده با استفاده از ساختار شبکه های چند لایه می سازد که این شبکه شبیه شبکه های عصبی پس خور به جلو^۱ است. GMDH که روشی خودسامانده بوده و برای مدل سازی های پیچیده کاربرد دارد اولین بار توسط ایواخینکو مطرح شد [۷].

هر المان در یک شبکه عصبی در واقع یک معادله غیرخطی بین دو ورودی و یک خروجی است و ضرایب آن بر اساس روش های رگرسیون تعیین می شود. المان های غیرمفید به صورت خودکار طی فرایند ساخت شبکه به دلیل عدم توانایی در تعیین خروجی صحیح حذف و اتصالات مفیدی که در هر لایه پنهان سبب افزایش کارایی شبکه شده و در پیش بینی خروجی صحیح دخیل هستند باقی می ماندند. با تکرار این مراحل نهایتاً به شبکه عصبی نوع GMDH می رسیم که کمترین خطا را داشته و قدرت پیش بینی آن در تعیین پاسخ های صحیح و نزدیک به خروجی بالاست.

به کمک الگوریتم GMDH، یک مدل که مجموعه ای از نرون ها در لایه های مختلف است ایجاد می شود به عبارتی این شبکه عصبی یک شبکه خود سازمانده و یک سویه است که از چندین لایه و هر لایه از چندین نرون تشکیل یافته است.

شبکه با ترکیب چند جمله ای های درجه دوم حاصل از تمامی نرون ها، تابع تقریبی \hat{f} را با خروجی \hat{y} ، برای یک مجموعه از ورودی ها $X = (x_1, x_2, x_3, \dots)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی y ، توصیف می کند. بنابراین برای M داده آزمایشگاهی شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به صورت رابطه (۱) نشان داده می شوند:

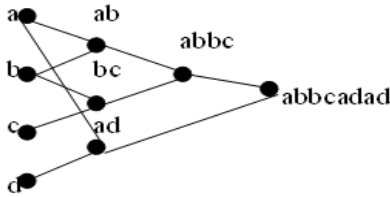
$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

هدف، دستیابی به شبکه عصبی است که بتواند مقدار خروجی \hat{y} را، برای هر بردار ورودی X ، پیش بینی نماید، بنابراین:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

شبکه عصبی نوع GMDH مورد نظر ما باید بتواند مربع خطای بین مقادیر حقیقی و مقادیر پیش بینی شده را کمینه کند، به عبارت دیگر:

برای عمومیت بخشیدن به شبکه‌های عصبی GMDH، لازم است که قید استفاده از لایه مجاور در ساختن لایه بعد را حذف کنیم. در این نوع شبکه‌ها که در این تحقیق استفاده شده است برای ساخت لایه جدید می‌توان از تمام لایه‌های قبلی (شامل لایه ورودی) استفاده کرد این شبکه را GS، شبکه‌های عصبی تعمیم یافته، می‌نامیم (شکل ۸).



شکل (۸): ساختمان کروموزوم شبکه عصبی تعمیم یافته (GS)

۴-۲- روش تجزیه مقادیر منفرد (SVD)

تجزیه مقادیر منفرد روشی است برای حل مسائل کمترین مربعات که در آنها احتمال بروز تکینگی وجود دارد. SVD یک ماتریس مانند $A \in R^{M \times 6}$ ، شامل ضرب سه ماتریس است؛ ماتریس متعامد ستونی $U \in R^{M \times 6}$ ، ماتریس قطری $W \in R^{6 \times 6}$ با عضوهای غیر منفی (مقادیر منفرد) و ماتریس متعامد $V \in R^{6 \times 6}$ ، که آنها را به شکل زیر می‌توان نوشت [۱۴-۱۲].

$$A = UWV^T \quad (13)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\}^T \quad (10)$$

برای M دسته داده آزمایشگاهی بردار ضرایب به صورت رابطه (۱۱) تعیین می‌شود:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 & x_{1p}x_{1q} \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 & x_{2p}x_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 & x_{Mp}x_{Mq} \end{bmatrix} \quad (11)$$

