Journal of Structural and Construction Engineering, 8(Special Issue 1), 2021, pp. 194-211

Journal of Structural and Construction Engineering

www.jsce.ir

Estimation of the building costs using intelligence data driven methods and determining the factors influencing on cost. (Case study: East of Tehran province)

Reza Lotfi-Kazemi[1], Mohammad Javad Taheri Amiri[3*], Ali Ashrafian[3], Hossein Pahlavan[4]

1- MSc in Civil Engineering, Higher Education Institute of Pardisan, Mazandaran, Iran
2- Assistant Professor, Higher Education Institute of Pardisan, Mazandaran, Iran
3- MSc in Civil Engineering, Tabari University of Babol, Mazandaran, Iran
4- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Shahrood University of Technology, Iran

ABSTRACT

Today, the importance of construction costs in construction projects is increasing day by day and it is necessary to study the estimation of construction costs and the factors affecting construction costs. This research has been done around the subject of estimate the construction costs by intelligence data driven methods named Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM) and Gene Expression Programming (GEP) determine the effective factors on cost and cost optimization in east of Tehran. To estimate the costs of residential buildings, in this research it's used from 46 residential buildings which were implemented in west of Tehran and it's used from the artificial intelligence method to estimate the construction costs that is used from ANN, artificial neural network method, GEP, SVM and it was used from questionnaire and Friedman test method to diagnosis the effective factors on costs to prioritize factors that can optimize the costs by possessing these two factors, the effective factors on costs and construction costs estimation . After reviews and studies we resulted that costs estimation had been done by ANN, GEP, SVM methods and by comparing these methods, GEP cause of its less errors and more predictability, was the best method than others. The effective factors on costs were determined by Friedman test method that after reviews these factors, construction costs had been optimized.

ARTICLE INFO

Receive Date: 01 September 2019
Revise Date: 25 February 2020
Accept Date: 07 March 2020

Keywords:
Artificial intelligence methods
Estimation
Effective factors on cost
Optimization
ANN
SVM
GEP

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: https://dx.doi.org/10.22065/jsce.2020.199835.1938

*Corresponding author: Mohammad Javad Taheri Amiri
Email address: Jvd.taheri@heip.ac.ir

نشریه مهندسی سازه و ساخت
(علمی - پژوهشی)
www.jsce.ir

Journal of Structural and Construction Engineering
JSCE
نشریه علمی-پژوهشی مهندسی سازه و ساخت

برآورد هزینه‌های ساختمان با روش‌های هوشمند داده مبنا و مشخص کردن عوامل تاثیرگذار بر هزینه‌های ساخت (مطالعه موردی شرق استان تهران)

رضا لطفی کاظمی[۱]، محمد جواد طاهری امیری[۲*]، علی اشرفیان[۳]، حسین پهلوان[۴]

۱- کارشناسی ارشد مهندسی و مدیریت ساخت ، موسسه آموزش عالی پردیسان، فریدونکنار، ایران

۲- استادیار گروه عمران، موسسه آموزش عالی پردیسان، فریدونکنار، ایران

۳- کارشناسی ارشد، مهندسی و مدیریت ساخت، موسسه آموزش عالی طبری بابل، ایران

۴-استادیار گروه عمران دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

چکیده

این پژوهش با موضوع برآورد هزینه‌های ساختمان با روش‌های هوش مصنوعی، مشخص کردن عوامل تاثیرگذار بر هزینه و بهینه‌سازی هزینه‌ها در شرق استان تهران انجام گردیده است. برای برآورد هزینه‌های ساختمان‌های مسکونی در این پژوهش از ۴۶ ساختمان مسکونی که در سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۹۶ در منطقه‌ی شرق استان تهران اجرا شده‌اند، استفاده شده است و از روش‌های هوش مصنوعی جهت برآورد و مدل‌سازی‌ها که از روش‌های ANN (روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی)، GEP (الگوریتم ژنتیک) و SVM (بردار پشتیبان) استفاده شده است و همچنین برای تشخیص عوامل تاثیرگذار بر هزینه از پرسشنامه و روش آزمون فریدمن جهت اولویت‌بندی عوامل استفاده گردید تا با داشتن این دو فاکتور یعنی عوامل تاثیرگذار بر هزینه و برآورد هزینه‌های ساختمان بتوانیم هزینه‌ها را بهینه‌سازی کنیم. پس از بررسی-ها و مطالعات نتایجی که بدست آمد، برآورد هزینه‌ها با روش‌های ANN,GEP,SVM انجام شد و با مقایسه‌های این روش‌ها، روش GEP به علت خطای کمتر و دقت پیش‌بینی بالاتر روشی برتر نسبت به دو روش دیگر بوده است.

کلمات کلیدی: روش‌های هوش مصنوعی، برآورد، عوامل تاثیرگذار بر هزینه، بهینه‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، برنامه‌نویسی بیان ژن

سابقه مقاله:					شناسه دیجیتال:	
دریافت	بازنگری	پذیرش	انتشار آنلاین	چاپ	https://dx.doi.org/10.22065/jsce.2020.199835.1938	doi:
۱۳۹۸/۰۶/۱۰	۱۳۹۸/۱۲/۰۶	۱۳۹۸/۱۲/۱۷	۱۳۹۸/۱۲/۱۷	۱۴۰۰/۰۳/۳۰	10.22065/jsce.2020.199835.1938	

