

ارزیابی آزمایشگاهی سلامت پل معلق براساس فتوگرامتری برد کوتاه هوشمند

ارسلان گرانمایه^۱، پیمان همامی^{۲*}، سیدحسین حسینی لواسانی^۳

۱. کارشناسی ارشد، مهندسی عمران-سازه، دانشگاه خوارزمی

۲. استادیار، مهندسی عمران، دانشگاه خوارزمی

۳. استادیار، مهندسی عمران، دانشگاه خوارزمی

*homami@khu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۴/۰۹

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۲/۲۷

چکیده

در دهه‌های اخیر علم پایش سلامت سازه نقش اساسی در پیش‌گیری از خرابی و افزایش طول عمر سازه‌ها ایفا کرده است. استفاده از ابزارهایی برای انجام رفتارسنجی مطلوب‌ست که دقت کافی را همراه با هزینه کم تحقق بخشند. برای پردازش داده‌های بدست آمده از رفتارسنجی به روش‌هایی نیاز است که قادر باشند سطوح مختلف آسیب را از اطلاعات موجود شناسایی و به‌درستی عیب‌یابی کنند.

رفتارسنجی اپتیکی و عملیات فتوگرامتری برد کوتاه به دلیل هزینه کم و دقت مناسب، به تازگی مورد توجه قرار گرفته‌اند در این مقاله تلاش شده است تا کاربرد روش مذکور در ترکیب با روش تحلیل استقرایی (با ابزارهای مقایسه و یادگیری ماشین) برای رفتارسنجی و عیب‌یابی ماکت آزمایشگاهی سازه یک پل معلق که دارای رفتار پیچیده‌ای است ارزیابی شود. به این منظور، سازه پل مورد نظر تحت سه تراز بارگذاری استاتیکی در سه حالت سالم و آسیب دیده در عرشه و کابل‌ها مورد رفتارسنجی قرار گرفت. آسیب‌ها آگاهانه در مدل آزمایشگاهی ایجاد شدند و از اطلاعات حاصل، پایگاه داده‌ای از رفتار پل در حالات گوناگون ایجاد شد. به منظور امکان سنجی استفاده از روش‌های مختلف در پردازش داده‌ها و عیب‌یابی، ابتدا داده‌های موجود در پایگاه، در روش خطی ساده (مقایسه مستقیم) و آموزش در الگوریتم‌های روش‌های یادگیری ماشین، مورد استفاده قرار گرفتند. پس از آن، دوباره آسیب‌های آگاهانه‌ای در سازه آزمایشگاهی ایجاد شد تا امکان آزمون کارایی و دقت روش‌های مختلف فراهم شود. در پایان، دقت، درستی و پایداری روش‌های پردازش داده ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی با یکدیگر مقایسه شدند.

نتایج نشان داد که با توجه به باندل اجسمنت رفتارسنجی دو بعدی اپتیکی فتوگرامتری برد کوتاه، می‌توان به دقت تضمین شده 0.0021 mm دست یافت. در سطح نخست پردازش داده‌ها یعنی تشخیص وجود آسیب یا عدم وجود آن موفقیت شبکه‌های عصبی بطور کامل و با دقت ۱۰۰٪ همراه بود و در سطح دوم یعنی تشخیص منطقه آسیب دیده، شبکه عصبی با تابع انتقال تانژانت هائپر بولیک ۹۳٪ موفقیت داشت و ماشین بردار پشتیبان با موفقیت ۶۸٪ همراه بود.

واژگان کلیدی: پایش سلامت سازه‌ای، پل معلق، فتوگرامتری برد کوتاه هوشمند، تشخیص خرابی، یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

سازه‌های عمرانی و صنعتی در همه‌جا وجود دارند و عمر آن‌ها در مقایسه با بیشتر محصولات تجاری دیگر طولانی است. همچنین، به دلیل وابستگی به ساخت و سازها و شیوه‌های تعمیر و نگهداری سنتی و محافظه کارانه بودن آیین‌نامه‌های طراحی، به‌کارگیری مصالح هوشمند و رویکردهای ابتکاری در سازه‌ها بسیار محدود است [1]. سازه‌های مهندسی طوری طراحی می‌شوند که ایمن باشند. هرچقدر شرایط بهره‌برداری یک سازه و عملکرد مصالح و سازه‌ها نامشخص‌تر باشد، ضریب ایمنی آن بالاتر خواهد بود [2]. میانگین سنی بسیاری از زیرساخت‌های عمرانی از جمله پل‌های بزرگراهی در ژاپن به زودی ۴۰ یا حتی ۵۰ سال خواهد شد [3]. ایالات متحده هرساله بیش از ۲۰۰ میلیارد دلار صرف تعمیر و نگهداری نیروگاه‌ها، تجهیزات و امکانات می‌کند. از تقریباً ۵۷۶۶۰۰ پل موجود در فهرست موجودی ملی ایالات متحده، حدود یک سوم آن‌ها نیاز به تعمیر دارند یا تعویض دارند [4]. پایش سلامت سازه‌ها مجموعه‌ای از دو گروه ابزارها (سخت‌افزار) و روش‌ها (نرم‌افزار) را به‌کار می‌بندد طوری که قابلیت تبدیل داده‌ها به دانش مفید درباره سازه را داشته باشد [5]. عناصر سخت‌افزاری بیشتر حسگرها و ابزار دقیق مربوط به آن هستند، در حالی که اجزای نرم‌افزار از الگوریتم‌های مدلسازی آسیب و تشخیص آسیب تشکیل شده‌اند [6]. به این ترتیب پایش سلامت سازه یک زمینه کاری میان رشته‌ای است. اهمیت پایش سلامت سازه در صورت وجود خرابی‌های مستمر واضح است [7].

به طور سنتی، سازه‌های بزرگ مانند سدها، پل‌ها، معادن رو باز یا ساختمان‌های بلند مرتبه تحت پایش تغییر شکل‌ها قرار می‌گیرند که با روش‌های نقشه‌برداری زمینی یا روش‌های ژئوتکنیکی، به عنوان نمونه با استفاده از انحراف سنج، میکرومتر، شیب‌سنج، کرنش سنج سیمی یا فشارسنج انجام می‌شود. به تازگی،

حسگرهای فیبرنوری و مبدل‌های لیزری استقرایی یا مبدل‌های جابه‌جایی سنج ولتاژ خطی ۲ نیز رایج شده‌اند. به طور کلی، فشارسنج‌های مقاومت الکتریکی و مبدل‌های جابه‌جایی به طور گسترده‌ای برای پایش سلامت سازه‌ها استفاده می‌شوند. به تازگی، ویبرومتر داپلر لیزری ۳ و حسگرهای گریتنینگ فیبر با موفقیت برای پایش سلامت سازه‌ای طولانی مدت در سازه‌های بزرگ استفاده شده‌اند. دستگاه‌های GPS فعلی نشان داده‌اند که دقت این روش در حدود ۱ سانتی‌متر در جهت افقی و ۲ سانتی‌متر در جهت عمودی است [3].

به دلیل استقرار ابزار دقیق استفاده شده روی سازه مورد نظر برای پایش، ریسک بالایی برای وارد شدن آسیب به آن‌ها وجود دارد [8]. عموماً حسگرها به‌صورت نقطه‌ای اندازه‌گیری می‌کنند، گران قیمت هستند و تجزیه و تحلیل داده‌هایشان وقت گیر است [3]، بنابراین، یک نقطه ضعف کلی این تکنیک‌ها، محدودیت اندازه‌گیری نقطه‌ای و تک بعدی آن‌هاست. اگر اندازه‌گیری هم‌زمان دو یا سه بعدی در چندین مکان مورد نیاز باشد، هزینه ابزاری زیاد و حتی غیرممکن می‌شود [9]. برای انتخاب بهترین و سازگارترین سنسور برای پایش آسیب‌ها و نیروها، باید سه عامل را تعیین کرد: تعداد مطلوب حسگرها، محل قرارگیری آن‌ها و المان‌های قابلیت اطمینان آن‌ها [10]. سنسورهای سنتی همه از نوع تماسی هستند. در بسیاری از موارد، نصب آن‌ها روی سازه، دشوار یا غیرممکن است. در مقابل، فناوری نوری (اپتیکی) به عنوان یک روش اندازه‌گیری بدون تماس در چند دهه گذشته بیشتر مورد توجه قرار گرفته است [11]. مزایای بالقوه این روش‌های سنجش از دور با استفاده از دوربین‌ها یا اسکنرهای لیزری اینست که مستندات بصری دائمی (یا تصاویر یا ابرهای نقطه‌ای) ایجاد می‌شود [8].