به کمک روش کمترین مربعات از تحلیل رگرسیون داریم:

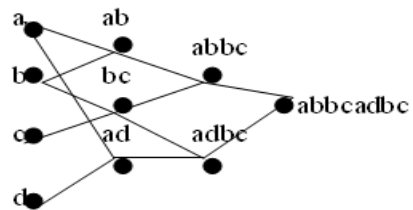
$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (12)$$

این معادله بردار ضرایب معادله (۵) را برای تمام M مجموعه سه‌تایی می‌دهد.

۴-۱- کاربرد الگوریتم ژنتیک در طراحی ساختار

شبکه‌های عصبی نوع GMDH

روش‌های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی به دلیل قابلیت‌های منحصر به فرد خود در یافتن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیرقابل پیش‌بینی دارند [۱۳]. با توجه به این‌که ثابت شده است الگوریتم ژنتیک در بین روش‌های تکاملی یکی از بهترین‌ها برای بهینه‌سازی است و از طرفی از آنجا که روش‌های مستقیم برای حل معادله (۸) احتمال بروز تکینگی^۲ را به دنبال دارند در تحقیق حاضر، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، به ترتیب از الگوریتم ژنتیک و SVD استفاده می‌شود. در شبکه‌های عصبی نوع GMDH رایج، نرون‌ها در هر لایه فقط امکان اتصال به نرون‌های لایه قبل را دارند [۶] که آنرا شبکه عصبی CS، شبکه عصبی مرسوم، می‌نامند (شکل ۷).



شکل (۷): ساختمان کروموزوم شبکه مرسوم (CS)

۵- مدل سازی خصوصیات مکانیکی بتن به کمک شبکه های عصبی نوع GMDH

هدف از مدل سازی به کمک شبکه های عصبی نوع GMDH

در واقع یافتن تابع \hat{f} است که بتواند خروجی را برای بردار ورودی $X = (x_1, x_2, x_3, \dots)$ به گونه ای پیش بینی کند که تا حد ممکن به مقدار واقعی y نزدیک باشد.

داده های تجربی ورودی و خروجی در این مقاله شامل سه جدول به دست آمده از نتایج تجربی است که شامل ۱۲ سری داده برای مقاومت فشاری در شرایط محیطی مخرب و ۱۶ سری داده برای مقاومت فشاری و مقاومت خمشی در شرایط محیطی غیرمخرب است.

ردیف	نانو ولاستونیت %	سن [روز]	f_b [kg/cm ²]
۱	۰	۳	۲۱/۷۹
۲	۵	۳	۲۹/۵۲
۳	۱۰	۳	۳۵/۵۱
۴	۱۵	۳	۲۰/۷۸
۵	۰	۷	۳۴/۵۰
۶	۵	۷	۴۵/۵۵
۷	۱۰	۷	۴۶/۶۷
۸	۱۵	۷	۳۸/۷۲
۹	۰	۲۸	۷۳/۷۷
۱۰	۵	۲۸	۷۷/۷۵
۱۱	۱۰	۲۸	۸۱/۹۳
۱۲	۱۵	۲۸	۶۴/۱۸
۱۳	۰	۶۰	۸۸/۵۶
۱۴	۵	۶۰	۸۴/۰۹
۱۵	۱۰	۶۰	۸۳/۸۲
۱۶	۱۵	۶۰	۷۳/۹۵

جدول (۷): مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۱

در جدول (۶) متغیرهای ورودی شامل درصد نانولاستونیت و سن نمونه ها و یک خروجی که مقاومت فشاری در شرایط محیطی مخرب (f'_{cagg}) را نشان می دهد است. جدول (۷) شامل دو متغیر ورودی، مشابه مورد قبلی و یک خروجی که مقاومت فشاری ۲۸ روزه را در شرایط نگهداری معمولی نشان می دهد (f'_c) است. در جدول (۸) با متغیرهای ورودی یکسان، مقاومت خمشی نمونه های بتنی نگهداری شده در شرایط نگهداری معمولی (f_b) خروجی است.