نویسنده مسئول[*]: محمدجواد طاهری امیری

پست الکترونیکی: jvd.taheri@gmail.com

۱- مقدمه

امروزه اهمیت هزینه‌های ساخت در پروژه‌های عمرانی روز به روز افزایش می‌یابد و لازم می‌گردد تا به بررسی برآورد هزینه‌های ساخت و عوامل تاثیرگذار در هزینه‌ی ساخت و ساز مورد مطالعه قرار گیرد. هزینه‌ها در صنعت ساختمانی را می‌توان در بخش‌های مختلف تقسیم‌بندی کرد و همچنین عوامل تاثیرگذار بر هزینه نیز شامل بخش‌بندی‌های خود می‌باشد[۱]. این تقسیمات شامل چندین مجموعه و زیر مجموعه‌ها هستند تا با بدست آوردن جزئیات بهتر، برآورد دقیق‌تر باشد. همچنین با داشتن برآورد دقیق و عوامل اصلی تاثیرگذار بر هزینه می‌توان به بهترین حالت در خرج‌کردها رسید یعنی تا حدالامکان هزینه‌ها را کاهش داد و همچنین کیفیت را بالا نگه داشت. به طور خلاصه هزینه‌ها را مدیریت کرده و باعث بهینه‌سازی هزینه‌ها گردد. در چند سال گذشته که ساخت و ساز رشد زیادی پیدا کرده است و ساختمان‌های مسکونی، اداری، تجاری و... با سرعت رو به نوسازی می‌باشند[۲]. دلیل این شتاب منفعت‌های اقتصادی و زیباسازی شهرها و دیگر دلایل بوده است. این پیشرفت و شتاب بخصوص در دهه‌ی اخیر باعث شده تا عواملی که در این صنعت تاثیرگذار هستند اهمیت بالایی پیدا کنند. می‌توان از عواملی که در این صنعت اهمیت زیادی دارند به آنها اشاره کرد و به معرفی و مطالعه‌ی آنها پرداخت. مهم‌ترین عواملی که در صنعت ساخت و ساز وجود دارند، هزینه و زمان هستند که هر مطالعه درباره‌ی هر یک از این عناصر باعث بالا رفتن راندمان کار می‌شود. یکی از اموری که امروزه در صنعت ساخت و ساز مورد اهمیت زیادی است، برآورد هزینه‌های انجام شده در پروژه است و همچنین اجرا کردن پروژه‌ها با کمترین هزینه و بهترین کیفیت یکی از چالش‌های اساسی در صنعت ساختمان‌سازی است[۳]. بر این اساس سعی بر این بود که با تحقیق روی هزینه‌های پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی بتوانیم هزینه‌ها را برآورد کنیم و این هزینه‌ها را با کمترین خطا بتوانیم به درستی تخمین بزنیم و آنها را بهینه نماییم. در این تحقیق هزینه‌ها مورد بررسی قرار گرفته تا بتوان هزینه‌های یک ساختمان مسکونی را تخمین بزنیم و قبل از اجرای هر پروژه مقدار هزینه‌ها را با درصد خطای کم پیدا کنیم. عوامل تاثیرگذار بر این فاکتور مهم را پیدا کرده تا بتوانیم هزینه‌های ساختمان را در بهینه‌ترین حالت ممکن به دست آوریم[۴و۵]. در ارتباط با تخمین هزینه‌ها در صنعت ساختمان پژوهش‌هایی انجام شده است. تو و همکاران [۱]عوامل تاثیر گذار بر عملکرد و برآورد هزینه پروژه در انگلستان را مطالعه نموده است، حاصل پژوهش در ۷ گروه عوامل هزینه با نام پیچیدگی پروژه، نیازهای تکنولوژی، اطلاعات پروژه، نیازهای تیم پروژه، نیازهای قرارداد، مدت پروژه و نیازهای بازار طبقه‌بندی شده‌اند. تحقیقات بر عوامل تاثیرگذار مزایده/ تصمیمات غیر مزایده‌ای در پیمانکاران ساخت و ساز عربستان سعودی توسط بارگ و همکاران انجام شده است. نتایج نشان داد تاثیرگذارترین عوامل روی ارزیابی پاسخ دهنده‌ها از سنجش اهمیت تصمیم‌گیری در فرآیندها، اندازه پیمانکار، وضعیت طبقه‌بندی پیمانکار و نوع مشتری اصلی می‌باشد [۶]. ۷۹ عامل تاثیرگذار روی هزینه‌های پروژه‌های ساخت وساز ساختمانی از بررسی نوشته‌ها و مصاحبه‌ها با مشاغل مرتبط برای طبقه‌بندی‌های مختلف پیمانکاران ساختمانی مالزی در پژوهش ولی انجام شد. در نهایت با بررسی‌های انجام شده تنها ۳۵ عامل از ۷۹ عامل توسط پاسخ‌دهنده به عنوان عوامل مهم و تاثیرگذار هزینه‌های پروژه‌های ساختمانی در مالزی شناسایی شد. در تحقیق دیگری چنگ با استفاده از روش دلفی اصلاح شده به بررسی عوامل تاثیرگذار در صنعت ساخت یک پروژه پرداخت. بسیاری از ادبیات و پروژه‌های واقعی نشان می‌دهد که سرریز هزینه ساخت و ساز، یک مشکل رایج در زمینه ساخت و ساز است. شناسایی عوامل موثر بر هزینه، اولین گام به سوی آن است که با این مشکل کنار آمد. شرکت‌های ساختمانی می‌توانند به طور موثر این عوامل کلیدی را کنترل کرده و استراتژی‌های لازم برای جلوگیری از بروز هزینه و همچنین رسیدن به سود کلی برای پروژه را فراهم نمایند[۷].

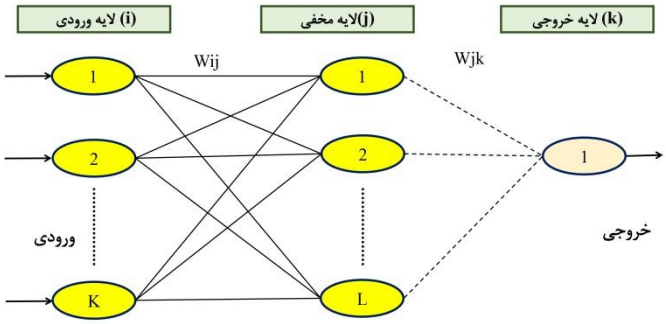
از این رو در دهه‌های اخیر، استفاده از روش‌های هوشمند مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌نویسی بیان ژنتیک برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مسائل مهندسی عمران به علت مزایای قابل تامل آن بسیار فراگیر شده است. پس مدل‌هایی که به این منظور جهت پیش‌بینی هزینه‌ها آموزش داده می‌شوند، می‌توان از آنها جهت پیش‌بینی‌های مهندسی استفاده کرد و همچنین با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی به اقتصادی‌ترین حالت رسید. در این تحقیق، از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)، برنامه‌نویسی بیان ژن (GEP) برای مدل‌سازی و تخمین هزینه‌ها استفاده شده است.

۲- روش شناسی

۲-۱- روش شبکه عصبی مصنوعی

اولین موج توجه به شبکه‌های عصبی که بعد از معرفی اعصاب ساده شده توسط مک کولاچ و پیتز در سال ۱۹۴۳ شکل گرفت و گسترش یافت. دهه‌ی ۵۰ و ۶۰ میلادی را عصر طلایی شبکه‌های عصبی نامیده‌اند و پیشرفت‌های زیادی در این زمینه انجام گرفت. جان ون نیومن پدر محاسبات نوین تحقیقات بسیاری در زمینه مدل کردن مغز انجام داد [۸].

المان پردازشگر پایه شبکه‌های عصبی، نرون‌های مصنوعی یا گره نامیده می‌شوند. در مدل ریاضی ساده شده عصب، تأثیرات سیناپس‌ها با وزن‌های اتصال که اثر سیگنال‌های ورودی را بیان می‌کنند، ارائه می‌شوند. همچنین خاصیت غیرخطی یا خطی عصب‌ها به‌وسیله تابع انتقال (فعال‌سازی یا تحریک) نمایندگی می‌شود. عصب با دریافت سیگنال از لایه قبل خود تحریک‌شده و جمع وزن‌های سیگنال‌های ورودی را محاسبه کرده و توسط تابع تحریک به لایه بعدی منتقل می‌کند. قابلیت آموزش شبکه عصبی با تنظیم وزن‌ها با توجه به الگوریتم آموزش به دست می‌آید. شکل ۳-۶ یک عصب مصنوعی معمولی با ورودی، تابع جمع و تابع فعال‌سازی را نشان می‌دهد[۹].



شکل ۱: عصب مصنوعی معمولی با لایه های ورودی،مخفی و خروجی

ورودی یک عصب از ضرب خروجی عصب‌های متصل به آن در وزن‌ها حاصل می‌شود. حاصل جمع وزن‌های ورودی با معادله (۱) محاسبه می‌شود.

$$(net)_j = \sum_{i=1}^{n} w_i o_i + b \qquad (۱)$$

که $(net)_j$ حاصل جمع وزن عصب i ام برای ورودهای لایه قبل که دارای n عصب است، می‌باشد. w_i وزن بین عصب i ام در لایه قبل و عصب j و O_i خروجی عصب i ام در لایه قبل است. کمیت b بایاس نام دارد و ثابتی برای تنظیمات داخلی عصب j ام می‌باشد[۸].

۲-۲- ماشین‌های بردار پشتیبان

الگوریتم اولیه ماشین بردار پشتیبان در سال ۱۹۶۳ توسط وپنیک ابداع شد و در سال ۱۹۹۵ توسط وپنیک و کورتس برای حالت غیرخطی تعمیم داده شد [۱۰]. این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدید است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی در حوزه مهندسی از خود نشان داده است[۱۱و۱۲] .ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که هم برای دسته‌بندی و هم رگرسیون

اطلاعات، قابل استفاده است. ماشین بردار پشتیبان در اصل یک دسته‌بندی کننده دو کلاسه است که کلاس‌ها را توسط یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش نزدیک‌ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را بردارهای پشتیبان می‌نامند. این بردارها معادله مرز تصمیم‌گیری را مشخص می‌کنند. این روش به دلیل استفاده از اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری از طریق بیشینه کردن فاصله بین دو ابرصفحه گذرا از بردارهای پشتیبان هر دو کلاس اعمال می‌شود که سعی در کمینه کردن خطای آموزش دارد و عملکرد بهتری بر روی داده‌هایی که مدل با آن‌ها ساخته نشده است از خود نشان می‌دهد[۱۳].

