

کاربرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی در مدل‌های انتخاب وسیله

مرضیه فراسات (کارشناس ارشد)

محمد کرمانشاه (استاد)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

مسئله‌ی آلودگی هوا در محدوده‌ی مرکزی شهرها همواره مورد توجه برنامه‌ریزان شهری بوده است. یکی از روش‌های مدیریتی به منظور کاهش آلودگی هوا در این محدوده، اخذ عوارض ورود وسایل نقلیه به این محدوده است. سیاست قیمت‌گذاری در محدوده‌ی مرکزی شهر تهران موضوع مورد بررسی این پژوهش است. هدف از این پژوهش آگاهی از نحوه‌ی تغییر سهم وسایل نقلیه‌ی مختلف (شخصی، تاکسی، اتوبوس و مترو) به‌ارزای قیمت‌های مختلف ورود به این محدوده با استفاده از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۱ است. از دیگر اهداف این پژوهش، مقایسه‌ی مدل‌های لوجیت (که در پژوهش‌های انجام شده قبلی به‌کار گرفته شده) با شبکه‌ی عصبی بوده است. برای انجام این مقایسه در شرایطی کاملاً یکسان و برابر، از آمار استفاده‌شده در پژوهش‌های پیشین استفاده شده است.

واژگان کلیدی: مدل‌های انتخاب وسیله، شبکه‌های عصبی، مدل‌های لوجیت، سیاست قیمت‌گذاری.

۱. مقدمه

از آنجا که جمعیت شهرنشین در مقایسه با سیستم‌های حمل‌ونقل از رشد بیشتری برخوردارند، و نیز با توجه به این که توسعه‌ی سیستم‌های حمل‌ونقل نیازمند سرمایه‌گذاری‌های کلان است، برنامه‌ریزی صحیح کاربرد شبکه‌های حمل‌ونقل همواره عاملی کارگشا در حل مشکلات شبکه‌های ترافیک شهری بوده است. یکی از راه‌حلهایی که در زمینه‌ی کاهش تراکم ترافیک مطرح می‌شود، سیاست‌های مختلف قیمت‌گذاری اجزای مختلف شبکه‌ی حمل‌ونقل است.

می‌توان گفت که در سال ۱۹۷۵ در سنگاپور نخستین قیمت‌گذاری در شبکه انجام شد. هدف از اجرای این طرح کاهش تراکم ترافیک در منطقه‌ی مرکزی شهر بود. بهای ورود به محدوده‌ی مورد نظر به صورت روزانه یا ماهانه اخذ می‌شد، و برحسب نوع وسیله‌ی نقلیه متغیر بود. اخذ این هزینه منجر به کاهش ۴۴٪ ترافیک در محدوده‌ی قیمت‌گذاری شد، زیرا استفاده‌کنندگان به استفاده‌ی مشترک از وسایل نقلیه‌ی شخصی و نیز استفاده از سیستم حمل‌ونقل همگانی روی آوردند و سرعت‌ها در محدوده‌ی مورد نظر به میزان قابل ملاحظه‌ی افزایش یافت.^[۱]

آگاهی از نحوه‌ی تغییر سهم وسایل نقلیه‌ی مختلف - وسیله‌ی شخصی، تاکسی، اتوبوس و مترو - به‌ارزای قیمت‌های مختلف ورود به محدوده‌ی ترافیکی یکی از اهداف این پژوهش است.

از مهم‌ترین پایه‌های برنامه‌ریزی حمل‌ونقل، ساخت و پرداخت مدل‌های انتخاب

وسيله نقلیه (تفکیک سفر^۲) است. تصمیم‌گیری یک مسافر در انتخاب وسیله، بستگی به عوامل گوناگونی دارد. اعمال برخی از سیاست‌ها، از جمله سیاست قیمت‌گذاری منطقه‌ی ترافیکی، بر این عوامل و در نتیجه بر انتخاب وسیله‌ی نقلیه توسط استفاده‌کنندگان سیستم حمل‌ونقل اثر می‌گذارد.

در زمینه‌ی ساخت و پرداخت مدل‌های انتخاب وسیله با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، مطالعات متعددی در نقاط مختلف دنیا انجام شده است. در یکی از این تحقیقات، مقایسه‌ی میان توانایی‌های شبکه‌های عصبی و مدل لوجیت آشیانه‌ی انجام گرفت^[۲] و طی آن، مسئله‌ی انتخاب وسیله‌ی نقلیه با استفاده از این ابزارها برای شهرهای ملبورن و سیدنی استرالیا تحلیل شد. نتیجه‌گیری حاصل از این مقایسه، که بیشتر براساس چند شاخص کیفی انجام شده است، مؤید برتری مدل عصبی بر مدل لوجیت آشیانه‌ی است. در مدل تحقیقی دیگری که طی آن مسئله‌ی انتخاب وسیله به‌کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته،^[۳] تابع مطلوبیت به‌طور صریح به‌صورت یک لایه‌ی اضافی در ساختار شبکه‌ی عصبی وارد شد. این مدل تفسیر بهتری از متغیرهای ورودی در تابع مطلوبیت و تحلیل کشش تقاضا ارائه می‌دهد.

اخیراً نیز در رویکردی جدید مدلی تلفیقی از لوجیت و شبکه‌ی عصبی پیشنهاد شده،^[۴] و استفاده از آن در مورد فرودگاه و انتخاب وسیله‌ی نقلیه‌ی دسترسی به آن مورد بررسی قرار گرفته است. برآزندگی این مدل پیشنهادی نسبت به مدل پایه‌ی لوجیت آشیانه‌ی نشان‌گر بهبودی چشم‌گیر است.

تاریخ: دریافت ۱۳۸۶/۱۲/۲۲، داوری ۱۳۸۶/۴/۲۷، پذیرش ۱۳۸۶/۱۱/۲۰.