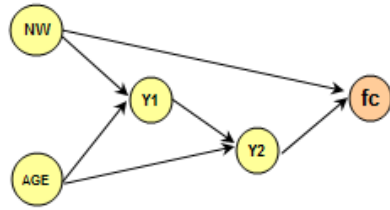
ردیف	نانو ولاستونیت %	سن [روز]	f'_{cagg} [kg/cm ²]
۱	۰	۳	۱۵۰ ۱۵۳
۲	۵	۳	۱۲۴ ۱۶۱
۳	۱۰	۳	۱۳۲ ۱۷۴
۴	۱۵	۳	۱۲۲ ۱۴۵
۵	۰	۷	۱۱۰ ۱۹۷
۶	۵	۷	۱۲۵ ۲۱۵
۷	۱۰	۷	۱۵۴ ۲۱۳
۸	۱۵	۷	۱۳۳ ۱۸۴
۹	۰	۲۸	۱۲۴ ۳۲۰
۱۰	۵	۲۸	۱۴۱ ۳۳۶
۱۱	۱۰	۲۸	۱۳۸ ۳۲۹
۱۲	۱۵	۲۸	۲۷۸/۴۹

جدول (۶): مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۲

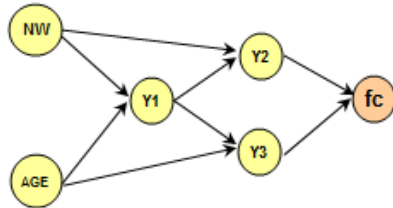
برای به دست آوردن ضرایب بهینه برای معادله (۸)، ابتدا ماتریس معکوس اصلاح شده ماتریس قطری W را محاسبه می کنیم، در محاسبه معکوس اصلاح شده مقادیر صفر یا نزدیک صفر را برابر صفر قرار می دهیم.

$$a = V[\text{diag}(1/W_j)]U^T Y \quad (14)$$

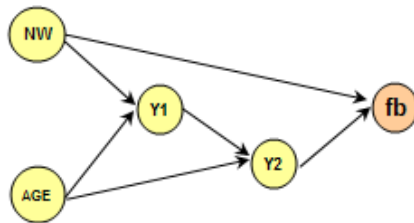
از این روش برای محاسبه بهینه بردار ضرایب چند جمله ای درجه دو (a) استفاده می شود.



شکل (۹): ساختار شبکه عصبی نوع GMDH برای مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۱



شکل (۱۰): ساختار شبکه عصبی نوع GMDH برای مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۲



شکل (۱۱): ساختار شبکه عصبی نوع GMDH برای مقاومت خمشی در شرایط محیطی ۱

قدرت و توانایی شبکه در پیش‌بینی خروجی به‌کار برده شده که با بررسی شکل‌های (۱۲) تا (۱۴) مشخص می‌شود مدل‌های مربوطه قدرت پیش‌بینی بالایی در خروجی را دارند. روابط (۱۵) تا (۱۷) پیش‌بینی مقاومت فشاری و خمشی بتن حاوی نانولاستونیت را نشان می‌دهند.

ردیف	نانو ولاستونیت %	سن [روز]	f'_c [kg/cm ²]
۱	۰	۳	۱۵۴/۴۷
۲	۵	۳	۱۵۷/۹۱
۳	۱۰	۳	۱۶۸/۴۶
۴	۱۵	۳	۱۳۴/۳۷
۵	۰	۷	۲۰۴/۶۸
۶	۵	۷	۲۰۹/۷۷
۷	۱۰	۷	۲۱۰/۵۲
۸	۱۵	۷	۱۷۷/۱۵
۹	۰	۲۸	۳۶۹/۲۵
۱۰	۵	۲۸	۳۷۲/۴۸
۱۱	۱۰	۲۸	۳۷۳/۵۴
۱۲	۱۵	۲۸	۳۰۰/۳۷
۱۳	۰	۶۰	۴۳۸/۶۷
۱۴	۵	۶۰	۳۹۸/۹۹
۱۵	۱۰	۶۰	۳۸۹/۲۶
۱۶	۱۵	۶۰	۳۸۵/۷۰