فتوگرامتری ویژگی‌های متعددی فراهم می‌کند که از جمله: تماس غیرمستقیم با اشیاء، ضبط تصویر با سرعت بالا، دسترسی

تحلیل و پردازش تعداد خیلی زیادی داده به دست آمده از تحلیل های عددی یا آزمایش ها را دارند. به همین دلیل توانایی پیش بینی و ساخت مدل های تشخیصی برای حل مسائل و وظایف مختلف مهندسی را دارند [14]. شبکه عصبی یک مدل قابل تعمیم است، که بر اساس تجربه مجموعه ای از داده های آموزش بنا شده و در نتیجه بدون قانون صریح است [15].

شبکه های عصبی، شبکه هایی از عناصر ساده، سازگار و کاملاً موازی بهم پیوسته هستند [16]، عناصر پردازش ساده، «نورون» هستند. هر نورون در شبکه قادر به دریافت سیگنال های ورودی، پردازش آنها و ارسال سیگنال خروجی است. هر نورون به حداقل یک نورون متصل است و هر اتصال با یک عدد حقیقی محاسبه می شود که ضریب وزن نامیده می شود و نشان دهنده میزان اهمیت اتصال داده شده در شبکه عصبی است [17]. مزیت اصلی شبکه های عصبی این واقعیت است که آنها قادر به استفاده از برخی از اطلاعات ناشناخته پیش بینی پنهان شده در داده ها هستند (اما قادر به استخراج آن نیستند). روند «گرفتن» اطلاعات ناشناخته «یادگیری شبکه عصبی» یا «آموزش شبکه عصبی» نامیده می شود. در فرمول نویسی ریاضی یادگیری به معنای تنظیم ضرایب وزن به گونه ای است که برخی از شرایط برآورده شود. این یادگیری حتی زمانی رخ می دهد که داده های ورودی حاوی خطا باشند یا ناقص یا مبهم باشند که معمول است. از جمله رایج ترین کاربردهای شبکه های عصبی عبارت اند از «طبقه بندی» و «تقریب تابع» [13].

بیشتر مقالات درباره کاربرد شبکه عصبی مصنوعی براساس الگوریتم های انتشار بازگشتی ۲ هستند که براساس روش بهینه سازی کاهش شیب ۳ کار می کنند که الگوریتمی برای کاهش خطا و دقیق کردن محاسبات است [18]. شبکه های عصبی مصنوعی (همان گونه که در تصویر ۱ نشان داده شده است) از یک ساختار شبکه ساده استفاده می کنند که متشکل از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است. همان گونه که فلش ها نشان می دهند، لایه ها کاملاً به هم متصل شده اند. در ابتدا به هر اتصال یک وزن تصادفی (معمولاً در

آسان به دوربین های دیجیتال مناسب، هزینه کم مشاهده و توانایی پردازش داده های ترکیبی و فوری با عملکرد آسان است. علاوه بر این، انعطاف پذیری بالای این روش در اندازه گیری دقت و قابلیت طراحی برای دستیابی به دقت از پیش تعیین شده، از ویژگی های مهم این ابزار است [12].

گستره کاربرد فتوگرامتری برد کوتاه از کار آزمایشگاهی در فواصل حدود ۱۰cm بین جسم و دوربین تا کار میدانی با فاصله هایی در حدود ۵۰۰m بین سازه مورد نظر و دوربین است. به عنوان نمونه اندازه گیری ترک های مویی بتن تا اندازه گیری تغییر شکل های دیواره ی سد بتنی. همچنین سرعت عکس برداری در دوربین های دیجیتال سیاه سفید تا حدود ۱۰۰۰ فریم بر ثانیه نیز رسیده است [3]. پتانسیل دقت تکنیک های فتوگرامتری معمولاً به بعد جسم وابستگی خطی نشان می دهد، با یک انحراف معیار، دقتی در حدود ۱/۱۰۰۰۰ برابر ابعاد جسم در شرایط کنترل شده می تواند یک رقم واقع گرایانه باشد [9].

روش های تحلیلی براساس قوانین یا معادلاتی که تعریف روشنی از مسئله ارائه می دهند، بنا می شوند. موارد عملی بسیاری وجود دارد که قوانین برای آنها شناخته شده نیست یا کشف کردن آنها بسیار دشوار است که نمی توان با روش های تحلیلی محاسبات را به انجام رساند [13]. تمام مدل های ریاضی توسط معادلات دیفرانسیل جزئی ۱ ارائه داده شده اند که براساس مفروضات مربوط به رفتار متغیرهای مسأله استخراج می شوند [6].

در برخی مسائل پیچیده نمی توان فرضیات ساده کننده را صحیح دانست (دقت مناسب دست نمی آید) و تکنیک های محاسباتی عددی نتایج مناسبی در اختیار قرار نمی دهند. روش دیگر استفاده از استقراء و قیاس حالات مختلف است. یکی از بهترین ابزارهای ریاضی برای این روش تحلیل، یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی مصنوعی است. برخی از ویژگی های اصلی شبکه عصبی مصنوعی «یادگیری و تعمیم»، «تطابق پذیری با تغییرات شرایط» و «تزریق هوش و شهود انسانی با تولید یا ارزیابی یا اصلاح داده های آموزش قابل اعتماد توسط متخصصان» هستند [13]. شبکه های عصبی قابلیت جمع آوری، ذخیره سازی،

در این شکل، سطح آسیب ۳ دارای چهار سطح «۰» به معنای سالم، «۱» به معنای کمی آسیب دیده که پیچ یک دور شل شده بود، «۲» به معنای آسیب متوسط که پیچ چهار دور شل شده بود و «۳» به معنای آسیب شدید که پیچ یا کابل کامل باز شده است. همان گونه که مشخص است برای آزمایش مجموعه سالم و خراب کابل ها ۶ عکس و برای آزمایش پیچ ها ۱۲ عکس برداشت شد. مجموع تعداد عکس ها برای هرطرف پل برابرست با $360 = (6 \times 20) + (12 \times 20)$ عدد.

باتوجه به کیفیت پایین دوربین شماره ۲، داده های یک طرف سازه مناسب پردازش نبود که به این معناست که ۱۸۰ عکس مورد استفاده از هرطرف در اختیار است. که مجموع نهایی تعداد عکس ها برابر ۳۶۰ عدد تصویر است. ذکر این نکته هم ضروری است که در هر برداشت تصویر دوربین شماره ۱ در طرفی است که خرابی اعمال می شود. پس برای تمام حالات آزمایش از آن سمت پل که دارای آسیب است عکس برداری شده است.

شکل (۴) کروکی آزمایشگاه را نشان می دهد. شکل (۵) شماره گذاری تارگت ها را نشان می دهد که گره های پایینی پل به عنوان گره هایی که مورد بررسی از لحاظ وجود و نوع آسیب قرار می گیرند و تحت تأثیر آسیب فیزیکی هستند، در نظر گرفته می شوند، شماره کابل ها با گره های متناظر یکسان است. تارگت های شماره ۱ تا ۱۰ و ۲۱ تا ۳۰ متعلق به سمت «غربی» و تارگت های شماره ۱۱ تا ۲۰ و ۳۱ تا ۴۰ متعلق به سمت «شرقی» پل است.

شکل ۲. سناریو آسیب ها و بارگذاری ها؛

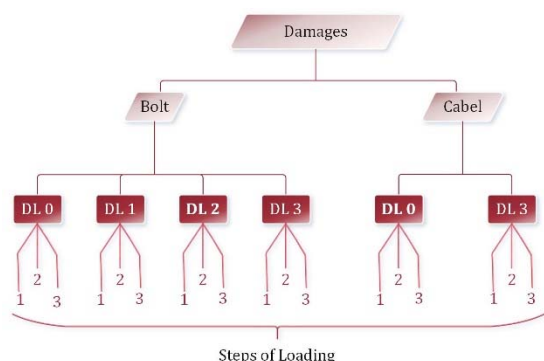


Fig. 2. Loading and Damage Scenarios;

محدوده ۱- تا ۱+) اختصاص می یابد. این وزن ها سپس با پیشرفت آموزش تنظیم می شوند [15].

انتقادات به شبکه عصبی مصنوعی این است که برخلاف سیستم های مدل سازی سنتی، شبکه های عصبی قادر به ارائه توضیح و توجیهی برای پاسخ خود نیست. انتقاد دیگر به شبکه های عصبی مصنوعی عدم توانایی آن ها در برون یابی راه حل برای مشکلات خارج از حوزه آموزش شبکه است. [13].

برای مطالعات تکمیلی می توان به مراجع مورد اشاره در جدول (۱) مراجعه کرد.