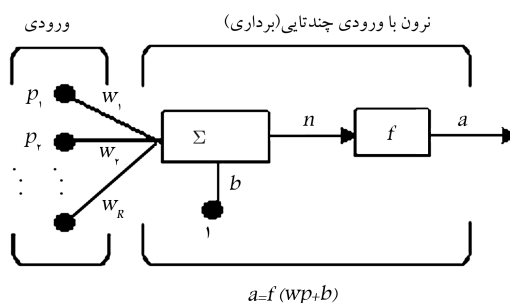
۲. مبانی نظری مدل‌های شبکه‌ی عصبی

ایده‌ی اساسی شبکه‌ی عصبی^۳ بر مبنای شبیه‌سازی نحوه‌ی رفتار سیستم عصبی بدن انسان شکل گرفته است. این شبکه از نرون^۴ - به عنوان واحد محاسباتی مصنوعی - تشکیل شده و سعی در شبیه‌سازی رفتار سلول‌های عصبی زیست‌شناختی با استفاده از عملگرها و توابع ریاضی دارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی بسته به ساختار و نوع‌شان ممکن است متشکل از یک یا چند لایه نرون مصنوعی باشند. نرون‌ها توسط رابط‌ها (سیناپس‌ها)^۵ به یکدیگر متصل می‌شوند، و هر رابط دارای ویژگی بسیار مهم دیگری به نام وزن (w) است. در یک شبکه‌ی عصبی هر لایه از نرون‌های شبکه، داده‌ی ورودی را از لایه‌ی پیشین دریافت می‌کند و پس از اعمال وزن رابط‌ها (وزن‌های سیناپسی)، خروجی ایجاد شده را به عنوان ورودی لایه‌های بعدی تحویل می‌دهد.

در شکل ۱ ساختار یک نرون چند ورودی با اریب نمایش داده شده است. مقدار ورودی نرون p است که قدرت آن با وزن w تعیین می‌شود ($p.w$). برای این نرون رابطی به نام اریب^۶ با وزن b و ورودی ۱ در نظر می‌گیرند. این اریب نقش مهمی در عملکرد کلی مدل شبکه‌ی عصبی دارد، به طوری که این مدل می‌تواند ارتباط بهتری بین اطلاعات ورودی و خروجی برقرار کند. همچنین تابع $f(0)$ تابع تحریک^۷ یا تبدیل نرون نامیده می‌شود. بر این اساس ورودی تابع $f(0)$ عبارت است از $wp + b$ و خروجی آن $f(wp + b)$ خواهد بود. پارامترهای w و p پارامترهای تنظیم‌پذیر شبکه‌اند، به نحوی که با تنظیم و تغییر این پارامترها می‌توان به شبکه‌ی با رفتار مطلوب دست یافت. معمولاً تابع $f(0)$ که خروجی نرون را تعیین می‌کند تابعی غیرخطی است^۸ که با توجه به ساختار شبکه، کاربرد مورد نظر و روش آموزش شبکه نوع آن تغییر می‌کند.

شبکه‌های عصبی توانایی فراگیری و درک گروهی از روابط و قوانین حاکم بر ارتباط بین داده‌های ورودی و اطلاعات خروجی منعکس در مدل‌های حمل‌ونقل را دارند. این فراگیری که «یادگیری^۸» یا «آموزش» خوانده می‌شود به دو نوع «آموزش با سرپرست^۹» و «آموزش بدون سرپرست^{۱۰}» تقسیم می‌شود. (در این پژوهش از آموزش با سرپرست استفاده می‌شود). در این روش ابتدا ورودی‌ها به شبکه وارد می‌شوند و سپس شبکه‌ی خروجی تولید می‌شود. پس از آن شبکه‌ی خروجی با شبکه مطلوب (یا مشاهده‌شده) مقایسه می‌شود و خطای شبکه به صورت تابعی از اندازه اختلاف آن‌ها محاسبه می‌شود. اصلاح وزن‌های سیناپسی بر مبنای توابع خطا گام بعدی این فرایند است.

برای محاسبه‌ی وزن‌های سیناپسی روش‌های متعددی وجود دارد که تفاوت آن‌ها در نوع تابع تعریف شده برای محاسبه‌ی وزن‌ها است. از جمله‌ی این روش‌ها اصلاح بیژی و روش لونبرگ - مارکورت است که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است.



شکل ۱. ساختار نرون مصنوعی در شبکه‌های عصبی.

شبکه‌ها از نظر شکل هندسی و نحوه‌ی حرکت اطلاعات در آن انواع مختلفی دارند. به شبکه‌هایی که در آن جریان اطلاعات به گونه‌ی بی‌اشکال از هر لایه تنها به لایه‌ی پیش روی انتقال یابد، اصطلاحاً شبکه‌های پیشرو^{۱۱} می‌گویند. روش مرسوم برای آموزش شبکه‌های پیشرو را روش پس‌پراکنی^{۱۲} خطا نامیده‌اند.^[۵]

۳. نمونه‌ی آماری و متغیرهای مطالعه

اطلاعات مورد نیاز در زمینه‌ی انتخاب وسیله‌ی نقلیه را می‌توان به چند بخش تقسیم کرد، که دو بخش عمده‌ی آن عبارت است از ویژگی‌های انتخاب‌کننده و ویژگی‌های انتخاب‌شونده (وسیله‌ی نقلیه). این مطالعه از نمونه‌ی اطلاعات موجود که در سال ۱۳۸۱ برای شهر تهران گردآوری شده،^[۶] استفاده می‌کند. به منظور ساخت مدل انتخاب وسیله در این مطالعه، دسترسی به اطلاعات سفر افراد با ویژگی‌های زیر ضرورت دارد:

الف) مقصد سفر آن‌ها درون محدوده‌ی طرح ترافیک باشد؛

ب) در خانواده‌ی این افراد دست کم یک وسیله‌ی شخصی موجود باشد؛

پ) کمینه‌ی سن سفرکننده ۱۸ سال باشد؛

ت) هدف سفر از نوع بازگشت به خانه نباشد.