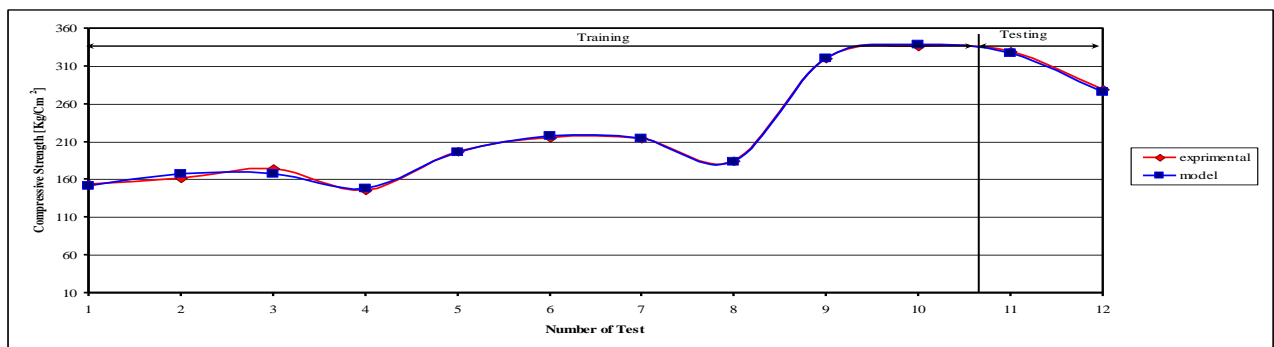
جدول (۸): مقاومت خمشی در شرایط محیطی ۱

در هریک از جداول دو ردیف داده برای آزمایش و بررسی کارایی مدل نگه داشته شده و مابقی برای آموزش آن به‌کار می‌رود.

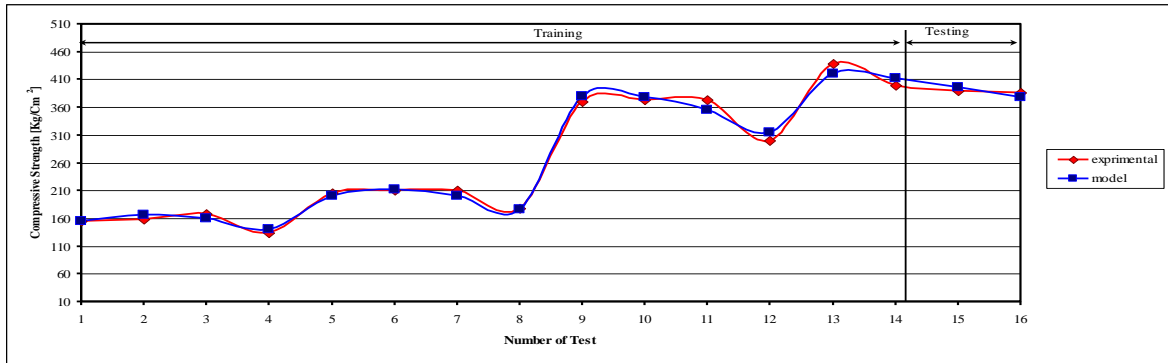
به‌منظور بررسی قدرت پیش‌بینی مدل حاصل از شبکه‌های عصبی نوع GMDH داده‌های آزمایشگاهی به دو دسته، داده‌ها برای آموزش و داده‌ها برای آزمایش مدل تقسیم می‌شوند.

مجموعه داده‌های آموزشی که ۱۰ داده از ۱۲ داده در جدول شماره (۶) و ۱۴ داده از ۱۶ داده در جداول (۷) و (۸) هستند برای آموزش شبکه به‌کار برده می‌شود و ساختار شبکه عصبی در نهایت تعیین شده و مدل مربوطه مطابق شکل‌های (۹) تا (۱۱) تعیین می‌شود.