شکل ۱. مدل شبکه ی عصبی مصنوعی معمولی [۱۶]

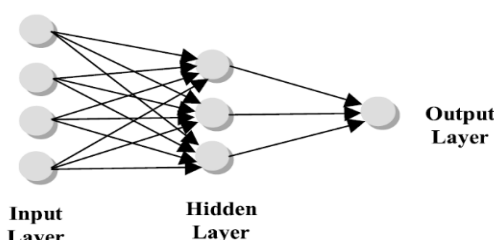


Fig. 1. Typical ANN model

۱. شرح آزمایش

در این مقاله شیوه کار به صورت آزمایشگاهی همراه با تکنیک های عددی و پردازش با برنامه نویسی است. در این آزمایش، روی گره های انتهای اعضای یک پل آزمایشگاهی تارگت هایی چسبانده شد. روی پل بارگذاری استاتیکی یکنواخت با استفاده از وزنه هایی با وزن مشخص انجام شد و هنگام اعمال انواع آسیب ها به پل و بارگذاری ها در مراحل مختلف آسیب و بارگذاری برداشت ها و عملیات فتوگرامتری انجام پذیرفت.

آسیب های اعمال شده در پل در دو حالت آسیب کابل ۱ و پیچ ۲ هستند. آزمایش کابل، دو مرحله ای (خراب-سالم) و آزمایش پیچ چهار مرحله ای است. انواع سناریوهای آسیب ها و گام های بارگذاری در شکل (۲) مشخص است. بارگذاری در سه مرحله «گام ۱، همان بار صفر-اطمینان از وجود کشش در کابل ها»، «گام ۲ که بارگذاری اول» و «گام ۳ که بارگذاری دوم» با قرار دادن وزنه هایی روی تیرهای فرعی پل انجام می شود.

جدول ۱. مرور ادبی؛

سال	شماره منبع	نوع فعالیت	موضوع	توضیحات
2014	پارک و همکاران [19]	آزمایشگاهی	قاب سه بعدی سه طبقه یک دهانه	از 3 دوربین استفاده شد با وسیله‌ای به نام چوب جادویی ¹ برای توجیه سه بعدی مدل انجام شد
			ستون متعلق به قرون وسطی	هدف از انجام این کار بررسی دقت دو روش نقشه برداری سنتی و فتوگرامتری برد کوتاه رقومی ¹ در مدلسازی دقیق و صحیح خرابی‌های ناشی از سالخوردگی و هوازگی بود که حاکی از دقت بسیار بالاتر روش فتوگرامتری برد کوتاه رقومی بود.
2019	زامورا و همکاران [20]	زمینی	تحلیل قابلیت اعتماد یک ورق سخت شونده‌ی عرشه‌ی کششی	روش شبکه‌عصبی مصنوعی، تابع محدوده‌ی عملکرد ³ و روش تحلیل اجزای محدودی ^۱ با روش‌های نمونه‌گیری مونت کارلو ^۲ و نمونه‌برداری با اهمیت در حالات مختلف با شبکه‌های انتخابی ادغام شد
2014	چوجازیک و همکاران. [21]	زمینی	مدل ساخته شده از سقف ورزشگاهی در قطر در قالب یک قاب شبکه‌ای فولادی	با به کارگیری مجموعه‌ای از حسگرهای بی‌سیم و یک شبکه‌ی عصبی کانولوشنی خرابی پیچ یکی از اتصالات و مکانش را با 30 آموزش شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای 10 اتصال به درستی تشخیص دهند.
2020	اوآو سی و همکاران. [10]	آزمایشگاهی	مقاومت در برابر آتش ستون‌های بتن آرمه با بارگذاری برون مرکز	مدل‌هایی از ابعاد مقطع، روش‌های مسلح‌سازی، لایه‌ی بتنی محافظ با ابعاد مختلف و بارگذاری‌های مختلف را ساختند و به عنوان داده‌ی آموزش شبکه‌ی عصبی استفاده کردند. نتیجه برای ستون بتن مسلح با آتش استاندارد یک طرفه در دیوار دقیق بود.
2019	لازاروسکا و همکاران (برگرفته از [22])	مدلسازی	بررسی اثر نفوذ آب در سطوح بتنی اتصال هیدرولیکی	جمع‌آوری اطلاعات از طریق برداشت عکس و پردازش تصویر تشخیص عوارض
2019	فنگ و همکاران [23]	زمینی	تحلیل اطلاعات: شبکه‌عصبی کانولوشن عمیق یادگیری انتقالی که به صحت تشخیص خرابی 96.8٪ دست یافت	

Table 1. Literature Review;

۱-۲- مواد و وسایل

در این آزمایش از ابزار و وسایلی استفاده شد: پل (سازه مورد پایش)، دوربین، تارگت، وزنه، متر و نرم افزار برنامه نویسی.

این مقاله به شکل تخصصی روی بررسی و عیب‌یابی پل تمرکز دارد. از این رو پلی با ابعاد آزمایشگاهی استفاده شد. پل، از نوع کابلی معلق به طول ۲/۳m و عرض ۰/۶m و ارتفاع ۱۲۲cm، ساخته شده از فولاد با مدول الاستیسیته ۲۰۰۰۰۰ Mpa و تنش تسلیم ۳۷۰۰ Mpa و ضریب پواسن ۰/۳ است. دو پایه پل در ابتدا و انتهای پل قرار دارند. این دو پایه ۶۲cm از زمین فاصله داشته و از بلوک‌های بتنی ۵۰kg با ابعاد ۵۲ cm x ۷۵cm ساخته شده‌اند.

ستون‌های پل از دو قوطی فلزی به ارتفاع ۶۱cm و فاصله‌ی ۴۰cm که توسط سه ردیف قوطی ۲سانتیمتر x ۲سانتیمتر ۲ میلیمتر به صوت موازی و به صورت افقی به هم وصل شده‌اند ساخته شده است که این دو ستون در ابتدا و انتهای دهانه

1 Finite element analysis

2 Monte Carlo Sampling

جدول ۳. وزن خالص قرار گرفته روی هریک از تیرهای فرعی پل؛

Step 3	Step 2	Step 1
193/24 gr	120/35 gr	42/45 gr

Table 3. Pure weight on each transvers beams;

همانگونه که پیشتر اشاره شد در این آزمایش از روش فتوگرامتری برد کوتاه دو بعدی با تارگت استفاده شد. تارگت‌ها به شکل مربع‌هایی با ابعاد $1/5 \times 1/5 \text{ cm}$ به رنگ سیاه هستند که درون آن‌ها دایره‌ای با قطر 8 mm به رنگ سفید وجود دارد. شکل (۶) تارگت مورد استفاده را نشان می‌دهد. زبان مورد استفاده در این مقاله زبان برنامه‌نویسی متلب ۱ است. علت استفاده از این نرم‌افزار برای برنامه‌نویسی و تحلیل داده‌ها، وجود جعبه ابزارها و دستورات آماده و مناسب این زبان برنامه‌نویسی است که در عین سادگی، در حد نیاز این مقاله به خوبی پاسخگو است.

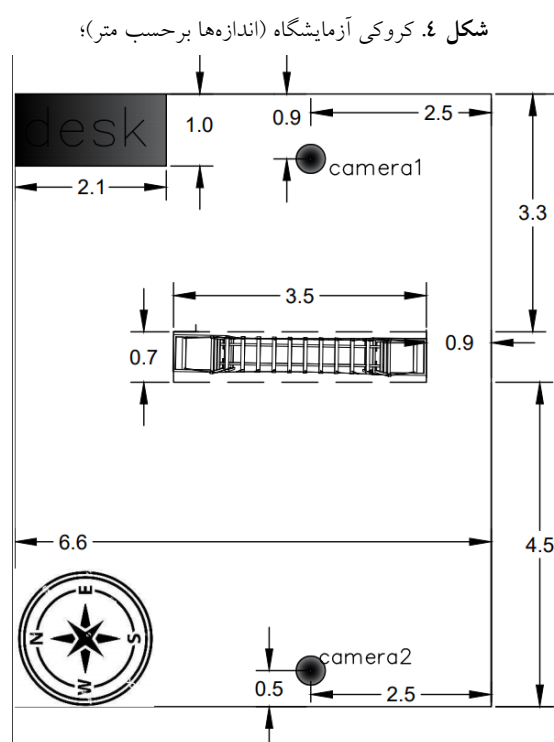


Fig. 4. Laboratory Plan (dimensions in meter);

گرم شدن به بدنه کابل چسبیده است. در شکل (۳) عکس واقعی پل آورده شده است.

در عملیات فتوگرامتری، دوربین ابزار اصلی است که در این آزمایش از دوربینی با مشخصات آمده در جدول (۲) استفاده شده است. که هم‌تراز با عرشه پل قرار داده شده است.