در این مطالعه مدل‌های انتخاب وسیله برای اهداف مختلف سفر شامل کار، تحصیل، مراجعه به ادارات و خرید ساخته شده است. به منظور تعیین اندازه‌ی نمونه به تکنیک نوع وسیله‌ی انتخابی در هر هدف سفر، از مطالعات آمارگیری مبدأ - مقصد سال ۱۳۷۳ شهر تهران^[۷] استفاده شد و برای اهداف مختلف سفر، سهم وسایل نقلیه‌ی مختلف در سفرهایی که شرایط خاص این آمارگیری را داشتند، محاسبه شد و بر اساس این سهم‌ها تعداد نمونه‌های یاد شده برای اهداف مختلف سفر مطابق اطلاعات ارائه شده در جدول ۱ مشخص شد. سایر اطلاعات مورد نیاز برای ساخت مدل انتخاب وسیله در این مطالعه عبارت‌اند از:

الف) مشخصات سفر انجام شده شامل:

۱. هدف سفر؛
۲. مبدأ و مقصد سفر؛
۳. زمان درون وسیله در طول سفر برای تمامی وسایل نقلیه‌ی در دسترس؛
۴. زمان بیرون وسیله در طول سفر برای تمامی وسایل نقلیه‌ی در دسترس؛
۵. هزینه‌ی سفر برای تمامی وسایل نقلیه‌ی در دسترس؛
۶. بیشترین مبلغ ورودیه‌ی مورد قبول روزانه به منظور ورود به محدوده‌ی طرح ترافیک.

ب) اطلاعات شخصی سفرکننده نظیر سن، جنس، تحصیلات، و شغل.

جدول ۱. تعداد نمونه‌های برداشت شده برای ورود به مدل.

هدف سفر	وسيله	سواری شخصی	تاکسی	اتوبوس	مترو	مجموع
شغلی	۴۴۲	۶۵	۹۴	۶۶	۶۶۷	
آموزشی	۸	۱۳	۲۴	۵	۵۰	
خرید	۲۴	۱۵	۲۵	۷	۷۱	
مراجعه به ادارات	۶۸	۲۵	۱۹	۱۳	۱۲۵	

۴. مدل سازی شبکه‌ی عصبی

اولین گام در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی تعیین ویژگی‌های شبکه مورد نظر است. به عبارت دیگر پیش از مدل‌سازی باید ساختار شبکه، تعداد لایه‌ها و نرون‌های هر لایه، نوع توابع تحریک مورد استفاده و در نهایت نوع آموزش شبکه مشخص باشد. در روند بهبود شبکه‌های عصبی مصنوعی فقط یک یا دو ویژگی تغییر می‌کند و دیگر ویژگی‌ها ثابت است.

در شبکه‌های عصبی مصنوعی این پژوهش، لایه ورودی به اندازه‌ی تعداد متغیرهای مسئله، نرون دارد. از آنجا که مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی با مدل‌های لوجیت یکی از هدف‌های این مطالعه است، ۴ نوع ساختار متفاوت شبکه‌ی عصبی متناظر با ۴ مدل انتخاب وسیله^[۶] مورد بررسی قرار گرفته است. به عبارت دیگر، براساس داده‌های هر هدف سفر یک شبکه‌ی عصبی نظیر تعریف می‌شود. تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی هر شبکه برابر با تعداد متغیرهای مستقل مدل نظیر است. به عنوان مثال، لایه‌ی ورودی شبکه‌های عصبی مربوط به سفرهای با هدف کار، ۸ نرون (معادل تعداد متغیرهای مدل انتخاب وسیله با هدف کار) دارد.

تعداد نرون‌های لایه‌ی خروجی شبکه‌های عصبی مورد نظر برابر با تعداد متغیرهای خروجی مدل انتخاب وسیله نظیر است. در این پژوهش نوع وسیله‌ی انتخابی استفاده‌کنندگان متغیر خروجی مدل بوده، و به این ترتیب با توجه به چگونگی تعیین مقادیر خروجی تعداد نرون‌های لایه خروجی تعیین می‌شود. لایه‌ی میانی و تعداد نرون‌های آن نقش عمده‌ی در بهبود برازش شبکه‌ی عصبی دارد. در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی ثابت نبوده و برای شبکه‌های مختلف بین ۵ تا ۳۰ نرون تغییر می‌کند.

«آماده‌سازی داده‌ها» یکی از مراحل ضروری در فرایند مدل‌سازی شبکه‌های عصبی است. به بیان دیگر هر شبکه‌ی عصبی مصنوعی براساس مجموعه‌ی از داده‌ها، به نام داده‌های آموزشی^{۱۳}، آموزش داده می‌شود. مجموعه داده‌های ورودی و خروجی متغیرهای تعریف شده برای مدل‌سازی، به بازه‌هایی از اعداد تغییر مقیاس داده می‌شوند که به هنگام مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی براساس این بازه‌ها آموزش داده می‌شود. (در این پژوهش داده‌های ورودی و خروجی به بازه [۱-] تغییر مقیاس داده شدند). شبکه‌ی عصبی باید به نحوی تهیه شود که بتواند در آینده برای هر مجموعه‌ی دیگری از داده‌ها، مانند داده‌های آزمایشی^{۱۴}، عملکردی صحیح داشته باشد. این فرایند را پیش‌پردازش داده‌ها^{۱۵} نامیده‌اند.

۵. پرداخت مدل‌ها

در فرایند پرداخت، پایگاه داده‌ها به دو گروه داده‌ی آموزشی و داده‌ی آزمایشی تقسیم شد. از گروه اول (داده‌های آموزشی) که حدود ۶۷٪ داده‌ها را شامل می‌شد به منظور پرداخت مدل، و از گروه دوم برای آزمایش مدل استفاده شد. هدف از ساخت مدل با داده‌های آموزشی و تعیین قدرت برازش آن با داده‌های آزمایشی آن است که شبکه‌ی عصبی بتواند دو ویژگی «قدرت تعمیم^{۱۶}» و «هم‌گرایی^{۱۷}» را، که در نهایت با یکدیگر عمل می‌کنند، به دست آورد. قدرت تعمیم توانایی شبکه را در بازسازی پاسخ‌های واقعی، برای داده‌هایی که در هنگام هم‌گرایی تابع خطای شبکه در مرحله‌ی آموزش حضور نداشته‌اند، ارزیابی می‌کند. هم‌گرایی توانایی شبکه را برای یادگیری داده‌های آموزشی در محدوده‌ی خطای مورد قبول می‌سنجد. تمایل شبکه به هم‌گرایی بیشتر با تعداد بیشتر نرون‌ها و لایه‌ی میانی رابطه‌ی مستقیم دارد.

همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد، یکی از اهداف این پژوهش انجام مقایسه بین مدل‌های شبکه عصبی و مدل لوجیت است. در این پژوهش به منظور دست‌یابی به هدف مورد نظر، از اطلاعات و مدل‌های لوجیت ساده و آشنانه‌ی که در یکی از پژوهش‌های پیشین کاربرد داشته^[۶] استفاده شده است؛ برای انجام این مقایسه در شرایطی کاملاً یکسان و برابر، از همان متغیرهای مورد استفاده در پژوهش یادشده استفاده شده است. در جدول ۲ متغیرهای اصلی مورد استفاده در فرایند مدل‌سازی ارائه و شرح داده شده است.

جدول ۲. متغیرهای مورد استفاده در فرایند پرداخت مدل‌ها.

هدف سفر	نام متغیر	توصیف متغیر
کار	$\ln(TOV_{bus})$	لگاریتم زمان خارج اتوبوس
	$\ln(TOV_{taxi})$	لگاریتم زمان خارج تاکسی
	$\ln(TOV_{metro})$	لگاریتم زمان خارج مترو
	(Age)	۱، اگر سن فرد ۳۵ تا ۶۴ سال باشد؛ ۰، در غیر این صورت
	$\ln(C_{metro})$	لگاریتم هزینه‌ی سفر با مترو
	$\ln(TIN_{car})$	لگاریتم زمان داخل سواری شخصی
	$\ln(C_{inter})$	لگاریتم هزینه‌ی ورود به محدوده
	$\ln(Distance)$	لگاریتم فاصله‌ی مبدأ تا مقصد
	(TOV_{bus})	زمان خارج اتوبوس
	(TOV_{taxi})	زمان خارج تاکسی
تحویل	(TOV_{metro})	زمان خارج مترو
	(C_{inter})	هزینه‌ی ورود به محدوده
	(Car_{own})	سازمانی مالکیت اتومبیل در خانواده
	$\ln(TOV_{bus})$	لگاریتم زمان خارج اتوبوس
مراجعه به ادارات	$\ln(TOV_{taxi})$	لگاریتم زمان خارج تاکسی
	$\ln(TOV_{metro})$	لگاریتم زمان خارج مترو
	$\ln(C_{inter})$	لگاریتم هزینه‌ی ورود به محدوده
	(Age)	۱، اگر سن فرد بیش از ۴۴ سال باشد؛ ۰، در غیر این صورت
	$\ln(Distance)$	لگاریتم فاصله‌ی مبدأ تا مقصد
	(Occup)	۱، اگر شغل فرد کارمند، فرهنگی و یا نظامی باشد؛ ۰، در غیر این صورت
	$\ln(TOV_{bus})$	لگاریتم زمان خارج اتوبوس
	$\ln(TOV_{taxi})$	لگاریتم زمان خارج تاکسی
	$\ln(C_{metro})$	لگاریتم هزینه‌ی سفر با مترو
	خرید	(Occup)
$\ln(C_{inter})$		لگاریتم هزینه‌ی ورود به محدوده

درعین حال، وقتی تعداد واحدهای میانی بیش از حد مورد نیاز باشد توانایی تعمیم شبکه کم‌تر می‌شود و شبکه به‌جای تمرکز بر رفتارها و الگوهای غالب موجود در داده‌ها، فقط به یادگیری داده‌های آموزشی می‌پردازد. در این حالت، شبکه‌ی عصبی فقط به‌صورت یک برازش دهنده‌ی بسیار غیرخطی عمل می‌کند.^[۵]

پس از مشخص شدن داده‌های آموزشی و آزمایشی، شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای اشاره‌شده تهیه شدند. در این مطالعه به‌منظور تحلیل مسئله، با به‌کارگیری شبکه‌ی عصبی در سطح ناهم‌فزون، مقادیر خروجی متناظر با هر مشاهده به دو صورت تعیین شد:

الف) روش چهار خروجی

خروجی مدل‌های انتخاب وسیله، نوع وسیله‌ی است که استفاده‌کنندگان برمی‌گزینند. گزینه‌های قابل انتخاب استفاده‌کنندگان در این پژوهش وسیله‌ی شخصی، تاکسی، اتوبوس و مترو است. برای تعیین مقادیر خروجی مدل در روش چهارخروجی، برای هر مشاهده گزینه‌ی که توسط استفاده‌کننده انتخاب شده است مقدار ۱ و گزینه‌های دیگر مقدار ۰ را اختیار می‌کنند. در حقیقت، اعداد ۱ و ۰ «شاخص»هایی از دو واقعه‌ی «انتخاب شدن» و «انتخاب نشدن» هستند. در فرایند مدل‌سازی، برای هر مدل پس از محاسبه‌ی خروجی‌ها، مقادیر آن‌ها با یکدیگر مقایسه شده و گزینه‌ی که مقدار خروجی آن بیش از مقادیر خروجی متناظر با سایر گزینه‌ها است، به‌عنوان گزینه‌ی انتخاب‌شده‌ی مدل معرفی می‌شود. شایان ذکر است که در فرایند مقایسه‌ی خروجی گزینه‌ها، مقدار خروجی هر گزینه با گزینه‌ی بعدی مقایسه شده و در صورتی که مقدار خروجی گزینه‌ی دوم بیشتر از آن گزینه باشد، گزینه‌ی دوم انتخاب می‌شود. به‌این ترتیب، در صورت مساوی بودن مقادیر خروجی دو گزینه، گزینه‌ی اول انتخاب می‌شود. اگر این گزینه در یک مشاهده، همان گزینه‌ی بی‌اشد که در عمل مسافر آن را انتخاب کرده است، جواب مدل «درست» و در غیر این صورت «نادرست» است.