۲-۳- برنامه‌نویسی بیان ژن

برنامه‌نویسی بیان ژن توسط فریرا در سال ۲۰۰۱ ارائه شد[۱۴]. با توجه به اینکه GEP با استفاده از جمعیت افراد براساس تابع برازش، آنها را انتخاب می‌کند و به کمک یک یا چند عملگر ژنتیکی، عملیات ژنتیکی را معرفی می‌نماید، می‌توان گفت که یک الگوریتم ژنتیکی می‌باشد. برنامه‌ریزی بیان ژن همانند الگوریتم ژنتیک عمل می‌کند، با این تفاوت که الگوریتم ژنتیک بر روی رشته‌های بیتی ولی برنامه‌نویسی بیان ژن از ساختار درختی برای تولید جواب بهینه استفاده می‌کند[۱۴]. فریرا، در برنامه‌ریزی بیان ژنتیک از عملگرهای مختلفی مانند جهش و ترکیب استفاده کرده است. این مدل، از روش معروف چرخ رولت، برای انتخاب افراد استفاده می‌کند. هدف عملگر جهش، بهسازی تصادفی، داخل کروموزوم‌های معین است. خصوصیت این عملگر آن است که برای جلوگیری از ایجاد افراد معیوب از نظر قواعد، برخی عملیات بدون نقص را اجرا می‌نماید. در این مدل از ترکیب تک نقطه‌ای، دو نقطه‌ای و ژنی استفاده می‌شود[۱۵]. از آن جایی که ترکیب دو نقطه‌ای قادر است نواحی کدگذاری نشده داخل کروموزوم‌ها را به دفعات بیشتری روشن و خاموش کند، مطلوب‌تر است. از دیگر عملگرهای مورد استفاده می‌توان عملگر ترانهش را نام برد. در این روش، پدیده‌های مختلف با استفاده از مجموعه‌ای از توابع و ترمینال-ها، مدل‌سازی می‌شوند. مجموعه توابع، معمولاً شامل توابع اصلی حسابی، مثلثاتی و یا توابع تعریف شده توسط کاربر هستند که معتقد است، می‌توانند برای تفسیر مدل مناسب باشند. مجموعه ترمینال‌ها، از مقادیر ثابت و متغیرهای مستقل مسأله تشکیل شده‌اند.[۱۶]. در این پژوهش برای به کارگیری مدل برنامه‌نویسی بیان ژن از نرم‌افزار *GeneXpro 5.0* استفاده گردید[۱۷] که قادراست با توجه به داده‌های مربوطه، تابع نگاشت بین متغیرهای مستقل(ورودی) و متغیر وابسته (خروجی یا هدف)، را پیدا کند و آن را در قالب عبارت درختی ارائه دهد .همچنین با استفاده از این روش و به کمک این نرم‌افزار تاثیر همزمان متغیرهای مستقل بر متغیر هدف، بررسی و موثرترین متغیر مشخص می‌شود.

۲-۴- شاخص‌های آماری خطا جهت مقایسه مدل‌ها

برای مقایسه عملکرد مدل‌های ارائه شده در مراحل آموزش و آزمایش، از شاخص‌های آماری زیر شامل ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا [۱](RMSE) و میانگین خطای مطلق [۲](MAE) استفاده شده است که O_i مقدارهای مشاهده‌ای، P_i مقدارهای پیش‌بینی، $\overline{\mathbf{O}}$ میانگین داده‌های مشاهده‌ای، $\overline{\mathbf{P}}$ میانگین داده‌های پیش‌بینی و M تعداد داده‌ها می‌باشد.

[1] Root Mean Square Error
[2] Mean Absolute Error

جدول ۱: شاخص‌های خطای مورد استفاده در این مطالعه

شماره رابطه	(۲)	(۳)	(۴)
رابطه	$R=\frac{\sum_{i=1}^{M}\left(O_i-\overline{O}\right)\left(P_i-\overline{P}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M}\left(O_i-\overline{O}\right)^2\sum_{i=1}^{M}\left(P_i-\overline{P}\right)^2}}$	$RMSE=\frac{\sum_{i=1}^{M}\left(P_i-O_i\right)^2}{M}$	$MAE=\frac{\sum_{i=1}^{M}\left\|P_i-O_i\right\|}{M}$

۳- بحث و نتایج

در این بخش ابتدا به بررسی مجموعه داده‌های استفاده شده در این تحقیق پرداخته می‌شود. سپس، برای تعیین بهترین پارامترهای ورودی، چند حالت از سری پارامترهای ورودی برای مدل‌های پیشنهادی معرفی می‌شوند. در ادامه، به ارزیابی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، برنامه‌نویسی بیان ژن و روش بردار پشتیبان پرداخته و برای هر روش، مدلی که بهترین نتایج را داشته به‌عنوان مدل برگزیده، انتخاب و مقایسه شده است تا بهترین روش برای پیش‌بینی و برآورد هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی مشخص گردد. لازم به ذکر است که هدف از مدل‌سازی امکان‌سنجی توانایی روش‌های مذکور، در پیش‌بینی مناسب براورد هزینه‌های ساخت پروژه-های ساختمانهای مسکونی در منطقه شرق استان تهران می‌باشد.

۳-۱- مجموعه داده‌های استفاده شده در این تحقیق

برآورد هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمانی مسکونی با استفاده از مدل‌های مذکور نیازمند مجموعه‌ای از داده‌ها و اطلاعات مختلف از هزینه‌های بخش‌های مختلف ساختمان است. بدین منظور، هزینه ساخت ۴۶ ساختمان جهت مدل‌سازی برآورد هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی در شرق استان تهران با استفاده از صورت وضعیت‌های هزینه‌های انجام شده در ساختمانها جمع‌آوری شده است که از کل داده‌ها به ترتیب ۷۵٪و ۲۵٪ برای اجرای مراحل آموزش و تست یا آزمایش در نظر گرفته شده است. هزینه‌های تحمیل شده در ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی را به ۹ بخش تقسیم کردیم که هر یک از این ۹ بخش شامل چند زیر مجموعه است که در ادامه آنها را توضیح می‌دهیم. هزینه‌های انجام شده برای ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی، شامل بخش‌های هزینه‌های اداری، خرید اجناس آهنی، خرید مصالح بنایی، خرید گروه بتنی، خرید ابزارالات، هزینه‌های داخلی و تدارکات، خرید سنگ و نما، خرید ملزومات تاسیسات، هزینه دستمزد نیروی کار و در نهایت مجموع هزینه‌ها می‌باشد. برای هر ساختمان که مورد مطالعه قرار گرفته به ۹ بخش که در بالا ذکر شد هزینه‌ها تقسیم شدند که این هزینه‌ها بر اساس مقدار هزینه انجام شده در هر بخش تقسیم بر متراژ کل بنا بر اساس پایان کار ساختمان است. این عمل برای این امر صورت می‌گیرد تا اعداد و اطلاعات با توجه به این که پراکندگی داده‌ها در ساختمان‌ها به علت متراژ مختلف وجود دارد را اصلاح کند و مقادیر هزینه را به صورت استاندارد در آورد که بر اساس هزینه‌ی انجام شده در هر متر مربع محاسبه گردد. در ادامه زیر مجموعه‌های ۹ بخش هزینه‌های انجام شده را معرفی می‌کنیم. همچنین، در جدول(۲) محدوده داده‌های مورد استفاده، در این تحقیق ارائه شده است.