در پایان دو داده آزمایشگاهی هر گروه برای کنترل و بررسی

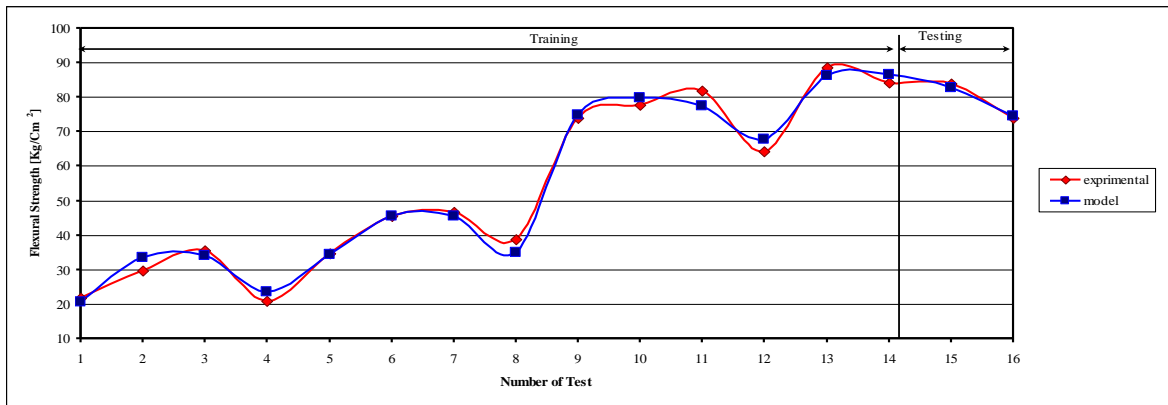


شکل (۱۲): مقایسه بین مقادیر واقعی و نتایج حاصل از شبکه عصبی دو لایه بررسی مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۲



شکل (۱۳): مقایسه بین مقادیر واقعی و نتایج حاصل از شبکه عصبی دو لایه برای مقاومت فشاری در شرایط محیطی

۱



شکل (۱۴): مقایسه بین مقادیر واقعی و نتایج حاصل از شبکه عصبی دو لایه برای مقاومت خمشی در شرایط محیطی ۱

معادله حاکم بر مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۱

$$\begin{aligned}
 y_1 &= 127/0.385 + 2/84.0466 \times (NW) + \\
 & 11/74768 \times (\text{age}) - 0/29.68 \times (N.W)^2 - \\
 & 0/11284 \times (\text{age})^2 - 0/0.412 \times (N.W) (\text{age}). \\
 y_2 &= 62/6.281 + 0/0.45157223 \times (y_1) + \\
 & 3/216874 \times (\text{age}) + 0/0.393 \times (y_1)^2 + \\
 & 0/1428.01 \times (\text{age})^2 - 0/0.424 \times (y_1) (\text{age}). \\
 f_c^* &= -36/0.583 + 1/228.0257 \times (y_2) + \\
 & 1/679569 \times (N.W) - 0/0.0032 \times (y_2)^2 + \\
 & 0/0.15332 (N.W)^2 - 0/0.0645 \times (y_2) (N.W).
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