ب) روش یک خروجی

در مطالعات پیشین برای تعیین مقادیر خروجی مدل انتخاب وسیله با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی از روش چهارخروجی استفاده شده است. در این پژوهش روش دیگری نیز برای تعیین مقادیر خروجی مدل استفاده شده است، که در آن برای تعیین مقادیر خروجی تنها از یک متغیر استفاده شده است، و مقدار آن نوع وسیله‌ی انتخابی استفاده‌کنندگان را نشان می‌دهد. در این روش، به چهار گزینه‌ی

مطرح انتخاب (وسیله‌ی شخصی، تاکسی، اتوبوس و مترو)، به‌ترتیب اعداد ۰، ۱، ۲ و ۳ نسبت داده شده است. اگر مقدار خروجی مدل برابر ۰ باشد، گویای آن است که استفاده‌کننده گزینه‌ی وسیله‌ی شخصی را انتخاب کرده است؛ و به‌همین ترتیب مقادیر ۱، ۲ و ۳ نیز به‌معنی انتخاب گزینه‌ی تاکسی، اتوبوس و مترو هستند. پس از محاسبه‌ی مقدار خروجی توسط مدل ساخته‌شده، مقادیر به بازه‌ی $[-0.5, 0.5]$ منتقل شده و سپس به نزدیک‌ترین عدد صحیح گرد می‌شوند. اگر عدد به دست آمده، همان عدد نسبت داده شده به گزینه‌ی بی‌اشد که در عمل انتخاب شده است، نتیجه‌ی مدل «درست» و در غیر این صورت «نادرست» است.

پس از تعیین ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی و پیش‌پردازش داده‌ها، فرایند مدل‌سازی انتخاب وسیله با استفاده از نرم‌افزار *MATLAB* انجام شد. در این فرایند با تغییر در ویژگی‌های شبکه و مقادیر اولیه‌ی که برای وزن‌های سیناپسی در نظر گرفته می‌شود، سعی می‌شود تا میزان خطای شبکه در پیش‌بینی داده‌های آموزشی کاهش یابد.

انتخاب نوع تابع تحریک نرون‌ها در لایه‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی از اهمیت فراوانی برخوردار است. در پایگاه داده‌های این پژوهش برخی از مشخصات سفر و مسافربه‌شکل مستقیم، برخی به‌صورت متغیر ساختگی، و برخی دیگر به‌صورت لگاریتم استفاده شده‌اند. برای حفظ ساختار متغیرهای ساخته‌شده، تابع تحریک لایه‌ی ورودی به‌شکل خطی و مطابق رابطه‌ی ۱ انتخاب شد.

$$f(x) = x \quad (1)$$

بازه تغییرات تابع تحریک در لایه‌ی خروجی باید با بازه تغییرات مقادیر خروجی همخوان باشد. از آنجا که داده‌های خروجی در بازه‌ی $[-1, 1]$ تغییر مقیاس داده شدند، از تابع تحریک تانژانت سیگموئید که می‌تواند تمام مقادیرهای بین -۱ و ۱ را تولید کند به‌عنوان تابع تحریک لایه‌ی خروجی (طبق رابطه‌ی ۲) استفاده شد.

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

در انتخاب تابع تحریک لایه‌ی میانی پس از ساخت چند شبکه‌ی عصبی آزمایشی با تابع‌های مختلف، لایه‌ی میانی با توجه به نتایج حاصل از آن‌ها و مشابه لایه‌ی خروجی تابع تانژانت سیگموئید انتخاب شد. نتایج حاصل از ساخت و پرداخت

جدول ۳. نتایج مدل‌سازی انتخاب وسیله با شبکه‌ی عصبی در محدوده‌ی مورد مطالعه در حالت چهارخروجی.

هدف	ساختار شبکه	نوع آموزش	تابع تحریک لایه‌ها	درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آموزشی	درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آزمون
کار	۸-۱۰-۴	BR	Lin-tan-tan	۹۷	۶۹
تحصیل	۵-۲۰-۴	LM	Lin-tan-tan	۱۰۰	۷۳
مراجعه به ادارات	۷-۱۰-۴	LM	Lin-tan-tan	۱۰۰	۶۲٫۵
خرید	۵-۲۰-۴	BR	Lin-tan-tan	۸۰	۶۲

جدول ۴. نتایج مدل‌سازی انتخاب وسیله با شبکه‌ی عصبی در محدوده‌ی مورد مطالعه در حالت یک‌خروجی.

هدف	ساختار شبکه	نوع آموزش	تابع تحریک لایه‌ها	درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آموزشی	درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آزمون
کار	۸-۱۰-۱	LM	Lin-tan-tan	۸۶	۶۸
تحصیل	۵-۵-۱	LM	Lin-tan-tan	۱۰۰	۴۳
مراجعه به ادارات	۵-۳-۱	LM	Lin-tan-tan	۹۶	۶۰
خرید	۵-۵-۱	LM	Lin-tan-tan	۱۰۰	۵۷

مدل‌های انتخاب وسیله در محدوده‌ی مورد مطالعه، در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده‌اند. ستون اول این جدول‌ها نوع هدف سفر را که مدل برای آن ساخته شده است، و ستون دوم ساختار شبکه‌ها را نشان می‌دهد. به عبارتی ستون دوم بیان‌گر تعداد نرون در هر لایه از شبکه است. برای مثال، ساختار ۴-۳۰-۷ نشان‌دهنده‌ی شبکه‌ی بی ۳ لایه است که در لایه‌های اول، دوم و سوم خود به ترتیب ۷، ۳۰ و ۴ نرون دارد.

ستون سوم، روش آموزش در ساخت مدل‌ها را نمایش می‌دهد. چنان‌که پیش‌تر نیز اشاره شد، در این مطالعه برای آموزش شبکه‌ی عصبی از روش‌های لونیگ - مارکوورت و اصلاح بیزی استفاده شده است. عبارات‌های BR و LM مشخص‌کننده‌ی نوع روش آموزش به ترتیب لونیگ - مارکوورت و اصلاح بیزی است.