۱- پارامترهای اداری: پروانه ساخت، هزینه‌های فنی و مهندسی، خرید انشعابات، هزینه‌های پایان کار، هزینه‌های تفکیکی و دریافت اسناد

۲- هزینه‌های خرید اجناس آهنی: خرید میلگرد، هزینه‌های خرید مفتول، هزینه‌های خرید آهن آلات، هزینه‌های خریدهای ورق‌ها و حلب‌های آهنی

۳- هزینه‌های خرید مصالح بنایی: مساحت و هزینه‌های خرید آجر، سفال، سیمان، گچ، ماسه، بلوک، تیرچه، پودر سنگ، سیمان سفید

۴- پارامترهای مصالح بتنی: شامل حجم و میزان خریدهای بتنی مصرفی در ساختمانها
۵- پارامترهای ابزار آلات: تعداد روز و هزینه‌های اجاره اجاره ماشین آلات ، هزینه‌های خرید ابزارها مانند تخته، بشکه، بیل و ...
۶- هزینه‌های داخلی و تدارکات: هزینه‌های تدارکات نیروی کار، هزینه‌های آسانسور، هزینه‌های کابینت، هزینه‌های حمل و نقل اجناس
۷- هزینه‌های خرید نما: هزینه‌های خرید سنگ، کاشی سرامیک، مصالح نوین کاربردی در نما و محوطه‌سازی، هزینه‌های خرید درب و پنجره‌ها و...
۸- هزینه‌های خرید تاسیسات: هزینه‌های خرید تاسیسات برقی، تاسیسات گاز، تاسیسات آب و فاضلاب
۹- پارامترهای نیروی کار: شامل تعداد روز و هزینه‌های پرداختی به نیروی کار
مجموع موارد ذکر شده فعالیت‌های انجام شده در ساختمان‌ها را معین می‌کند.

جدول ۲: محدوده هزینه‌های جمع‌آوری شده

متغیرها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	هزینه کل
حداقل مقدار	۶۴۴۷۱,۱۷	۸۳۸۷۰,۶۸	۶۵۰۸۰,۵۷	۴۱۳۳۲,۵۲	۲۸۴۳۹,۶۴	۳۹۴۴۰,۳۱	۹۲۳۸۴,۸۲	۷۱۶۳۲,۱۴	۱۸۲۲۵۲,۴۲	۸۸۲۵۳۲,۷۲
حداکثر مقدار	۹۱۱۰۹,۵۶	۲۲۲۷۸۵,۸۹	۱۱۳۸۸۴,۳۹	۱۰۶۸۹۰,۱۵	۶۳۵۳۸,۶۳	۱۲۹۰۲۵,۹۹	۲۲۳۱۰۲,۹۹	۱۰۱۵۹۴,۶۱	۴۷۵۷۹۹,۱۹	۱۰۸۵۵۵۸,۱۳

۳-۲- توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی هزینه‌های ساخت پروژه ساختمان‌های مسکونی

حال به مدلسازی هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی پرداخته می‌شود. اگرچه استفاده از شبکه‌های عصبی، به عنوان یک مدل پیش‌بینی کننده‌ی قوی برای حل مسائل مختلف، جایگاه ویژه‌ای در بین سایر روش‌ها پیدا کرده است، ولی همچنان برای تعیین بهترین شبکه‌ی عصبی برای حل یک مساله خاص، مشکلاتی وجود دارد که تنها با استفاده از روش سعی و خطا قابل حل شدن می‌باشد؛ از جمله‌ی این مسائل می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

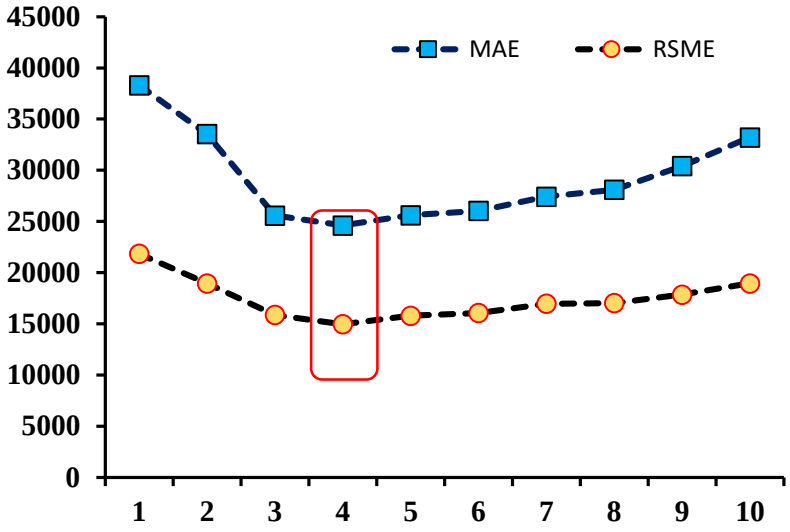
- انتخاب بهترین سیستم پس انتشار خطا
- انتخاب بهترین تعداد لایه‌ها و نرون‌ها
- انتخاب بهترین مقدار مومنتم برای شبکه‌های چندلایه پیشخور

از آنجا که هدف در این تحقیق، دستیابی به شبکه‌هایی می‌باشد که بتوانند با داشتن داده‌ها و اطلاعات از هزینه‌ها در پروژه‌های ساختمانی اجرا شده‌ی مختلف، هزینه‌ها در پروژه‌های ساختمانی جدید را با کمترین خطای ممکن پیش‌بینی کنند، در ابتدا برای تعیین بهترین شبکه‌ها، برنامه به تعداد دفعات زیاد برای تعیین بهترین سیستم پس انتشار خطا، بهترین مقدار مومنتم و همچنین بهترین تعداد نرون ها و لایه‌ها، اجرا شده است. البته لازم به ذکر است که با هر بار اجرا، پارامترهای مدل شبکه عصبی مصنوعی که شامل وزن‌ها و بایاس‌ها هستند، دچار تغییر می‌شوند تا بهینه‌ترین مقادیر از این پارامترها بدست آید.

در این تحقیق از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون استفاده شده است. این شبکه دارای دو لایه پنهان می‌باشد. برای تعیین تعداد عصب بهینه در لایه‌های پنهان ۱۰ مدل شبکه عصبی ساخته و مورد ارزیابی قرار گرفت. برای انجام این مهم بر تعداد عصب‌ها در لایه اول پنهان تک‌تک افزوده شد (۱۰-۱ عدد) و عملکرد هر مدل بررسی گردید. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم لونبرگ-مارکوارد استفاده شد. این الگوریتم اغلب سریع‌ترین الگوریتم پس انتشار خطا است و قویاً به‌عنوان اولین انتخاب در الگوریتم‌های آموزش نظارت‌شده توصیه می‌شود. برای تعیین تابع تحریک مناسب در لایه پنهان و خروجی از توابع تانژانت سیگموئیدال، لگاریتم سیگموئیدال و خطی استفاده شد که بهترین نتیجه را تابع تانژانت سیگموئیدال در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی داده است. برای آموزش و آزمایش شبکه‌ها به ترتیب از ۷۵درصد (۳۵ عدد) و ۲۵ درصد (۱۱ عدد) اطلاعات استفاده شده است؛ که ارزیابی عملکرد هر مرحله در جدول(۳) ملاحظه می‌شود. ملاک تعیین مدل نهایی، عملکرد آن در مرحله آزمایش می‌باشد. لازم به ذکر است که با هر بار آنالیز مدل شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب، وزن‌های متفاوتی به شبکه اختصاص داده می‌شود؛ در نتیجه با هر بار آنالیز، جواب متفاوتی حاصل می‌گردد. برای مرتفع کردن این مسئله برای هر مدل شبکه عصبی مصنوعی حدود ۵۰ بار آنالیز شده است و بهترین جواب به‌عنوان مدل نهایی انتخاب شده است. همان‌گونه که از جدول‌های ارائه‌شده قابل استنباط است، ۴ عصب در لایه پنهان بهترین نتایج را در برداشته است؛ و مدل ann4 بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. شکل۲ معیارهای ارزیابی در هر مدل شبکه عصبی مصنوعی را در قالب نمودار نشان می‌دهد.