معادله حاکم بر مقاومت فشاری در شرایط محیطی ۲

$$\begin{aligned}
 y_1 &= 1.08/5939 + 7/521472 \times (NW) + \\
 & 13/93338 \times (\text{age}) - 0/50.42 \times (N.W)^2 - \\
 & 0/22352 \times (\text{age})^2 - 0/0.936 \times (N.W) (\text{age}). \\
 y_2 &= 37/7.947 - 0/45937 \times (NW) + \\
 & 0/6750.59 \times (y_1) - 0/0.77 \times (N.W)^2 + \\
 & 0/0.0629 \times (y_1)^2 + 0/0.2881 \times (N.W) \\
 & (y_1). \\
 y_3 &= 32/31342 + 0/765838 \times (y_1) + \\
 & 0/73.319 \times (y_2) - 0/1.796 \times (y_1)^2 + \\
 & 0/0.0145 \times (y_2)^2 + 0/1148 \times (y_1) (y_2). \\
 f_c^* &= -1/0.8287 - 2/38777 \times (y_2) + \\
 & 3/417834 \times (y_2) - 0/4.385 \times (y_2)^2 - \\
 & 0/41677 (y_2)^2 + 0/82.0565 \times (y_2) (y_2).
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M y_i}{\sum_{i=1}^M (y_i - \mu)^2} \quad (26)$$

که در آن

$$\mu = E(y) \quad (27)$$

مدل	R MS	C F	R MSE	M AE	R ²
مقاومت فشاری نمونه‌ها در محیط ۲	۶ ۱/۳	۹ /۹۸۸ ۰	۳ ۳/۱	۶ ۲/۷	۹۵ ۰/۱۶
مقاومت فشاری نمونه‌ها در محیط ۱	۸ ۲/۹	۹ /۹۵۵ ۰	۸ ۹/۹	۳ ۸/۵	۹۷ ۰/۹۸
مقاومت خمشی نمونه‌ها در محیط ۱	۴ ۱/۱	۹ /۹۴۸ ۰	۴ ۲/۱	۰ ۲/۱	۹۹ ۰/۸۰

جدول (۹): ارزیابی مدل‌ها با استفاده از معیارهای سنجش خطا و همبستگی

نتایج جدول (۹) حاکی از کارایی بالای مدل و انطباق داده‌های حاصل از آن با داده‌های واقعی است.

۶- نتیجه گیری

بررسی نتایج آزمایشگاهی نشان می‌دهند استفاده از نانولاستونیت در بتن مقاومت خمشی را به صورت چشمگیری به‌ویژه در سنین پایین افزایش می‌دهد، این افزایش به میزان حدود ۶۰٪ در بتن سه روزه در نتایج آزمایشگاهی کاملاً مشهود است افزایش مقاومت فشاری نیز البته به مقدار کمتر، حدود ۹٪ وجود دارد.

نتایج نشان می‌دهد نفوذ آب در بتن که یکی از معیارهای دوام آن نیز است با افزایش ذرات نانولاستونیت کاهش می‌یابد، این کاهش حدود ۵۰٪ است.

بر اساس آزمایش‌های انجام شده مقدار ۱۰٪ ذرات نانولاستونیت به صورت جایگزین با سیمان به عنوان بهترین درصد برای افزایش مقاومت فشاری، مقاومت خمشی و مقاومت در برابر نفوذ آب پیشنهاد می‌شود. از آنجا که تاثیر نانولاستونیت در سنین بالاتر بر روی خصوصیات بتن کمتر است به نظر می‌رسد استفاده از نانوسیلیس یا خاکستر بادی در کنار نانولاستونیت می‌تواند این مشکل را حل نماید.

از بتن حاوی نانولاستونیت می‌توان در پل‌ها و سیستم‌هایی

معادله حاکم بر مقاومت خمشی در شرایط محیطی ۱

$$\begin{aligned} y_1 = & 15/17982 + 2/782 \cdot 655 \times (NW) + \\ & 2/86817 \times (age) - 0/17148 \times (N.W)^2 - \\ & 0/2834 \times (age)^2 - 0/1917 \times (N.W) (age). \\ y_2 = & -14/2155 - 0/24 \cdot 18289 \times (age) + \\ & 1/56471 \times (y_1) + 0/12467 \times (age)^2 - \\ & 0/0177 \times (y_1)^2 - 0/1024 \times (age) (y_1). \\ f_b = & -1/44021 - 0/3087021 \times (N.W) + \\ & 1/097806 \times (y_2) - 0/21466 \times (N.W)^2 - \\ & 0/0071 (y_2)^2 - 0/0234 \times (N.W) (y_2). \end{aligned} \quad (17)$$