ستون چهارم، نوع توابع تحریک مربوط به هر لایه را مشخص می‌کند. عبارات‌های Tan و Lin به ترتیب نام اختصاری توابع تحریک خطی و تانژانت سیگموئید است. ستون‌های پنجم و ششم، به ترتیب درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آموزشی و درصد پیش‌بینی درست برای داده‌های مجموعه‌ی آزمایشی را مشخص می‌کنند. لازم به ذکر است از شاخص «درصد پیش‌بینی درست» برای ارزیابی همه‌ی مدل‌های توسعه‌یافته در تحلیل ناهم‌فزون انتخاب وسیله، استفاده می‌شود. به این ترتیب درصد پیش‌بینی درست داده‌ها، به‌عنوان شاخصی برای ارزیابی مدل‌های پرداخت شده در این پژوهش و مقایسه‌ی آن‌ها با یکدیگر به کار رفته است.

۶. نتیجه‌گیری

در راستای ساخت مدل انتخاب وسیله در محدوده‌ی طرح ترافیک شهر تهران با به‌کارگیری مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، ابتدا با توجه به اطلاعات موجود، داده‌های مورد نیاز شناسایی و سپس پایگاه اطلاعاتی مطالعه تهیه شد. در مرحله‌ی بعد، مدل‌های انتخاب وسیله برای اهداف مختلف سفر (شامل کار، تحصیل، خرید و مراجعه به ادارات) با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، با استفاده از دو روش متفاوت ساخته شد. تفاوت دو روش مذکور در نحوه‌ی محاسبه‌ی مقادیر خروجی متناظر با هر مشاهده است. ویژگی‌های یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل ساختار شبکه، تعداد لایه‌ها و نرون‌های هر یک، نوع توابع تحریک مورد استفاده، و در نهایت نوع آموزش شبکه است. این ویژگی‌ها ممکن است برای هر شبکه متفاوت باشد ولی در این پژوهش برای آن که امکان مقایسه‌ی شبکه‌های ساخته‌شده وجود داشته باشد، در روند بهبود شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی، نوع آموزش و نوع تابع هدف تغییر کرده و سایر ویژگی‌ها در آن‌ها ثابت است.

نتایج مدل‌سازی انتخاب وسیله در محدوده‌ی طرح ترافیک شهر تهران برای اهداف مختلف سفر با دو روش یک‌خروجی و چهارخروجی نشان می‌دهد که قدرت برازش مدل‌های شبکه‌ی عصبی برای داده‌های آموزشی با هر دو روش مذکور یکسان و بسیار بالا است، به طوری که درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزشی اغلب بیش از ۹۵٪ است. این در حالی است که برای داده‌های آزمایشی، عملکرد دو روش مذکور مشابه نیست و توانایی آن‌ها در برازش داده‌ها بسیار متفاوت است.

مدل‌های شبکه‌ی عصبی که مقادیر خروجی آن‌ها به وسیله‌ی چهار متغیر تعیین می‌شود، نسبت به مدل‌های شبکه‌ی عصبی که مقادیر خروجی آن‌ها فقط با یک متغیر تعیین می‌شود، قدرت بیشتری در پیش‌بینی درست مشاهدات دارند.

پس از بررسی و تحلیل مدل‌های ساخته‌شده برای اهداف مختلف سفر، و با

استفاده از دو روش برای تعیین مقادیر خروجی مدل‌ها، می‌توان به این نتیجه دست یافت که مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی دقت بسیار بالایی در برازش داده‌های آموزشی دارند و در عین حال می‌توانند در پیش‌بینی درست داده‌های آزمایشی عملکرد قابل قبولی داشته باشند.

یکی از ویژگی‌های شبکه‌های عصبی که در این پژوهش برای مدل‌های مختلف تغییر کرد، ساختار شبکه یا به عبارتی تعداد نرون لایه‌ی میانی بود. ساختار شبکه‌ی مصنوعی، یکی از موارد تأثیرگذار در میزان برازش داده‌ها توسط شبکه است. در شبکه‌های عصبی ایجادشده برای تحلیل انتخاب وسیله در محدوده‌ی مورد مطالعه برای اهداف مختلف سفر، افزایش تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی معمولاً باعث افزایش درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزشی و کاهش قدرت تعمیم شبکه برای داده‌های آزمایشی می‌شود. به عبارت دیگر، هرچه تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی افزایش یابد، شبکه دچار بیش‌آموزگی شده و احتمال کم‌شدن قدرت تعمیم آن افزایش می‌یابد. از دیگر عوامل تأثیرگذار در برازش داده‌ها توسط شبکه‌ی عصبی، وزن‌های سیناپسی است. مقایسه‌ی دو شبکه‌ی عصبی که از نظر نوع آموزش، نوع تابع هدف، و نوع تابع تحریک لایه‌ها کاملاً مشابه‌اند ولی از لحاظ مقادیر اولیه‌ی وزن‌های سیناپسی متفاوت‌اند نتایج کاملاً متفاوتی در بر خواهد داشت. مثلاً مدل انتخاب وسیله با هدف مراجعه به ادارات با ساختار ۱-۵-۵ در یک حالت از وزن‌های سیناپسی درصد بیشتری در پیش‌بینی داده‌های آموزشی نسبت به مقادیر نظیر در حالت دیگری از وزن‌ها نشان می‌دهد، درحالی‌که برای داده‌های آزمایشی در دو حالت متفاوت از وزن‌های سیناپسی نتیجه‌ی عکس حاصل می‌شود.