جدول ۳: معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی در مرحله آموزش

مدل	آموزش			آزمایش		
	R	RMSE	MAE	R	RMSE	MAE
ANN1	0.6920	21451	15498	0.604	21847	16458
ANN2	0.735	19845	13594	0.82	18944	14597
ANN3	0.9264	17451	9547	0.954	15874	9708
ANN4	0.965	15394	8292	0.96	14959	9652
ANN5	0.9441	16874	9264	0.957	15789	9824
ANN6	0.9384	17695	9348	0.9421	16048	9983
ANN7	0.9347	17993	9441	0.9264	16957	10459
ANN8	0.9154	18426	10542	0.907	17026	11065
ANN9	0.9006	18769	11024	0.8764	17854	12554
ANN10	0.8541	19458	12986	0.8361	18945	14265



شکل ۲: معیارهای ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

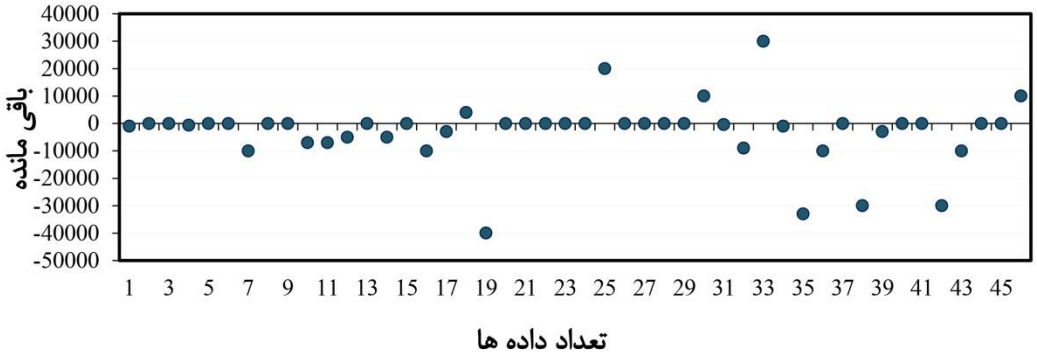
۳-۳- توسعه روش برنامه‌نویسی بیان ژن جهت پیش‌بینی هزینه‌های پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی

از مدل برنامه‌نویسی بیان ژنتیک برای تخمین هزینه‌ی ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی استفاده شده است. این مدل بر اساس یک سری از پارامترهای اولیه‌ای که برای آن مشخص شده، شروع به کار کرده و در نهایت بر اساس معیار توقف، متوقف می‌شود. همانطور که در جدول ۴ مشخص می‌باشد، مقادیر مربوط به هر پارامتر در برنامه‌نویسی بیان ژن نشان داده شده است. انتخاب مناسب پارامترهای ورودی، اثر مستقیمی بر دقت و کارایی مدل پیشنهادی در تخمین هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی خواهد داشت. از این رو تلاش شد بر پایه تحقیقات محققین گذشته و تکرار سعی و خطا، بهترین ترکیب پارامترهای ورودی مدنظر قرار گیرند. با توجه به جدول ۴، برای پیش‌بینی هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی، بهترین تعداد افراد در هر نسل ۳۰ کروموزوم و مقدار تابع برازش ۶۳۳/۶۸ در نظر گرفته شد.

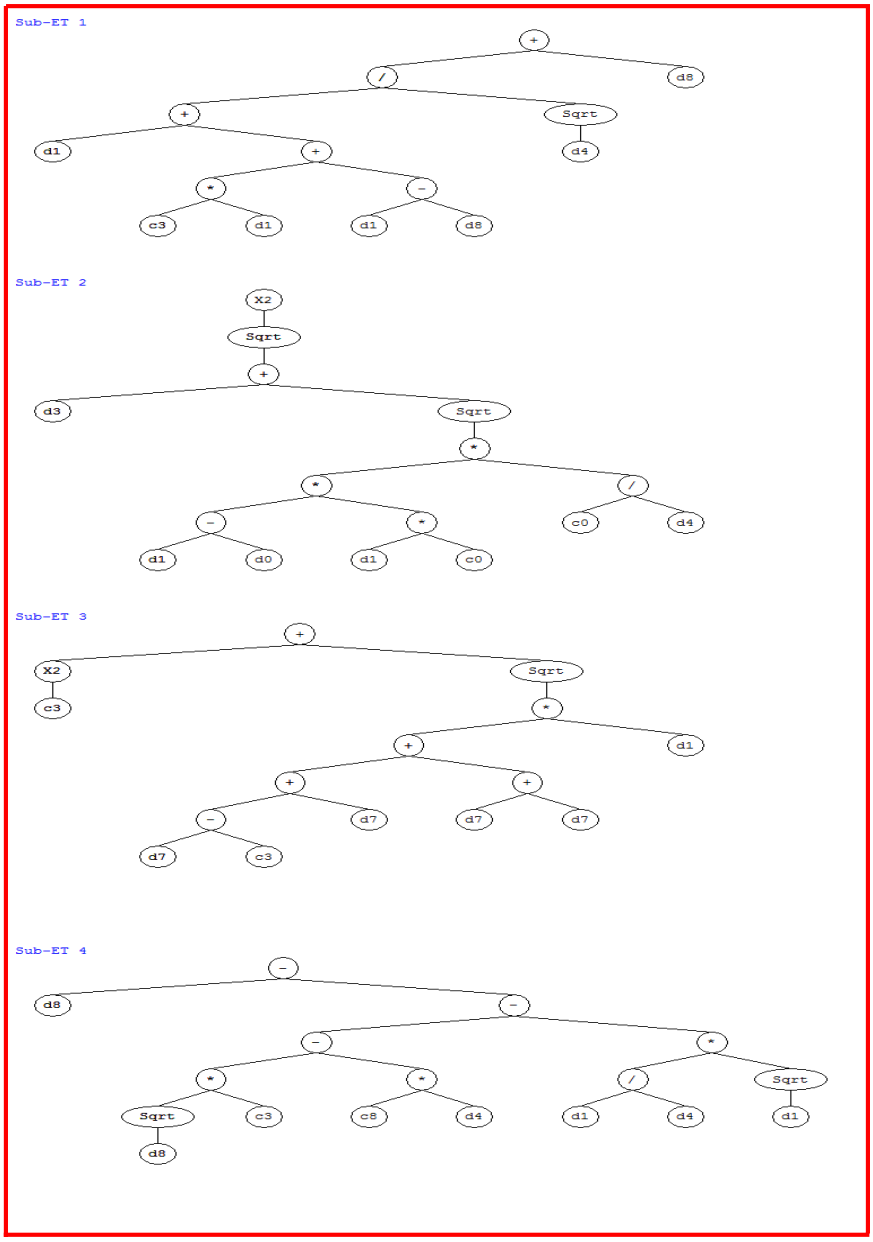
جدول ۴: پارامترهای مربوط به برنامه‌نویسی بیان ژن

پارامترها	تشریح پارامترها	مقادیر پارامترها
P_1	مجموعه توابع	+, -, ×, /, power
P_2	نرخ جهش	۰/۱۳۸
P_3	نرخ تزویج	۰/۵۴۶
P_4	نرخ بازترکیبی تک نقطه ای و دونقطه ای(./)	۰/۲۷۷
P_5	نرخ بازترکیبی ژن	۰/۲۷۷
P_6	نرخ انتقال ژن	۰/۲۷۷
P_7	حداکثر طول عبارات ایجاد شده	۶
P_8	تعداد ژن‌ها	۳
P_9	تعداد کروموزوم	۳۰

همچنین، شکل (۳) میزان خطای پیش‌بینی شده با استفاده از روش برنامه‌نویسیی بیان ژن نسبت به مقادیر هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی اجرا شده می‌باشد که هر چه این نقاط به خط صفر نزدیک باشد، بیانگر دقت بالای مدل است. با توجه به این شکل، نتایج نشان می‌دهد که عمده بازه خطای موجود در بازه ۱۰۰۰۰ و ۱۰۰۰۰- می‌باشد. همچنین بیان درختی رابطه (۲) در شکل(۴) نشان داده شده است که در آن مقادیر ضرایب ثابت در جدول (۵) آورده شده است.



شکل۳: میزان خطای ایجاد شده در روش برنامه نویسی بیان ژن



شکل۴: بیان درختی روش برنامه نویسی بیان ژن

در این بیان درختی، پارامترهای اداری=d_0 ، پارامترهای خرید اجناس آهنی=d_1 ، پارامترهای خرید مصالح بنایی=d_2 ، پارامتر-های خرید بتن=d_3 ، پارامترهای خرید ابزار الات=d_4 ، پارامترهای داخلی و تدارکات=d_5، پارامترهای خرید نما=d_6، پارامترهای خرید تاسیسات =d7 و پارامترهای دستمزدهای نیروی کار=d_8 می‌باشد.