شکل ۳. عکس واقعی پل معلق مقیاس شده آزمایشگاهی؛



Fig. 3. Real Image of Scaled Laboratory Bridge;

جدول ۲. مشخصات دوربین مورد استفاده در آزمایش؛

22/3 x 14/9mm CMOS	Sensor Type
1/6 X 18 = 29 mm	Focal length
22/3 X 14/9 mm	Sensor Dimensions
18 megapixels	Image resolution

Table 2. Camera Features;

بارگذاری این مجموعه آزمایش به صورت استاتیکی و یکنواخت روی کلیه اعضای عرشه اعمال شده است. به این منظور، وزنه‌ها به ترتیب گام‌های نشان داده شده در جدول (۳) در سه گام روی سازه قرار داده شده‌اند. برای بارگذاری، از مهره و پیچ‌هایی فلزی به هم بسته شده استفاده شده، که درون ظرف‌های کوچک روی تیرهای فرعی قرار داده شده‌اند. بار هر گام برای ۱۰ تیر فرعی یکسان است. پس از بارگذاری و تغییر شکل سازه، اقدام به تهیه عکس (برداشت) فتوگرامتری شد. وزن کل وارد بر سازه در هر مرحله عبارتست از وزن وزنه‌های موجود در جدول (۳) که روی ۱۰ عدد تیر فرعی قرار داده شده‌اند.

تارگت‌های مشخص شده در شکل (۶) دارای ابعاد هندسی مشخص و دقیقی هستند. این تارگت‌ها در تمام محیط آزمایشگاه موجود هستند و در تمام عکس‌ها در مناطق مختلف رؤیت و اندازه‌گیری شدند. این کنترل ابعاد پیکسلی تارگت‌ها در مناطق مختلف عکس‌های برداشتی راستی‌آزمایی دیگری بر عملیات فتوگرامتری بود.

درهنگام پردازش تصویر از عملیات زیرپیکسلی^۱ استفاده می‌شود که این امر دقت را تا ۱۴ برابر افزایش می‌دهد. بنابراین دقت قابل قبول مجموعه عملیات فتوگرامتری و پردازش تصویر $0/03 \div 14 = 0/0021 \text{ mm}$ است. بنابراین اندازه جابه‌جایی‌های کمتر از این مقدار قابل قبول نبوده و به بالا روند می‌شوند که البته در این آزمایش پس از انجام عملیات فتوگرامتری عددی کمتر از دقت قابل پذیرش وجود نداشت.

به تبدیل اندازه‌های عکسی که با معیار پیکسل اندازه‌گیری می‌شوند به معیار مختصات زمینی (این مقاله متر) مقیاس کردن عکس گفته می‌شود. طبق روش باندل اجسمنت [19] که در فصل ۱ اشاره شد، برای مقیاس کردن (توجیه خارجی) عملیات فتوگرامتری جسمی با ابعاد مشخص در محل عکسبرداری قرار داده شد، از آن مانند سایر برداشت‌ها برداشت فتوگرامتری می‌شود. پس از انجام اندازه‌گیری جسم روی عکس‌ها با توجه به مشخص بودن ابعاد زمینی آن، تبدیل انجام می‌شود.

در مرحله بعدی، توجیهات فتوگرامتری انجام می‌شود و در مرحله بعد از آن نیز در قالب ماتریس تارگت دسته‌بندی می‌شوند. سپس برای استفاده در کارهای پایش سلامت و تحلیلی در یک فایل اکسل ذخیره شدند. که دو فایل مختصات قرارگیری تارگت‌ها از ۱۲۰ آزمایش پیچ و ۶۰ حرکت آزمایش کابل (توضیحات در پاراگراف‌های سوم و چهارم بخش ۲ ملاحظه شود). برای هرطرف پل نوشته شد (مجموعاً ۳۶۰). شکل (۷) نمونه سمت غربی تمامی نقاط حرکت تارگت‌ها را به صورت ابر نقطه‌ای (تجمیع ترسیم داده‌های مربوط به تارگت‌ها) نشان می‌دهد. مطابق این شکل، تارگت‌های ۱۱ و ۳۳ خطاهای زیادی دارند و از داده‌های این دو تارگت صرف‌نظر می‌شود. به دلیل

شکل ۵. شماره‌گذاری گره‌های پل؛

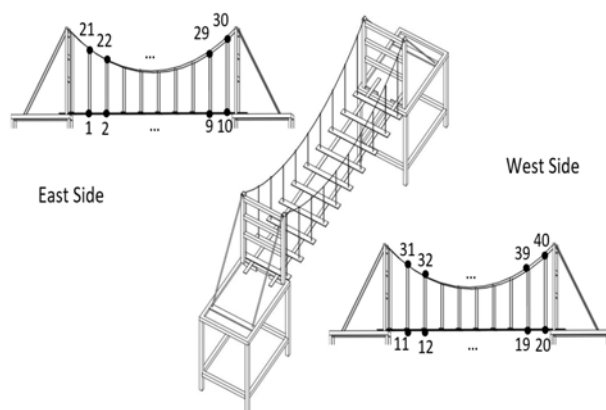


Fig. 5. Targets Numbering;

شکل ۶: شکل تارگت‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها (میلی‌متر)؛

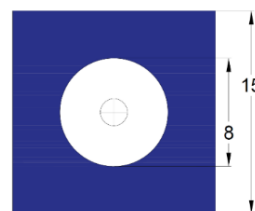


Fig. 6. Targets shape (mm);

۲-۲- عملیات فتوگرامتری

شیوه انجام فتوگرامتری این مقاله به این صورت است که مرکز تارگت‌ها که دایره‌ای سفید در میان مربعی سیاه است، در تمام عکس‌ها دنبال می‌شود. این کار برای ۲۰ تارگت بالا و پایین انجام می‌شود و نتیجه در قالب ماتریس تارگت‌ها حاصل شده و در یک فایل اکسل ذخیره می‌شود. تشخیص این تارگت‌ها در تصاویر فتوگرامتری با عملیات پردازش تصویر شدتی [9] انجام می‌شود.

اندازه پیکسلی عکس‌های گرفته شده حدود Mega

۱۷/۹Pixel با ابعاد حدودی ۵۱۸۰×۳۴۶۰ و قطر ۶۲۳۰pixel

است و هر پیکسل دوربین معادل ۷۲۷/۲۷۳μm است.

با توجه به آنچه در فصل ۱ اشاره شد دقت عملیات فتوگرامتری تا حدود ۱/۲۵۰,۰۰۰ برابر جسم مورد ارزیابی قابل پذیرش است. اما با توجه به اینکه در این مقاله از دوربین غیرمتریک استفاده شد دقت عملیات کاهش یافته و تا ۱/۱۰۰,۰۰۰ قابل قبول است. طول پل ۳m است، بنابراین دقت دو بعدی قابل قبول به صورت $3000 \div 100,000 = 0/03 \text{ mm}$ محاسبه می‌شود.

ملاحظه می‌شود که شیب نمودار برای هر کابل در حد فاصل دو گام بارگذاری، ثابت نیست. بنابراین سختی در کابل‌های مورد نظر ثابت و رفتار غیر خطی (هندسی) مشاهده شده است.

لازم به توضیح است برای اطمینان از این که اعضای پل وارد محدوده غیر خطی مصالح نشوند، بارگذاری به صورت محدود و سبک در نظر گرفته شد طوری که تغییر شکل حداکثر در عرشه پل، هیچگاه از مقدار $L/240$ (طول پل) یعنی 9mm تجاوز نکند. در عمل بیشترین جابه‌جایی در کل آزمایش‌ها، 7mm مشاهده شد.

شکل ۸ نمودار بار-تغییر مکان برای تمامی کابل‌های سمت شرقی پل

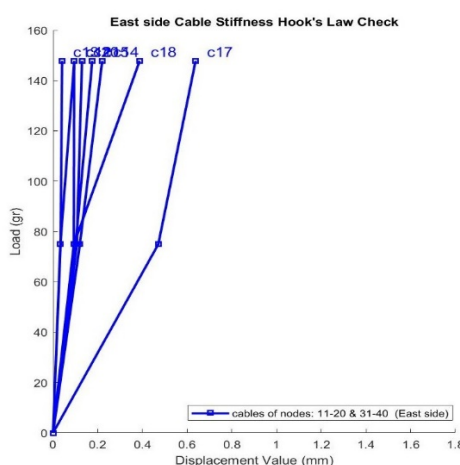


Fig. 8. Load-Displacement for all East side cables;

۴-۲. تشخیص آسیب

تحلیل مرحله بعدی داده‌ها تشخیص آسیب یا عیب‌یابی است. در این آزمایش تعدادی از آسیب‌های مختلف محتمل برای پل معلق در سه مرحله بارگذاری استاتیکی اعمال شد و پس از عملیات فتوگرامتری، داده‌های جابه‌جایی تارگت‌ها در حالات آسیب و سلامت به دست آمد. حال هدف آزمایش اینست که با مقایسه حالت دیگری از پل (حالت جدید) در همین مراحل بارگذاری وضعیت سلامت سازه را تشخیص داد.