پارامتر دیگری که در آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی تأثیرگذار است، تعداد تکرارهای آموزش است. در این پژوهش، پارامتر فوق ثابت بوده و در تمامی شبکه‌های آموزش دیده، تعداد تکرار ۱۰۰ مرتبه در نظر گرفته شده است. ولی به‌منظور بررسی تأثیر تعداد تکرار در آموزش شبکه، یکی از مدل‌های ساخته‌شده برای هدف کار با ساختار ۴-۳۰-۸ انتخاب و با تغییر تعداد تکرار، میزان تغییرات متوسط مربع خطا اندازه‌گیری شد. نتایج حاصله حاکی از آن است که هرچه تعداد تکرار آموزش بیشتر شود، با کاهش متوسط مربع خطا، میزان هم‌گرایی مدل افزایش می‌یابد. این در حالی است که با افزایش تعداد تکرار آموزش، متوسط مربع خطا برای داده‌های آزمایشی پس از اندکی کاهش، بیشتر شده و این امر می‌تواند منجر به کاهش قدرت تعمیم مدل شود. به این ترتیب، علاوه بر ساختار شبکه به‌لحاظ تعداد نرون، تعداد تکرار آموزش نیز در نتایج پرداخت مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی تأثیرگذارند. تعداد تکرار آموزش باید به‌گونه‌ی تعیین شود که از یک‌سو به اندازه‌ی کافی میزان خطای مدل در پیش‌بینی مقادیر مشاهده شده کاهش یابد، و از سوی دیگر از آموزش بیشتر شبکه که منجر به کاهش قدرت تعمیم آن می‌شود، جلوگیری شود. تجربه‌ی حاصله از پرداخت مدل‌های فوق نشان می‌دهد که در نظر گرفتن تعداد ۱۰۰ تکرار آموزش در روند مدل‌سازی مناسب بوده است، چراکه با افزایش تعداد تکرار آموزش پس از ۱۰۰ مرتبه، میزان کاهش متوسط مربع خطا بسیار کم و قابل اغماض است و با انتخاب ۱۰۰ تکرار برای آموزش شبکه می‌توان به نتیجه‌ی مطلوب دست یافت.

از اهداف دیگر این پژوهش، مقایسه‌ی مدل‌های انتخاب وسیله با ساختار لوجیت و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای محدوده‌ی طرح ترافیک شهر تهران بود. معیار ارزیابی مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزشی و آزمایشی است. بر این اساس مقایسه‌ی مدل‌های لوجیت و شبکه‌ی عصبی با توجه به معیار فوق انجام شد.

به‌منظور مقایسه‌ی مدل‌های لوجیت و شبکه‌ی عصبی، براساس درصد پیش‌بینی درست داده‌های آموزشی و آزمایشی، از میان مجموعه مدل‌های ساخته‌شده برای

جدول ۵. مقایسه‌ی مدل لوجیت و شبکه‌ی عصبی با داده‌های آموزشی براساس معیار درصد پیش‌بینی درست.

هدف سفر	مدل‌های لوجیت [۶]	مدل‌های شبکه‌ی عصبی	
		در حالت چهارخروجی (جدول ۳)	در حالت یک‌خروجی (جدول ۴)
کار	۶۸	*۹۷	۸۶
تحصیل	۶۸٫۶	*۱۰۰	۱۰۰
خرید	۷۳٫۲	۸۰	*۱۰۰
مراجعه به ادارات	۶۷٫۲	*۱۰۰	۹۶

* بهترین مدل

مقایسه‌ی نتایج مدل‌های لوجیت و مدل‌های شبکه‌ی عصبی نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های لوجیت، قابلیت بیشتری در برازش داده‌های آموزشی دارند. به عبارت دیگر، پیش‌بینی درست مدل‌های منتخب بیش از ۸۰٪ است، ولی برای مدل‌های لوجیت میزان پیش‌بینی درست کم‌تر از ۷۵٪ است.

لازم به ذکر است که برای ساخت مدل‌های لوجیت از تمام داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی استفاده شده است و هیچ مشاهده‌ی برای آزمایش قدرت پیش‌بینی و در نتیجه اثبات اعتبار مدل، به کار نرفته است. به این ترتیب امکان مقایسه‌ی قدرت برازش مدل‌های لوجیت و شبکه‌ی عصبی برای داده‌های آزمایشی وجود ندارد. در نهایت با توجه به نتایج مقایسه‌ی مدل‌های لوجیت و مدل‌های شبکه‌ی عصبی پرداخت شده در این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت که در مسئله‌ی انتخاب وسیله، مدل‌های شبکه‌ی عصبی می‌توانند جایگزین خوبی برای مدل‌های لوجیت باشند.

یادآور می‌شود که با نادیده گرفتن قدرت تعمیم می‌توان شبکه‌ی بی یافت که تا هر اندازه‌ی دلخواهی در برازش داده‌های آموزشی دقت داشته باشد. در نتایج ارائه شده در جداول مذکور می‌توان صحت این موضوع را مشاهده کرد. در حقیقت، یکی از قضایای مشهور در نظریه‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی اثبات می‌کند که هر تابع دلخواهی را می‌توان با یک شبکه‌ی عصبی سه‌لایه که در لایه‌ی میانی به اندازه‌ی کافی نرون داشته باشد، تا دقت دلخواهی تقریب زد. [۸]

اهداف مختلف سفر یک مدل به عنوان بهترین مدل انتخاب شد تا امکان مقایسه وجود داشته باشد. مطالعات انجام شده [۶] نشان داد که درصد پیش‌بینی درست مدل‌های انتخاب وسیله پرداخت شده با به کارگیری مدل‌های لوجیت، برای سفرهای با هدف کار، تحصیل، مراجعه به ادارات و خرید به ترتیب ۶۸، ۶۸٫۶، ۷۳٫۲ و ۶۷٫۲ است. بر این اساس، جدول ۵ مقایسه‌ی عملکرد مدل لوجیت [۶] و شبکه‌ی عصبی با داده‌های آموزشی براساس معیار درصد پیش‌بینی درست (جدول‌های ۳ و ۴) را نشان می‌دهد.