نتایج حاصل از مدل‌سازی برای هر یک از حالات در جدول (۹) به صورت خلاصه آمده است. از پنج معیار برای مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده شده است. این معیارها عبارتند از ریشه میانگین مربعات (RMS) [۴]، ضریب وابستگی بین نتایج مدل و داده‌های واقعی (CF) [۴]، ریشه میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطا (MAE) و R² که با توجه به روابط (۱۸) تا (۲۷) به ترتیب بدست می‌آیند:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M |y_i - \hat{y}_i|}{M}} \quad (18)$$

$$CF(y, \hat{y}) = \frac{COV(y, \hat{y})}{\sqrt{COV(y, \hat{y}) \times COV(y, y)}} \quad (19)$$

که در آن

$$y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\}^T \quad (20)$$

$$\hat{y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \dots, \hat{y}_M\}^T \quad (21)$$

$$COV(y, \hat{y}) = E[(y - \mu)(\hat{y} - \hat{\mu})] \quad (22)$$

که در آن

$$\hat{\mu} = E(\hat{y}), \mu = E(y) \quad (23)$$

و

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (y_i - \hat{y}_i)^2}{M}} \quad (24)$$

و

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^M |y_i - \hat{y}_i|}{M} \quad (25)$$

- A.G. Ivakhnenko, "The group method of data handling- a rival of the method of stochastic approximation", Soviet Automatic Control, Vol.13, No. 3, pp. 43- 55, 1966.
- YH. Lin, YY. Tyan, TP. Chang, CY. Chang, "An assessment of optimal mixture for concrete made with recycled concrete aggregates", Cement and Concrete Research, Vol. 34, No. 8, pp. 1373- 1380, 2004.
- M. M. Alshihri, M. A. Azmy, M. S. El-Bisy, "Neural networks for predicting compressive strength of structural lightweight concrete", Construction and Building Materials, Vol. 23, pp. 2214- 2219, 2009.
- M. Barbuta1, R.M. Diaconescu, M. Harja, "Using Neural Networks for Prediction of Properties of Polymer Concrete with Fly Ash", Materials in Civil Engineering, Vol. 24, No. 5, pp. 523- 528, 2012.
- M. Dumont, Canadian Minerals Yearbook, 2005.
- N. Nariman-Zadeh, A. Darvizeh, R. Ahmad-Zadeh, "Hybrid Genetic Design of GMDH-Type Neural Networks Using Singular Value Decomposition for Modeling and Prediction of the Explosive Cutting Process", Engineering Manufacture, Vol. 217, pp. 779- 790, 2003.
- N. Nariman-zadeh, A. Darvizeh, M. Darvizeh, H. Gharababaei, "Modelling of explosive cutting process of plates using GMDH-type neural network and singular value decomposition", Materials Processing Technology, Vol. 128, No. 1- 3, pp. 80- 87, 2002.
- N. Nariman-zadeh, N. Darvizeh, A. Jamali, A. Moeini, "Evolutionary Design of Generalized polynomial Neural Networks for Modeling and Prediction of Explosive forming Process", Journal of Materials Processing Technology, Vol. 164- 165, pp. 1561- 1571, 2005.
- BS 1881, "Method for determination of compressive strength of concrete cubes", British Standard, Part 116, 1983.
- A. A. Ramezaniapour, A. Tarighat, "Neural Network Modeling of Concrete Carbonation", 7th CANMENT/ACI International conference on fly ash, silica fume, slag and natural pozzolans in concrete, Chennai(Madras), India, July, 2001.
- G. D. Ransinchung, Brind Kumar, Veerendra Kumar, "Assessment of Water absorption and Chloride Ion Penetration of Pavement Quality Admixed with Wollastonite and Microsilica",
- [۷] که نیازمند بارگذاری سریع می باشند با توجه به این که مقاومت خمشی آن در سنین کم افزایش چشم گیری دارد استفاده نمود. نتایج حاصل از مدل سازی مقاومت فشاری و خمشی بتن حاوی ذرات نانولاستونیت با شبکه های عصبی تعمیم یافته نوع GMDH نشان می دهد خروجی های شبکه و نتایج آزمایشگاهی بر یکدیگر انطباق بالایی دارند. شبکه های عصبی تعمیم یافته نوع GMDH بر توانایی شبکه در مدل کردن و پیش بینی به مقدار قابل توجهی افزوده است. با استفاده از این شبکه ها که از لایه های غیرمجاور نیز استفاده می کنند به مدل های بهتر و کوچکتری (با تعداد نرون کمتر) دست می یابیم.
- [۸]
- [۹]
- [۱۰] **۷- تقدیر و تشکر**
این تحقیق در اجرای بخشی از طرح تحقیقاتی ۰۶۳-۸۸-R توسط شرکت آبفای روستایی سیستان و بلوچستان حمایت مالی گردیده است ، بدینوسیله از مسئولین و کارشناسان محترم آن شرکت کمال تشکر و قدر دانی را دارد.
- [۱۱]
- [۱۲] **۸- مراجع**
- [۱] ASTM C78, "Standard Test Method for Flexural Strength of Concrete (Using Simple Beam with Third-Point Loading)", American Society for Testing and Materials, 2002.
- [۲] A.A. Basma, S. Barakat, S.A1-Orimi, "Prediction of Cement Degree of Hydration Using Artificial Neural Networks", ACI Material Journal, Vol. 96, No. 2, pp. 42- 48, 1999.
- [۳] Y. Benachour, C. A. Davy, F. Skoczylas, H. Houari, "Effect of high calcite filler addition upon micro structural, mechanical, Shrinkage and transport properties of a mortar ", Cement and Concrete Research, Vol. 38, pp. 727- 736, 2008.
- [۴] M. H. Fazel Zarandi, I. B. Turksen, J. Sobhani, A.A. Ramezaniapour, "Fuzzy polynomial neural networks for approximation of the compressive strength of concrete", Applied Soft Computing Vol. 8, pp. 488- 498, 2008.
- [۵] Jian Ping Jiang, "Prediction of Concrete Strength Based on BP Neural Network", Advanced Materials Research, Vol. 341- 342, pp. 58- 62, 2011.
- [۶] A. G. Ivakhnenko, "Polynomial Theory of Complex System", IEEE Trans. Syst. Man & Cybern, S.M.C. 1, pp. 364- 378, 1971.