برای این هدف دو رویکرد در نظر گرفته شده است که نتایج هریک مورد تحلیل، آزمون و مقایسه قرار می‌گیرد. رویکرد نخست سامانه تخصصی دانش پایه و رویکرد دوم یادگیری ماشین است.

بخش محاسباتی پایش سلامت سازه، نرم‌افزارهای تحلیل رفتارسنجی هستند که به بررسی وضعیت مصالح و مواد یا رفتار کلی

مشابه، از داده‌های تارگت‌های ۲۶ و ۹ از سمت شرقی نیز چشم‌پوشی شد.

۳-۲. تحلیل و پردازش پایگاه داده‌ها

حال باید داده‌های حاصل را مورد تحلیل و پردازش قرارداد. در ابتدا فرضی که درباره رفتار خطی پل بود مورد بررسی قرار می‌گیرد سپس تلاش برای حصول هدف بعدی یعنی عیب‌یابی یا تشخیص آسیب انجام خواهد شد.

رفتار خطی مصالح به معنای این است که از قانون هوک تبعیت کند و رابطه بین جابه‌جایی و بار از درجه یک و خطی است. پس، نمودار بار-تغییر مکان به صورت خط مستقیم با شیب ثابت است. علاوه بر این، رفتار غیر خطی می‌تواند ناشی از آثار ثانویه و هندسی سازه باشد. بعنوان نمونه، کابل‌های تحت کشش، دارای رفتار غیر خطی هندسی هستند. بررسی رفتار غیر خطی چه از نوع مصالح باشد و چه از نوع هندسی، با مقایسه تناسب بین بار و تغییر مکان در سازه یا المان‌ها آن قابل انجام است.

در این مقاله برای حالت سالم پل، سه گام بارگذاری در نظر گرفته شد، سپس نمودار بار-تغییر شکل در کابل‌ها برای این سه گام بارگذاری ترسیم شد (شکل ۸، مربوط به کابل‌های سمت شرقی).

شکل ۷. تارگت‌های تمام عکس‌ها در یک قاب (سمت غربی)؛

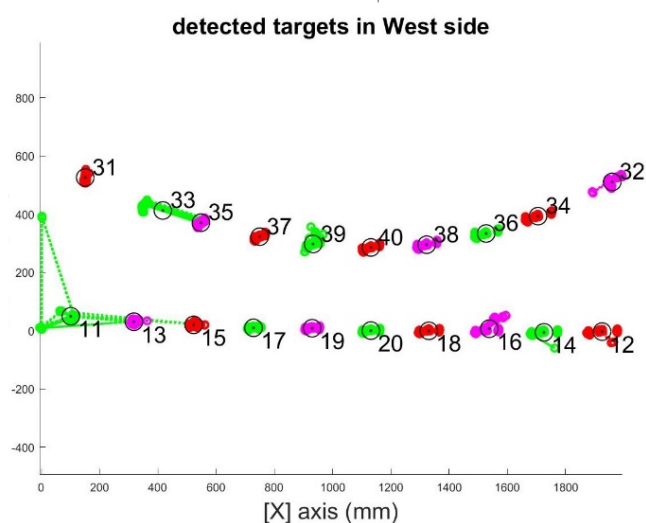


Fig. 7. Targets in all images (west side);

$72 = 2 \times 2 \times 18$ است. جدول (۴) ماتریس پایگاه داده را نشان می‌دهد که در این جدول:

C: Cable (آزمایش کابل شامل دو سطح خرابی سالم (۰) و آسیب دیده (۳))

B: Bolt (آزمایش پیچ شامل چهار سطح سالم (۰)، کمی آسیب دیده (۱)، آسیب متوسط (۲) و آسیب شدید (۳))

DL: Damage Level;

DT: Damage Type;

علت انتخاب المان‌ها به صورت جفت‌بردار، مشاهده رفتار غیرخطی سازه است که باید هر دو بردار حرکت را باهم مورد تحلیل و بررسی قرار داد نه به صورت جداگانه بنابراین تعداد پارامترهای تحلیلی به روش گره‌ای ۷۲ است.

در این مقاله دو سطح تحلیل و خروجی در نظر گرفته شده است. سطح اول حالت باینری (دوتایی) است که تنها شامل دو حالت «آسیب‌دیده» و «سالم» است و سطح دوم تحلیل «محل آسیب» در سه قسمت از پل است. همان‌گونه که در شکل (۹) مشخص است، ۴ گره جنوبی پل در منطقه «۱»، ۴ گره شمالی در منطقه «۲» و ۲ گره وسط هم در منطقه «۳» قرار دارند.

شکل ۹. نمایش سه منطقه خرابی برای تشخیص در سطح دوم تحلیل؛

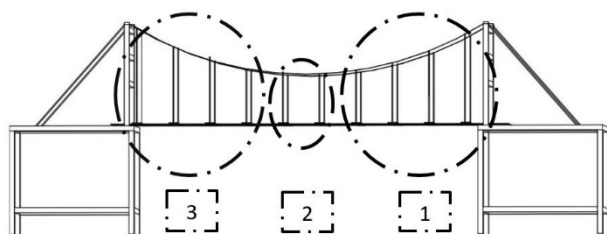


Fig. 9. Three zones of damage;

۲-۴-۱- مقایسه‌ی خطی ساده

در ابتدا کاربرد کامپیوتر در مهندسی در قالب سامانه‌های خبره دانش‌پایه ۳ بود. این سیستم‌ها به این معنا هستند که معادلات و قوانین حاکم بر عملیات در قالب معادلات ریاضیاتی به کامپیوتر داده می‌شود. کامپیوتر با معادلات و قوانین آماده این محاسبات لازم را تا حصول نتیجه انجام می‌دهد. در این مقاله این سیستم به این صورت پیچیده و پیشرفته با برنامه‌نویسی یا استفاده از نرم‌افزارهای اجزای محدودی اعمال نمی‌شود، بلکه به صورت مقایسه ساده خطی است. به این معنی که از

سازه می‌پردازند. یکی از اهداف پایش سلامت سازه‌ای تشخیص آسیب از روی رفتار سازه حاضر است. در این مقاله به جای آنکه در نرم‌افزارهایی که با مدل‌سازی ریاضی و با روش‌هایی مانند اجزای محدود و تفاضل محدود کار می‌کنند، از دو روش مقایسه با پایگاه داده و یادگیری ماشین^۲ برای تشخیص «وضعیت سلامتی» سازه استفاده شده است. استفاده از یادگیری ماشین برای این منظور تاکنون محدود به تحلیل و مقایسه ماتریس‌های سختی و جرم حاصل از سایر مدل‌سازی‌ها بوده اما در این مقاله، هدف، استفاده مستقیم از یادگیری ماشین است که بتواند از طریق الگوهای داده شده از حالت‌های مختلف خرابی و سلامت که از فرآیند فتوگرامتری به دست آمده‌اند، خود را آموزش دهد و سپس تحت آزمون قرار گیرد.

داده‌های آزمون که در نهایت عملکرد هریک از روش‌های محاسبه را ارزیابی می‌کنند دو گونه هستند: در مجموعه نخست داده‌های آزمون شبکه عصبی، آسیب پیچ و کابل شماره‌های ۱۶ و ۱۷ باهم در نظر گرفته شده است که در جمع ۶ داده متشکل از ۴ داده مربوط به آسیب پیچ ۱۶ و ۱۷ با هم و ۲ داده مربوط به آسیب کابل ۱۶ و ۱۷ باهم است. در مورد آزمون‌های آسیب ۱۶ و ۱۷ یادآور می‌شود به دلیل دو آسیب همزمان می‌توان ادعا داشت که ماهیت این داده‌ها با داده‌های موجود در پایگاه داده‌ای متفاوت است و داده‌های آزمون غیرمشابه داده‌های پایگاه داده هستند به همین دلیل برای تشخیص بهتر در جدول (۴) کمی پرنرنگ‌تر نشان داده شده‌اند. مجموعه دوم داده‌های آزمون شبکه عصبی (۱۰ آزمون) متشکل از ۵ داده تصادفی مربوط به وضعیت سلامت (سطوح آسیب مندرج در شکل ۱) برای گره‌های ۱ تا ۲۰ است و ۵ داده مربوط به به وضعیت سلامت گره‌های ۱۰ تا ۱ هستند. آسیب‌هایی که به صورت تصادفی از داده‌های آموزش جدا شده‌اند و برای ارزیابی مورد استفاده قرار می‌گیرند. دلیل این دو گونه داده آزمون این است که هر دو حالتی که داده‌ها مشابه داده‌های پایگاه داده هستند و داده‌ها متفاوت از داده‌های پایگاه داده به دست آمده‌اند در ارزیابی عملکرد روش انتخابی شرکت داشته باشند.