جدول۵: مقادیر مربوط به ضرایب ثابت در روش GEP

ضرایب ثابت	G1C3	G2C0	G3C3	G4C3	G4C8
مقدار ضرایب	10.3933	11.2268	-10.9565	7.9424	5.1692

در نهایت نیز، بهترین رابطه پیشنهادی برای تخمین هزینه‌های پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی با توجه به پارامترهای نام برده به صورت زیر می‌باشد:

$$Price = 0.89d_2 + d_0 + [(1.03d_6 + d_5) + (d_4 + 0.98d_1) + d_7 - 1.031] + d_3 + (d_8 + 1.0293) \quad (۵)$$

۳-۴- توسعه روش برنامه‌نویسی بردارهای پشتیبان جهت پیش‌بینی هزینه‌های پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی

این روش از جمله روش‌های نسبتا جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی از جمله شبکه‌های عصبی پروسپترون نشان داده است. مبنای کاری دسته‌بندی کننده‌ی SVM، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کنیم خطی را انتخاب کنیم که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشند. حل معادله پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های کوادراتیک که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند صورت می‌گیرد. برای تشکیل مدل‌های پیش‌بینی‌گر ماشین‌های بردار پشتیبان از ۲ تابع هسته متفاوت استفاده شده است که شامل تابع چند جمله‌ای و تابع پایه شعاعی می‌شود. در جدول‌های(۶) و (۷) به ترتیب معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌های ماشین بردار پشتیبان در مرحله آموزش و آزمایش بیان شده است.

جدول۶-معیار های ارزیابی عملکرد مدل های ماشین بردار پشتیبان در مرحله آموزش

نام مدل	نوع هسته	RMSE	MAE	R
SVM1	Poly-Kernel	12602	4535	0.97
SVM2	RBF-Kernel	14562	6246	0.92

جدول۷-معیار های ارزیابی عملکرد مدل های ماشین بردار پشتیبان در مرحله آزمایش

نام مدل	نوع هسته	RMSE	MAE	R
SVM1	Poly-Kernel	12528	9461	0.96
SVM2	RBF-Kernel	13654	10623	0.94

همان‌گونه که از نتایج بیان شده مشخص است، مدل SVM با هسته متشکل از تابع چندگانه بهترین عملکرد را نسبت به مدل SVM داشته است. دلیل این امر می‌تواند انعطاف‌پذیری و توانایی بالای این تابع نسبت به تابع پایه شعاعی باشد. عملکرد مدل SVM1 قابل قبول است ولی مدل SVM2 برای پیش‌بینی هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمانی مسکونی تا حدودی نامناسب تلقی می‌شود.

۳-۵- مقایسه مدل های پیشنهادی

همانطور که جدولی (۸) نشان می‌دهد، ضریب همبستگی (R) در مرحله آموزش برای بردار پشتیبان ، شبکه عصبی مصنوعی و روش برنامه نویسی بیان ژن به ترتیب ۰/۹۷ ، ۰/۹۶۵ و ۰/۹۸ می‌باشد. همچنین مقدار شاخص آماری برای مدل پیشنهادی SVM، ANN و GEP در این مرحله به ترتیب ۱۲۶۰۲، ۱۵۳۹۴ و ۱۱۳۹۶ حاصل گردیده است. همچنین شاخص آماری MAE برای روش برنامه‌نویسی بیان ژن (۳۶۰۰) به مراتب بهتر از روش‌های ANN (۸۲۹۲) و SVM (۴۵۳۵) بوده است. بدین ترتیب، شاخص‌های آماری نشان می‌دهند که مدل GEP پیشنهادی، از عملکرد خوب و دقت بالایی در مرحله آموزش برخوردار بوده است. مدل GEP همبستگی مقادیر بالاتر

(نزدیک به یک با توجه به شاخص خطای ضریب همبستگی) و همچنین مقادیر خطای کمتر (با توجه به شاخص‌های RMSE و MAE) گزارش نموده است.

جدول ۸- ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی جهت براورد هزینه‌های ساخت پروژه‌های مسکونی

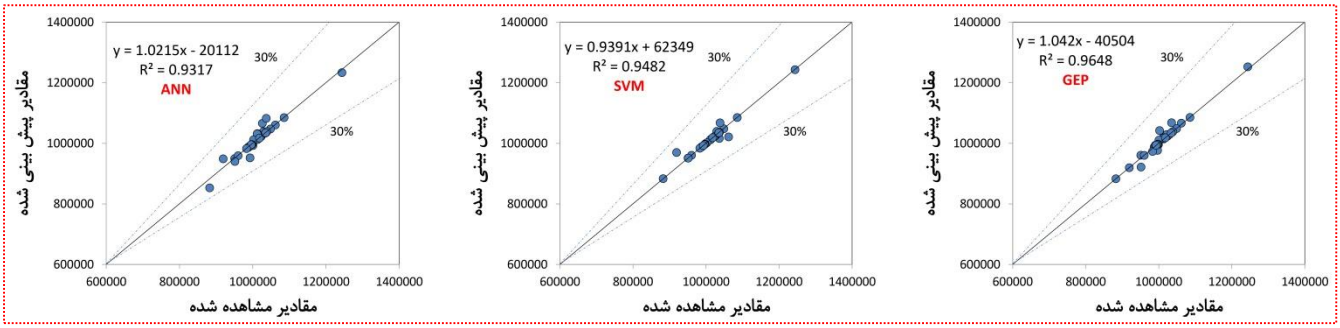
مرحله آموزش

	R	RMSE	MAE
SVM1	0.97	12602	4535
ANN4	0.965	15394	8292
GEP	0.98	11396	3600

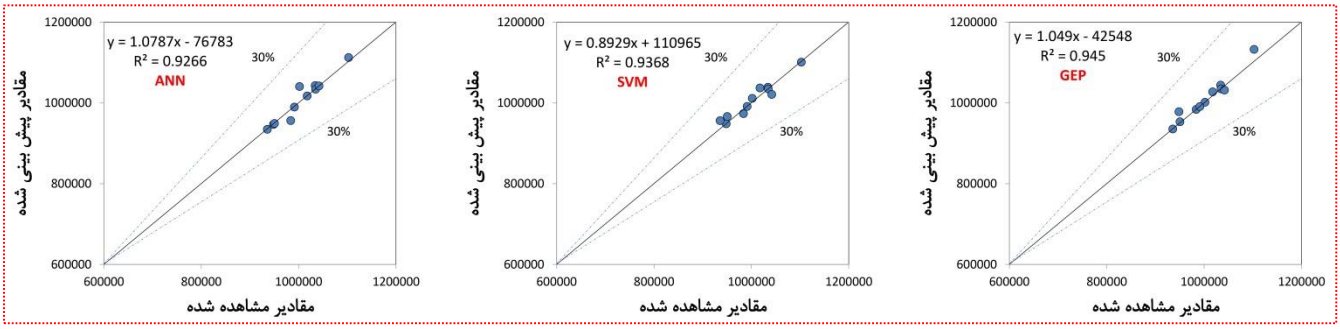
مرحله آزمایش

	R	RMSE	MAE
SVM1	0.96	14720	9461
ANN4	0.96	14959	9652
GEP	0.97	13847	8454

در این تحقیق، شکل (۵) مقادیر هزینه‌های پروژه‌های ساختمانی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده توسط مدل پیشنهادی SVM، ANN و GEP را برای مراحل آموزش نشان می‌دهد. در یک مقایسه‌ی کیفی، بیشتر مقدارهای هزینه‌های ساخت در مدل GEP بر روی خط نیمساز متمرکز هستند و فقط تعداد اندکی از این نقاط خارج از منطقه تمرکز می‌باشند. در صورتی که در مدل ANN با بیشترین پراکندگی (خطا) روبرو هستیم که بیانگر دقت پایین روش شبکه عصبی مصنوعی در مقابل دیگر روش‌های پیشنهادی SVM و GEP بوده است. همچنین، شکل (۶) مقدارهای مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده در مرحله آزمایش را نشان می‌دهد که در این مرحله از مدل‌سازی نیز، روش برنامه‌نویسی بیان ژن با برتری نسبی نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی و روش SVM، دارای دقت بالاتری می‌باشد.