- Network", MAESC 2006 Conference, USA, 2006.
- [۲۲] GH. Tattersall, PH. Baker, "An instigation of the effect of vibration on the workability of fresh concrete using a vertical pipe apparatus", Concrete Research, Vol. 14, pp. 3-9, 1989.
- [۲۳] I. C. Yeh, "Modeling Concrete Strength with Argument- Neuron Network", Materials in Civil Engineering, Vol. 10, No. 4, pp. 263-268, 1998.
- Construction and Building, Vol. 23, pp. 1168-1177, 2009.
- [۱۸] G. D. Ransinchung, Brind Kumar, "Investigations on Pastes and Mortars of Ordinary Portland Cement Admixed with Wollastonite and Microsilica", Materials in Civil Engineering, Vol. 22, No. 4, pp. 305-313, 2010.
- [۱۹] Renu Mathur, T. Misra, A. K. Pankaj Goel., "Influence of Wollastonite on Mechanical Properties of Concrete", Scientific and Industrial Research, Vol. 66, pp. 1029- 1034, 2007.
- [۲۰] T. Sato, J. J. Beaudoin, "An Ac Impedance Spectroscopy Study of freezing Phenomena in Wollastonite Micro-Fibre Reinforced Cement Paste", Department of Civil Engineering, NRCC- 46636, pp. 379- 388, 2003.
- [۲۱] S. Malasri, E. Thorsteinsdottir, J. Malasri, "Concrete Strength Prediction Using a Neural

۹- زیر نویس ها

^۱ Feed-Forward

^۲ Singularity