در این مقاله پردازش جابجایی‌های حاصل از بارگذاری‌ها در حالات گوناگون سازه به صورت گره به گره «گره‌ای» که شامل بررسی بردارهای جابجایی هر گره، مد نظر است. تعداد المان‌های محاسباتی

حالات آسیب موجود برداشت شده از پل که در پایگاه داده موجود است حالت مشابه آزمون را پیدا می کند و به عنوان خروجی برنده ارائه می دهد و اگر حالت مشابه نبود، نزدیک ترین را معرفی می کند. در این نوع عیب یابی، معیار مشابهت، مجموع قدر مطلق حاصل تفریق مؤلفه های برداری ورودی آزمون از مؤلفه های برداری مشابه در نمونه های پایگاه داده است.

$$\sum_{i=1}^{72} |TS_{ij} - DS_{ik}| \quad \begin{matrix} j=1:18 \\ k=1:360 \end{matrix} \quad (1)$$

TS: المان های داده های آزمون؛ DS: المان های داده های پایگاه داده؛ عدد ۷۲ تعداد المان های محاسباتی است که دو مؤلفه مختصاتی ۱۸ تارگت برای هر طرف پل در دو گام بارگذاری است.

۲-۴-۲- یادگیری ماشین

در ابتدا یادگیری ماشین با استفاده از ماشین های بردار پشتیبان^۱ و سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد و پس از آن نتایج تشخیص آسیب مقایسه شد.

یادگیری ماشین، درواقع الگوریتم هایی هستند که با استفاده از نمونه های داده شده به آن ها و تجربیات خودشان، بیاموزند. در واقع، در این علم تلاش می شود تا با بهره گیری از الگوریتم ها، یک ماشین به شکلی طراحی شود که بدون آنکه صراحتاً برنامه ریزی و تک تک اقدامات به آن دیکته شود بتواند بیاموزد و عمل کند. به جای برنامه نویسی تمام معادلات و قوانین و شرط ها، داده ها به یک الگوریتم عمومی داده می شوند و این الگوریتم است که بر اساس داده هایی که به آن داده شده منطبق خود را می سازد.

برای یادگیری ماشین به داده های ورودی^۲ و داده های هدف^۳ نیاز است. شبکه عصبی مجموعه نمونه ها را در قالب ورودی دریافت می کند، محاسبات با ضرایب حاضر را انجام می دهد، سپس به یک خروجی^۴ می رسد که این خروجی را با داده های هدف که به آن داده شده است مقایسه می کند و در مرحله بعد با نمونه ورودی بعدی ضرایب خود را اصلاح می کند تا در نهایت خروجی های شبکه نزدیک ترین حالت به هدف ها شوند که می توان ادعا کرد آموزش شبکه عصبی کامل شده است.

در هر بارگذاری، سه سری وزنه روی سازه قرار داده می شود که حاصل آن ها دو بردار حرکت برای هر تارگت است. هر یک از این بردارها مجموعه دوتایی باهم به عنوان یک نمونه آموزشی یا آزمایش برای شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند و حالت خراب یا سالم آن ها (۱ یا ۰) و در تحلیل منطقه خرابی (۰ و ۱۰ و ۲۰ و ۳۰) در ماتریسی تحت عنوان ماتریس هدف در نظر گرفته می شوند. ماشین بردار پشتیبان و دو شبکه عصبی تخمینی تابع مورد استفاده قرار گرفت و نتایج آن ها با همدیگر مقایسه شد.

۲-۴-۱- ماشین بردار پشتیبان

ماشین های بردار پشتیبان نوعی روش یادگیری ماشین نظارت شده برای طبقه بندی هستند که در آن ها اصلاح ضرایب وزن به صورت خطی ثابت (بیشتر تابع k-means) انجام می شود.

نتایج تشخیص آسیب با استفاده از روش محاسباتی ماشین بردار پشتیبان و مقایسه ساده خطی در جدول (۵) آورده شده است. با توجه به این جدول، در مقایسه خطی ساده از ۴ آزمون حالت سالم تنها ۱ حالت درست تشخیص داده شد. عملکرد این روش در داده های غیرمشابه پایگاه داده بهتر از داده های مشابه بود. در هر دو سطح تحلیل، عملکرد شبکه در داده های مشابه پایگاه داده بهتر از داده های غیرمشابه پایگاه داده است. عملکرد ماشین بردار پشتیبان در حالتی که تعداد دسته ها بیشتر است (تشخیص منطقه آسیب) بهتر است.

۲-۴-۲- شبکه عصبی مصنوعی

در این مقاله پس از مقایسه ساده و ماشین بردار پشتیبان از شبکه عصبی تخمین تابعه نیز استفاده شد. شکل (۱۰) معماری شبکه عصبی مورد استفاده در این مقاله را نشان می دهد.

تفاوت شبکه های عصبی با ماشین های بردار پشتیبان در این است که تابع فعال سازی در شبکه های عصبی برخلاف ماشین های بردار پشتیبان خطی نیست که توقع می رود منتج به آموزش بهتری شود. در رویکرد مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی تخمین تابع، خرابی به صورت یک تابع فرض می شود که خروجی آن یک

جدول ۴. ماتریس پایگاه داده؛

		Total number of Columns: 72								
Node #	DL and DT	Load 1 to Load 2 Vectors				Load 2 to Load 3 Vectors				
		36				36				
Total number of Rows: 120	1	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	1	B-1	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	1	B-2	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	1	B-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	1	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	1	C-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	B-1	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	B-2	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	B-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	2	C-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	.	.	.	.	..	..	..	..	..	..
	20	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	20	B-1	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	20	B-2	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	20	B-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	20	0	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
	20	C-3	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈	X ₁ , Y ₁	X ₂ , Y ₂	...	X ₁₈ , Y ₁₈
Total Size of Database Matrix= 120 x 72										

Table 4. Database Matrix

تعداد لایه: تنها به ساده‌ترین حالت معماری شبکه پرداخته شده که سه لایه (ورودی، خروجی، یک لایه مخفی) است و تمرکز بر بررسی تأثیر سایر پارامترهای شبکه عصبی بر نتایج بوده است. اندازه‌ی بردار ورودی: پارامترهای ورودی شبکه عصبی معادل بردار حرکت تارگت‌ها هستند. بیشتر این پارامترها برای تحلیل گره‌ای در فرمول ۱۱ محاسبه و تعیین شد که ۷۲ عدد است.

تعداد گره‌های لایه مخفی: یکی از پارامترهایی است که کاملاً تجربی تعیین می‌شود. اگرچه فرمول‌هایی در ارتباط با تعداد گره‌های لایه مخفی تعریف شده‌اند اما همیشه صادق نیستند بنابراین در این مقاله چندین عدد مختلف از کم به زیاد امتحان شد تا عملکرد بهینه شبکه عصبی پیدا شود و معیار بهتر بودن در تعیین تعداد گره، عملکرد رگرسیونی شبکه در نظر گرفته شد. عددهای امتحان شده بین ۱۰ تا ۱۰۰۰۰ هستند. هرچه تعداد گره‌های لایه مخفی بیشتر می‌شود مجهولات شبکه و زمان محاسبات و آموزش شبکه نیز بیشتر می‌شود.

عدد حقیقی است. ورودی‌های شبکه عصبی بردارهای حرکت هستند. ۷۲ پارامتر ورودی و خروجی، وضعیت آسیب‌دیدگی که در سطح اول دو حالت سالم (۰) و آسیب‌دیده (۱۰) و در سطح دوم چهار حالت سالم (۰)، آسیب در شمال پل (۱۰) آسیب در جنوب پل (۲۰) و آسیب در وسط پل (۳۰) را شامل می‌شود. شبکه‌های عصبی پارامترهایی دارند از جمله:

شکل ۱۰. معماری شبکه عصبی و پارامترهای آن؛

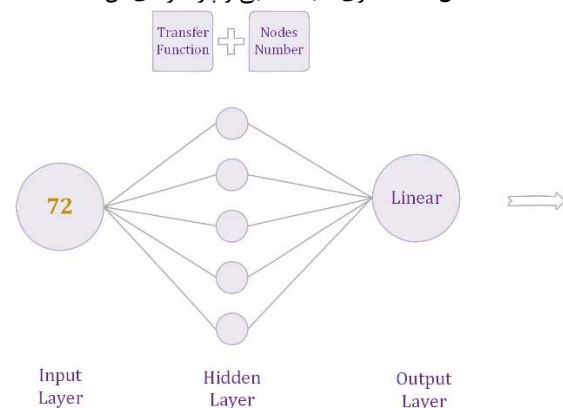


Fig. 10. ANN architecture and parameters;

(سالم-آسیب دیده) پرهیز شد و به حالت تشخیص منطقه آسیب پرداخته شد.