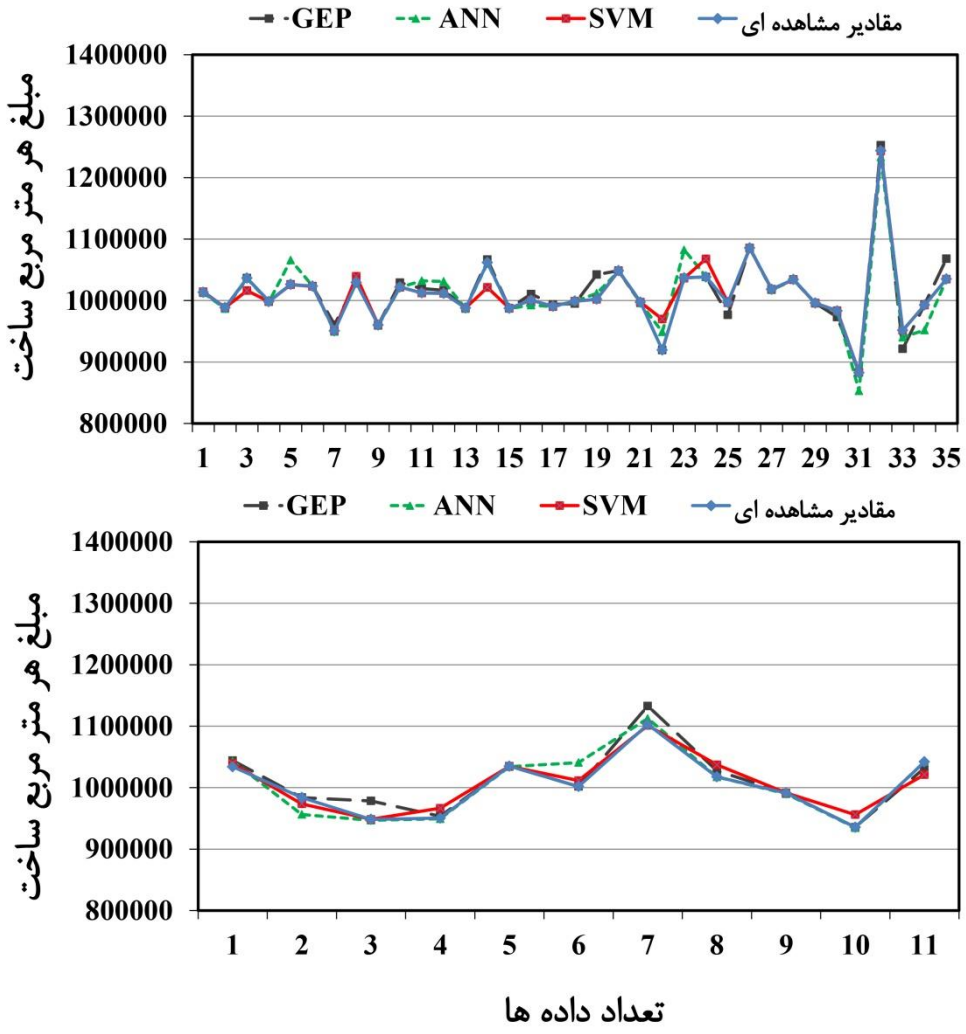


شکل ۵- نمودار پراکندگی مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده برای مدل‌های هزینه در مرحله آموزش



شکل ۶۰- نمودار پراکندگی مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده برای مدل‌های هزینه در مرحله آزمون

بر اساس نمودار بازه زمانی که در شکل (۷) نشان می‌دهد، پیش‌بینی‌های صورت گرفته از هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان-های مسکونی با استفاده از روش ANN، دارای عملکرد نسبتا ضعیف‌تر در مقایسه با روش بردار پشتیبان و برنامه‌نویسی بیان ژن در پیش-بینی هزینه‌های ساخت پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی می‌باشد. از این رو، در مقایسه کمی میان روش‌های پیشنهادی که در نمودار پراکندگی مدل‌ها نشان داده شده است، روش ANN تقریبا پیش‌بینی‌های نادقیقی از هزینه های پروژه‌های ساختمان‌های مسکونی داشته است و نتوانسته مقادیر بالا و پایین از هزینه‌ها را به خوبی پیش‌بینی کند که این عامل باعث کاهش عملکرد این مدل شده است.



شکل۷: نمودار سری زمانی مدل های ارائه شده در مرحله آموزش و آزمایش

۳-۶- صحت سنجی مدل‌های پیشنهادی

تروپشا و همکاران[۱۸] یک معیار صحت‌سنجی خارجی نوین برای ارزیابی مدل‌های پیشنهادی بر اساس عملکرد آنها با مجموعه داده‌های تست، ارائه کردند. بر این اساس، حداقل یکی از شیب‌های خط رگرسیون از مبدا برای مقادیر پیش‌بینی در مقابل مقادیر مشاهده-ای (K) و یا بلعکس(K′) باید به عدد یک نزدیک باشد[۱۹] $(0.85 < K, K' < 1.15)$.

$$K = \sum_{i=1}^{n}(O_i \times P_i)/P_i^2 \quad (۶)$$

$$K' = \sum_{i=1}^{n}(O_i \times P_i) \,/\, O_i^2 \quad (۷)$$

علاوه براین، ضریب تعیین برای خط رگرسیون از مبدا باید کمتر از ۰/۱ باشد.

$$m = (R^2 - R_0^2) \,/\, R^2 \quad (۸)$$

$$n = (R^2 - R_0'^2) / R^2 \quad (۹)$$

که در آن R_0^2 مربع ضریب همبستگی از مبدا بین مقادیر پیش‌بینی و مشاهده‌ای و $R_0'^2$ مربع ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی می‌باشد که به صورت زیر محاسبه می‌گردند.

$$R_m = R^2 \times \left(1 - \sqrt{|R^2 - R_0^2|}\right) > 0.5 \quad (۱۰)$$

$$R_0^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n} P_i^2(1-K)^2 / \sum_{i=1}^{n}(P_i - \overline{P})^2 \quad (۱۱)$$

$$R_0'^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n} O_i^2(1-K')^2 / \sum_{i=1}^{n}(O_i - \overline{O})^2 \quad (۱۲)$$

معیار صحت‌سنجی و مقادیرهر یک از ضرایب برای مدل‌های پیشنهادی در جدول (۹) نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، روش GEP بر اساس معیار صحت‌سنجی خود، دارای عملکردی قابل قبول می‌باشد. بنابراین، این روش، از دقت پیش-بینی بالایی برخوردار بوده و مقدار همبستگی میان مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهده‌ای در این روش، به صورت تصادفی برآورد نشده است.

جدول ۹- معیار صحت‌سنجی خارجی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری

مدل‌ها	K	K′	M	N	R_m
SVM	۰/۹۸۳	۰/۹۴۵	-۰/۰۹۸	-۰/۰۹۷	**۰/۶۲۱**
ANN	۰/۹۸۸	۰/۹۸۶	-۰/۰۹۵	-۰/۰۹۵	**۰/۶۴۳**
GEP	۰/۹۹۲	۰/۹۸۶	-۰/۰۷۱	-۰/۰۷۱	**۰/۶۹۱**

هرگاه برخی یا تمام شرایط اعتبارسنجی برای مدل‌های پیشنهادی دارای اعتبار باشند، آنگاه می‌توان از آن مدل‌ها برای پیش‌بینی وقایع طبیعی استفاده نمود. بر این اساس، پارامتر R_m برای روش مارس بهبود یافته بزرگتر از ۰/۵ شده است[۲۰]. ضرایب تعیین n و m نیز برای روش‌های GEP و ANN و SVM نیز کوچکتر از ۰/۱ شده‌اند. همان‌گونه که از جدول بالا مشاهده می‌شود، روش‌های استفاده شده با برآورده کردن معیارهای اعتبارسنجی مرتبط، می‌توانند به عنوان مدل‌های پیش‌بینی‌کننده معرفی گردند و همچنین این همبستگی میان مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر مشاهداتی از هزینه‌های اجرایی ساختمان، نمی‌تواند تصادفی باشد.