پانویس

- artificial neural network models
- modal split
- neural network
- neuron
- synapse
- bias
- transfer function
- learning
- supervised learning
- unsupervised learning
- feedforward
- backpropagation
- training data
- testing data
- data preprocessing
- generalization capability
- convergence

منابع

- May, A. D. "Road pricing: An international perspective," *Transportation*, **19**, pp. 313-333 (1992).
- Hensher, D. A., and Ton Tu. T. "A comparison of the predictive potential of artificial neural networks and nested logit models for commuter mode choice," *Transportation Research, Part E*, **36**, pp. 155-172 (2000).
- Cantarella, G.E., and Luca, de S. "Modeling transportation mode choice through artificial neural networks," *4th International Symposium on Uncertainty Modelling and Analysis*, p. 84 (2003).
- Gelhausen, M.C. "A generalized neural logit model for airport and access mode choice in germany," *Proceeding of the 11th Air Transport Research Society World Conference*, pp. 1-42 (2007).
- Demuth, H., and Beal, M. "Neural networks toolbox for use with MATLAB", the Mathworks Inc. (1997).
- Salak Moghaddam, S. "Application of Stated preference mode choice model to pricing policy for vehicles entering city center," MS thesis, SUT, (In Persian), (2003).
- Tehran Comprehensive Transportation and Traffic Studies Co. "Mode choice model", work's paper, (115), (In Persian) (1997).
- Haykin, S. "Neural networks: A comprehensive foundation", MacMillan College Publishing (1994).

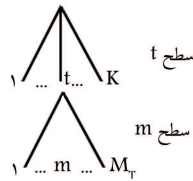
این پژوهش از نتایج مرجع [۶] به منظور مقایسه رویکرد شبکه‌ی عصبی با مدل‌های انتخاب گسسته بهره‌برداری کرده است. در منبع [۶] ساختار مدل مورد استفاده در انتخاب وسیله از نوع لوجیت چند گانه است. در این مدل احتمال انتخاب گزینه i از مجموعه گزینه‌های A عبارت است از:

$$P_i = \frac{e^{\nu_i}}{\sum_{j \in A} e^{\nu_j}}$$

که در آن ν_i بخش قابل اندازه‌گیری مطلوبیت گزینه i است که به صورت تابعی از ویژگی‌های این گزینه و فرد تصمیم‌گیر تعریف می‌شود.

از جمله فرضیات مدل لوجیت خاصیت استقلال گزینه‌هاست که در صورت عدم برقراری این شرط (بین گزینه‌ها همبستگی وجود داشته باشد) از ساختار لوجیت آشیانه‌یی استفاده می‌شود.

شکل (پ-۱) ساختار مدل آشیانه‌یی را در دو سطح نشان می‌دهد. در این صورت گزینه‌های دارای همبستگی در یک سطح پائین‌تر از سایر گزینه‌ها مدل سازی می‌شوند. بیشینه مطلوبیت بین گزینه‌های سطح پائین (m) به عنوان مطلوبیت این گروه از گزینه‌ها (گزینه معادل) به سطح بالاتر (t) انتقال یافته و همراه با مطلوبیت دیگر گزینه‌ها در قالب ساختار لوجیت چند گانه مورد بررسی قرار می‌گیرد. روش کار بدین شرح است:



شکل پ-۱. ساختار لوجیت آشیانه‌یی.

$$P(m|t = T) = \frac{e^{\nu_m}}{\sum_{m' \in M_T} e^{\nu_{m'}}$$

$$I_T = E[\max(\nu_{m'})] = \ln \sum_{m' \in M_T} \exp(\nu_{m'})$$

$$P(t) = \frac{e^{\nu_t + \phi_t I_t}}{\sum_{k \in K} e^{\nu_k + \phi_k I_k}}$$

در روابط بالا $P(m|t = T)$ احتمال شرطی m برای گزینه معلوم T را نشان می‌دهد و وقتی که گزینه t فاقد سطح m باشد $I_t = 0$ است.

$$P(m) = P(m|t = T).P(t = T), \quad 0 < \Phi_t \leq 1$$

چنانچه $\Phi_t = 1$ باشد لوجیت آشیانه‌یی به لوجیت ساده تبدیل می‌شود. نتایج پرداخت مدل‌های انتخاب وسیله مرجع [۶] در جدول (پ-۱) گزارش شده است.

جدول (پ-۱) نتایج برداشت مدل‌های انتخاب وسیله، به تفکیک هدف سفر. [۶]

خرید	مراجعه به ادارات	تحصیلی	کار* آشیانه پائین آشیانه بالا	هدف سفر	
				متغیر	نوع وسیله
-۱۸,۵۴۶ -۰,۷۷۶	-۱,۰۳۱ -۰,۹۲۹	۰,۰۰۲ ۱,۲۳۲	۴,۱۵۰ -۰,۶۵۶ -۰,۶۵۷	ثابت Ln(C_{inter}) Ln(TIN_{car}) Ln(Distance) (C_{inter}) (Car_{own}) Age	سواری
-۱۹,۰۲۹ -۱,۵۵۲	-۸,۴۶۱ -۰,۷۴۸	۳,۷۹۸ -۰,۱۲۴	-۴۰,۷۸۴ -۲,۷۱۳ -۱,۱۴۶	ثابت Ln(TOV_{bus}) Ln(Distance) × Age (TOV_{bus})	اتوبوس
-۲۰,۰۴۱ -۱,۵۵۲	-۳,۰۴۰ -۲,۲۵۷	۱,۷۷۴ -۰,۰۵۷	-۴۱,۶۲۴ -۲,۷۱۳ -۱,۱۴۶	ثابت ln(TOV_{taxi}) Ln(Distance) × Age (TOV_{taxi}) (Occup)	تاکسی
-۴,۳۴۷ -۲,۲۱۳	-۴,۰۰۰ -۶۳۱۲	۷,۳۰۱ -۰,۲۳۳	-۷,۳۴۷ -۴,۶۱۶	ثابت Ln(TOV_{metro}) Ln(C_{metro}) (TOV_{metro}) (Occup)	مترو
			-۰,۴۰۰ ۰,۰۳۳	Ln(Distance) I_T	همگانی

* ساختار مدل هدف سفر کار از نوع لوجیت آشیانه‌یی است.