مطابق توضیحات کلی بخش ۲-۴، نتایج تشخیص ۱۶ آزمون منطقه آسیب با پردازش گره‌ای و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تانژانت‌هایپربولیک در جدول (۵) نشان داده شده است. همان‌گونه که در سطر ۱ تا ۶ جدول مشخص است، شبکه عصبی تانژانت‌هایپربولیک با ۲۱۶ گره لایه مخفی تمامی داده‌ها با ساخت غیرمشابه پایگاه داده را درست تشخیص داد و عملکرد خوبی داشت. همچنین در تشخیص حالت‌های سالم نیز کاملاً درست عمل کرد. شبکه عصبی ساخته شده با تابع بهینه‌سازی لونیگ-مرکوات با ۲۰۰ گره در لایه مخفی در تشخیص حالت‌های سالم کاملاً موفق بوده و برای حالتی که داده‌ها به صورت غیرمشابه پایگاه داده باشند عملکرد مطلوبی دارد (سطر ۷ تا ۱۶ جدول).

نمودار موجود در شکل (۱۱) نتایج آزمون تشخیص آسیب روش‌های مورد مطالعه را مقایسه می‌کند. عددها، میزان موفقیت از ۱۶ که تعداد کل آزمون‌ها است، می‌باشند.

بهترین عملکرد متعلق به شبکه‌های عصبی تخمین تابع است اما در این دو شبکه با توابع یاد شده، با توجه به رگرسیون‌های مشاهده شده و مقایسه اعداد تخمینی توابع، شبکه تانژانت‌هایپربولیک عملکرد بهتری دارد.

۲. تقدیر و تشکر

از آزمایشگاه سازه و مرکز رشد دانشگاه خوارزمی بابت حمایت‌ها و امکاناتی که در اختیار قرار دادند مراتب تشکر به عمل می‌آید.

۳. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، رفتارسنجی و عیب‌یابی یک پل معلق آزمایشگاهی با استفاده از فتوگرامتری برد کوتاه و یادگیری ماشین انجام شد. بارگذاری پل به صورت استاتیکی بود. تمام جابه‌جایی‌ها در قالب یک پایگاه داده مورد استفاده قرار گرفت. سپس برای تشخیص خرابی با استفاده از استقرار، روش‌های گوناگون بررسی شد و موفقیت این روش‌ها مورد

تابع انتقال: توابع اصلاح ضرایب وزن و عرض از مبداها هستند و آموزش شبکه را پیش می‌برند. علت استفاده از توابع سیگموئید یا غیرخطی این است که در داده‌های آموزش، ممکن است در جاهایی به ویژه انتهای بازه‌ها تغییرات زیاد متغیر مستقل تغییرات کم متغیر وابسته را به همراه داشته باشد که این امر در توابع خطی امکان‌پذیر نیست. دو تابع آموزش تانژانت‌هایپربولیک^۲ (به دلیل اینکه پاسخ بیشتر معادلات دیفرانسیل در مدل‌سازی‌های ریاضی توابع هایپربولیک هستند) و لونیگ-مرکوات^۳ (به دلیل اینکه این تابع آموزش بازگشتی نوع دیگری از آموزش را تحت پوشش قرار می‌دهد) در این مقاله مورد استفاده قرار می‌گیرند (هر دو تابع از توابع معروف در شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقالات مرتبط هستند) [6, 24]. برای ارزیابی اختلاف عملکرد شبکه از اهداف از تابع کمترین مربعات؛ استفاده می‌شود. این تابع، تابع نرمالیزه شده اختلاف مربعات است که در ارزیابی خطاها مناسب است [24].

سایر مشخصات: حذف سطرهای یکسان و نرمال‌سازی خطی ورودی‌ها بین -۱ و +۱ با مرکزیت ۰؛ و انتخاب انواع داده‌ها از مجموعه داده‌های ورودی به صورت: آموزش ۷۰٪، راستی‌آزمایی ۱۵٪، آزمون ۱۵٪.

پس از ساختن شبکه عصبی با پارامترها، ورودی‌ها و خروجی‌های اشاره شده، این شبکه به اجرا درآمد و عملکرد شبکه نسبت به داده‌ها در قالب مقایسه خروجی شبکه با اهداف داده شده از طریق مقایسه همبستگی (رگرسیونی) با ترسیم نمودارهای رگرسیون موجود در نرم‌افزار متلب انجام شد. شیب نمودار همبستگی هرچه به ۱ و عرض از مبدا آن هرچه به ۰ نزدیک‌تر باشند خط برازش خروجی و اهداف به هم نزدیک‌تر بوده و عملکرد شبکه عصبی بهتر می‌شود.

بررسی‌ها نشان داد که بهترین عملکرد رگرسیونی با تابع انتقال تانژانت هایپربولیک با تعداد گره‌های ۲۱۶ و با تابع لونیگ-مرکوات با تعداد گره‌های ۲۰۰ در لایه مخفی بدست می‌آید.

در پردازش با شبکه‌های عصبی ساخته شده با ویژگی‌های یاد شده حاصل تحلیل مرحله نخست همگی این شبکه‌ها با موفقیت کامل (۱۶/۱۶) همراه بود. بنابراین در جدول‌های زیر از ذکر حالت باینری

ارزیابی و آزمون قرار گرفتند.

عملیات فتوگرامتری برد کوتاه برای اندازه‌گیری جابه‌جایی‌ها و تغییرشکل سازه روش کارآمد با هزینه کم است. در عملیات فتوگرامتری برد کوتاه هر عکس بخش‌های زیادی از سازه را پوشش می‌دهد (در این آزمایش کل سازه) که به این معناست که در یک لحظه بدون نیاز به همگام‌سازی خاصی می‌توان چندین بخش از سازه را مورد پایش و بررسی قرار داد. شکل ۱۱. نمودار موفقیت روش‌های تشخیص منطقه آسیب؛

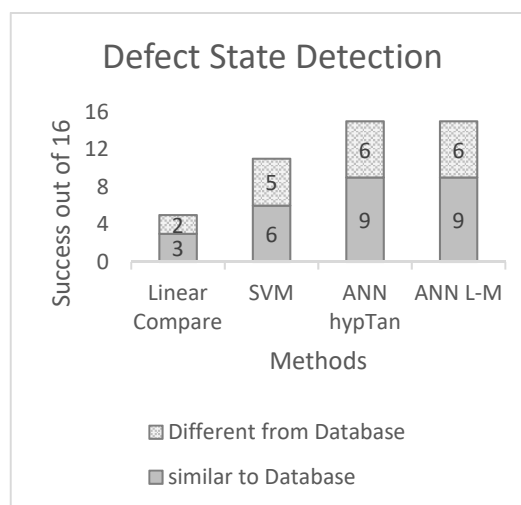


Fig. 11. Different methods of defect detection success

استفاده از پردازش تصویر شدتی به جای تشخیص رنگ در عکس‌های رنگی می‌تواند حجم محاسبات لازم برای پردازش تصویر را به شکل مناسب و به حد مطلوبی کاهش دهد.

دقت عملیات فتوگرامتری دو بعدی در دو جهت متعامد مختصات حدود 0.021 mm برآورد شد. از آنجایی که حین اندازه‌گیری جابه‌جایی‌ها و تغییرشکل‌ها مقداری کوچکتر از این مقدار استخراج نشد، دقت عملیات در حد قابل قبول است.

شبکه‌ی عصبی‌هایی با تعداد گره‌های متنوع مورد آموزش و آزمون قرار گرفتند. هرچه تعداد گره‌های لایه مخفی بیشتر شد مجهولات شبکه و زمان محاسبات افزایش یافت. زمان محاسبات آموزش شبکه از ۷ ثانیه با ۳۰ گره تا حدود ۴۹ دقیقه با ۳۲۰ گره مشاهده شد.

بهترین نتیجه از پردازش گره‌ای با شبکه‌ی عصبی تانژانت‌هایربولیک گرفته شد. دقت این روش برای یافتن منطقه خرابی ۹۳٪ است.

حداقل دقت ۳۱٪ در روش مقایسه خطی (سامانه خبره

دانش‌پایه) مشاهده شد.

میانگین دقت در بین بهترین عملکردهای تمام روش‌های

اعمال شده حدود ۶۷٪ است که این به معنای این است که

انتخاب روش مناسب در افزایش دقت تأثیرگذار است.