۴- نتیجه گیری

با توجه به اینکه هزینه‌ی پروژه‌های ساخت ساختمان‌های مسکونی با ۳ روش مختلف برآورد شده است، یافته‌های زیر از این مطالعه حاصل گردید.

- روش GEP نسبت به روش‌های SVM و ANN نتایج موفق‌تری در تخمین مقادیر هزینه‌های ساخت هم در مرحله آموزش و هم در مرحله آزمون حاصل نمود. همچنین از رابطه توسعه داده شده با استفاده از روش برنامه‌نویسی بیان ژن می‌توان برای تخمین هزینه‌های ساخت در ابتدای بررسی امکان‌سنجی پروژه‌های ساخت در منطقه مورد بررسی بهره برد.

- روش‌های زیادی جهت بهینه‌سازی ارائه شده است که می‌توان از این روش‌ها جهت بهینه‌سازی استفاده کرد، اما در اینجا سعی شده تا با اطلاعات بدست آمده از روش GEP و عوامل تاثیرگذار بر هزینه با ذکر دو مثال امر بهینه‌سازی را به شرح برسانیم. به طور مثال پیچیدگی پروژه یکی از عوامل اصلی تاثیرگذار بر هزینه‌ی ساخت است، پس با توجه به اطلاعات، باید تمام تلاش را در جهت ساده‌سازی پروژه انجام داد تا هزینه‌های تحمیلی را به طور چشم‌گیر کاهش داد. منظور از این امر این است که به صورتی پروژه را قبل از شروع، طراحی کنیم که کمترین هزینه را نسبت به برآورد بدست آمده با روش GEP داشته باشد. یا در مثال دیگر افزایش ناگهانی قیمت مصالح باعث افزایش هزینه‌ی ساخت می‌گردد که می‌توان با توجه به برآورد انجام شده مصالحی که دچار افزایش ناگهانی هزینه شده‌اند را با داشتن اطلاعات کافی از تمام جهات با مصالح دیگر که افزایش قیمت کمتری داشته‌اند جایگزین کرد تا این افزایش هزینه تا حدودی کاهش یابد.
- از طریق رویکرد مدلسازی های داده مبنا با داشتن اطلاعات کافی از عوامل تاثیرگذار بر هزینه و همچنین برآورد دقیق می‌توان، هزینه‌های ساخت پروژه‌های مسکونی را تا حدود زیادی کاهش داد و ساختمان را با کمترین هزینه و بالاترین کیفیت به اتمام رساند.
- لازم به ذکر است که داده‌های تحقیق حاضر مربوط به سال‌های ۹۳ تا ۹۶ بوده و با توجه به اینکه در این سالها جهش ارزی به وجود نیامده بنابراین قیمت مواد و مصالح تغییراتی را نداشته است. بنابراین تحقیق حاضر در شرایط ثبات اقتصادی در سالهای ۹۳ تا ۹۶ انجام شده است. بنابراین به منظور پیش‌بینی هزینه تمام شده ساخت در سالهای آتی، می‌توان از فاکتور نسبت قیمت ارز در سال مورد بررسی به قیمت ارز در بازه سالهای ۹۳ تا ۹۶ ضریبی را بدست آورد که از ضرب هزینه بدست آمده از رابطه بدست آمده این تحقیق در ضریب بدست آمده، هزینه تقریبی مربوط به ساختمان در آن سال را برآورد کرد.

مراجع

1. Toh, T. C., Ting, C., Ali, K. N., Aliagha, G. U., & Munir, O. (2012). Critical cost factors of building construction projects in Malaysia. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Vol. *57*, PP. 360-367.
2. Cheng, Y. M. (2014). An exploration into cost-influencing factors on construction projects. *International Journal of Project Management*, Vol. *32*, No. 5, PP. 850-860.
3. Juszczyk, M. (2017). The challenges of nonparametric cost estimation of construction works with the use of artificial intelligence tools. *Procedia engineering*, Vol. *196*, PP. 415-422.
4. Guerrero, M. A., Villacampa, Y., & Montoyo, A. (2014). Modeling construction time in Spanish building projects. *International Journal of Project Management*, Vol. *32*, No. 5, PP. 861-873.
5. Kim, H. J., Seo, Y. C., & Hyun, C. T. (2012). A hybrid conceptual cost estimating model for large building projects. *Automation in construction*, Vol. *25*, PP. 72-81.
6. Barg, S., Flager, F., & Fischer, M. (2018). An analytical method to estimate the total installed cost of structural steel building frames during early design. *Journal of Building Engineering*, Vol. *15*, No. 41-50.
7. Cheng, M. Y., Tsai, H. C., & Sudjono, E. (2010). Conceptual cost estimates using evolutionary fuzzy hybrid neural network for projects in construction industry. *Expert Systems with Applications*, Vol. *37*, No. 6, PP. 4224-4231.
8. Bateni, S. M., Borghei, S. M., & Jeng, D. S. (2007). Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. *20*, No. 3, PP. 401-414.
9. R. Ince, (2004), "Prediction of fracture parameters of concrete by artificial neural networks," *Engineering Fracture Mechanic*, Vol. 71, No. 15, PP. 2143–59.
10. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, Vol. *20*, No. 3, PP. 273-297.

11. Uysal, M., & Tanyildizi, H. (2012). Estimation of compressive strength of self compacting concrete containing polypropylene fiber and mineral additives exposed to high temperature using artificial neural network. *Construction and Building Materials*, Vol. *27*, No. 1, PP. 404-414.
12. Ashrafian, A., Amiri, M. J. T., Rezaie-Balf, M., Ozbakkaloglu, T., & Lotfi-Omran, O. (2018). Prediction of compressive strength and ultrasonic pulse velocity of fiber reinforced concrete incorporating nano silica using heuristic regression methods. *Construction and Building Materials*, Vol. *190*, PP. 479-494.
13. LeCun, Y., Jackel, L. D., Bottou, L., Brunot, A., Cortes, C., Denker, J. S., ... & Simard, P. (1995, October). Comparison of learning algorithms for handwritten digit recognition. In *International conference on artificial neural networks*, Vol. 60, PP. 53-60.
14. Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *arXiv preprint cs/0102027*.
15. Ashrafian, A., Gandomi, A. H., Rezaie-Balf, M., & Emadi, M. (2020). "An evolutionary approach to formulate the compressive strength of roller compacted concrete pavement", *Measurement*, Vol. 152, 107309.
16. Rezaie-Balf, M., Maleki, N., Kim, S., Ashrafian, A., Babaie-Miri, F., Kim, N. W., ... & Alaghmand, S. (2019). Forecasting daily solar radiation using CEEMDAN decomposition-based MARS model trained by crow search algorithm. Energies, Vol. 12, No. 8, 1416.
17. GeneXproTools version 5.0 [Computer software]. Gepsoft Limited, Bristol, U.K
18. A. Tropsha, P. Gramatica, V.K. Gombar, (2003), "The importance of being earnest: validation is the absolute essential for successful application and interpretation of QSPR models", Mol. Inf.Vol. 22, No. 1, 69–77.
19. Asteris, P. G., Ashrafian, A., & Rezaie-Balf, M. (2019). "Prediction of the compressive strength of self-compacting concrete using surrogate models", *Computer & Concrete*, Vol. 24, PP. 137-150.
20. Ashrafian, A., Shokri, F., Amiri, M. J. T., Yaseen, Z. M., & Rezaie-Balf, M. (2020). "Compressive strength of Foamed Cellular Lightweight Concrete simulation: New development of hybrid artificial intelligence model", *Construction and Building Materials*, Vol. 230, 1170418.