جدول ۵. نتایج تشخیص خرابی با روش های مختلف؛

Experiment Situation	Linear Comparison result			SVM result				Hyperbolic Tangent		Levenberg-Marquardt	
	Binary Analysis	Damage State Analysis		Binary Analysis	Damage State Analysis			Hidden Layer Size: 216		Hidden Layer Size: 200	
#	compare	Node	compare	Result	Compare	Result	compare	Result	compare	Result	compare
1	×	16	☑	Healthy	×	10	☑	10	☑	10	☑
2	☑	13	×	Damaged	☑	10	☑	20	☑	20	☑
3	×	16	☑	Healthy	×	0	×	10	☑	10	☑
4	☑	11	×	Healthy	×	10	☑	10	☑	10	☑
5	☑	11	×	Healthy	×	10	☑	10	☑	10	☑
6	☑	11	×	Damaged	☑	20	☑	20	☑	20	☑
7	☑	19	☑	Healthy	×	20	×	10	×	30	☑
8	×	13	×	Healthy	×	10	☑	10	☑	10	☑
9	×	16	☑	Damaged	☑	10	×	20	☑	20	☑
10	×	11	×	Healthy	☑	0	☑	0	☑	0	☑
11	☑	11	☑	Healthy	☑	0	☑	0	☑	0	☑
12	☑	7	×	Healthy	×	0	×	30	☑	30	☑
13	×	20	×	Healthy	×	10	☑	10	☑	10	☑
14	☑	13	×	Healthy	×	30	×	20	☑	10	×
15	×	1	×	Healthy	☑	0	☑	0	☑	0	☑
16	×	8	×	Healthy	☑	0	☑	0	☑	0	☑
Success	8/16	5/16		7/16		11/16		15/16		15/16	

Table 5. Results of defect detection using different methods

- [9] Maas, H.-G. and U. Hampel 2006 Photogrammetric techniques in civil engineering material testing and structure monitoring, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. 72(1): p. 39-45.
- [10] . Avci, O., et al. *Convolutional Neural Networks for Real-time and Wireless Damage Detection*. in *Dynamics of Civil Structures, Volume 2: Proceedings of the 37th IMAC, A Conference and Exposition on Structural Dynamics 2019*. 2019. Springer.
- [11] Goda, I., G. L'Hostis, and P. Guerlain 2019 In-situ non-contact 3D optical deformation measurement of large capacity composite tank based on close-range photogrammetry, Optics and Lasers in Engineering. 119: p. 37-55.
- [12] Esmaili, F., et al. 2019 Evaluation of close-range photogrammetric technique for deformation monitoring of large-scale structures: a review, Journal of Geomatics Science and Technology. 8(4): p. 41-55.
- [13] Rafiq, M., G. Bugmann, and D. Easterbrook 2001 Neural network design for engineering applications, Computers & Structures. 79(17): p. 1541-1552.
- [14] Knezevic, M., et al. 2018 Artificial Neural Networks and Fuzzy Neural Networks for Solving Civil Engineering Problems, Complexity. 2018.

۴. منابع

- [1] Ansari, F., *Sensing issues in civil structural health monitoring*. 2005: Springer.
- [2] Boller, C., F.-K. Chang, and Y. Fujino, *Encyclopedia of structural health monitoring*. 2009: Wiley.
- [3] Ri, S., et al. 2012 Noncontact deflection distribution measurement for large-scale structures by advanced image processing technique, Materials Transactions. 53(2): p. 323-329.
- [4] Giurgiutiu, V., *Structural health monitoring: with piezoelectric wafer active sensors*. 2007: Elsevier.
- [5] Chatzi, E.N. and C. Papadimitriou, *Identification methods for structural health monitoring*. Vol. 567. 2016: Springer.
- [6] Gopalakrishnan, S., M. Ruzzene, and S. Hanagud, *Computational techniques for structural health monitoring*. 2011: Springer Science & Business Media.
- [7] Pawar, P.M. and R. Ganguli, *Structural health monitoring using genetic fuzzy systems*. 2011: Springer Science & Business Media.
- [8] Datchev, I., A. Habib, and M. El-Badry 2011 Estimation of vertical deflections in concrete beams through digital close range photogrammetry, The ISPRS Remote Sensing and Spatial Information Sciences.

- [21] Chojaczyk, A.A., et al. 2015 Review and application of artificial neural networks models in reliability analysis of steel structures, *Structural safety*. 52: p. 78-89.
- [22] ingh, V., et al. 2019 Feasibility of artificial neural network in civil engineering, *Int. J. Trend Sci. Res. Dev.* 3: p. 724-728.
- [23] Feng, C., et al. 2019 Structural damage detection using deep convolutional neural network and transfer learning, *KSCE Journal of Civil Engineering*. 23(10): p. 4493-4502.
- [24] MathWorks.com.
- [15] Nielsen, M.A., *Neural networks and deep learning*. Vol. 2018. 2015: Determination press San Francisco, CA.
- [16] Kohonen, T. 1988 An introduction to neural computing, *Neural networks*. 1(1): p. 3-16.
- [17] Svozil, D., V. Kvasnicka, and J. Pospichal 1997 Introduction to multi-layer feed-forward neural networks, *Chemometrics and intelligent laboratory systems*. 39(1): p. 43-62.
- [18] Hagan, M.T., H.B. Demuth, and M. Beale, *Neural network design*. 1997: PWS Publishing Co.
- [19] Park, S., et al. 2015 3D displacement measurement model for health monitoring of structures using a motion capture system, *Measurement*. 59: p. 352-362.
- [20] Soto-Zamora, M.A., et al., *Application of Digital Close-Range Photogrammetry to the Modeling of Heritage Structural Elements for Its Analysis by FEM*, in *Structural Analysis of Historical Constructions*. 2019, Springer. p. 342-350.

Laboratory evaluation of suspension bridge health based on intelligent close-range photogrammetry

Arsalan Granmayeh¹, Peyman Homami^{2*}, Seyed Hossein Hosseini Lavassani³

1. Graduate Student, Kharazmi University, Tehran, Iran.

2. Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Kharazmi University, Tehran, Iran.

* homami@khu.ac.ir

Abstract

In recent decades, the science of structural health monitoring has played a key role in preventing damage and extending the life of structures. To conduct behavioral assessment, it is desirable to use tools that achieve sufficient accuracy with low cost. The processing of behavioral data requires methods that are able to identify and correctly troubleshoot different levels of damage from existing information.

Nowadays, sensors are used to measure the behavior of structures including deformations and displacements and even deflections, but these sensors have some weak points. For example, Risk of damage to the sensor, pointwise and one-dimensional measuring, their data is difficult to analyze and using multiple or high-tech sensors becomes expensive.

Optical behavior measurement and close-range photogrammetric operations have recently received attention due to their low cost and good accuracy. This method has some advantages like Indirect contact with objects, high-speed image capture, easy access to convenient digital cameras, low viewing costs, and the ability to process composite and instant data with easy operation. In addition, the high flexibility of this method in measuring accuracy and design capability to achieve predetermined accuracy is an important feature of this tool.

Analytical methods are based on rules or equations that provide a clear definition of the problem. These methods work well in the cases which the rules are accurately clear and defined but there are many practical cases for which the rules are not known or it is very difficult to discover that calculations cannot be performed using analytical methods.

Neural network is a generalizable model, which is based on the experience of a set of training data and therefore free of explicit law. Neural networks have the ability to collect, store, analyze, and process large amounts of data from numerical analyzes or experiments. Therefore, they have the ability to predict and build diagnostic models to solve various engineering problems and tasks

In this paper, an attempt has been made to use this method to measure and troubleshoot laboratory model of a scaled suspension bridge that has a relatively complex behavior. For this purpose, the structure was subjected to uniform static loading in three step levels with three states: healthy and damaged in the deck and cables. Damages were created quite intentionally in the laboratory model, and from the information obtained, a database of bridge behavior in various situations was created. In order to assess the feasibility of using different methods in data processing and troubleshooting, first the data in the database were used in a simple linear method (direct comparison) and training in algorithms of machine learning methods. After that, deliberate damage was done again in the laboratory structure to allow testing the efficiency and accuracy of different methods. Finally, the accuracy, precision, and stability of the data processing methods of the support vector machine and artificial neural network were compared.

The results showed that by object bundle justification of two-dimensional optical behavior measurement with close-range photogrammetry, a guaranteed accuracy of 0.0021 mm could be achieved. Using intensity image processing seems helpful to ease the calculation. Using high number of nodes in hidden layer makes it more difficult and time-consuming to train the neural network. In the first level of processing, the detection of the presence or absence of damage was associated with the complete superiority of neural networks with 100% accuracy and in the second level, the detection of the affected area, depending on the type of processing, the neural network with hyperbolic tangent transfer function archived 93% accuracy and the support vector machine archived 68% of the accuracy.

Keywords : Structural Health Monitoring, Suspension Bridge, Intelligent Close-Range Photogrammetry, Troubleshooting, Machine Learning, Support Vector Machine, Artificial Neural Network.