

برآورد تابع تقاضای مواد غذایی خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان با استفاده از دو سیستم NNDS و QUAIDS

احمد اکبری^۱، مهري احمدی جاوید^{۲*}، محمد باقر ضیایی^۳ و سید مسعود برکاتی^۴

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۳/۰۴ تاریخ پذیرش: ۹۴/۰۶/۱۷

چکیده

در این مطالعه، به بررسی تقاضای مواد غذایی خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان از راه داده‌های خام درآمد و هزینه‌ی خانوار ۱۳۹۰ و با استفاده از دو سیستم تقاضای شبکه عصبی و سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم پرداخته و مقدار دقت این دو سیستم بررسی شد. برای برآورد تقاضا براساس طبقه‌بندی COICOP مواد غذایی به نه گروه اصلی طبقه‌بندی شدند. نتایج NNDS که با استفاده از یک شبکه پیش‌خور و پرسپترون چندلایه برآورد زده شدند، نشان دادند که خطای همه گروهها با این روش مساوی و کوچک‌تر از روش QUAIDS است. نتایج بدست آمده از رسم منحنی انگل نشان دادند که منحنی انگل اکثر گروهها برای سیستم تقاضای شبکه عصبی به دلیل غیرخطی بودن به منحنی واقعی نزدیک‌تر بوده و نتایج بهتری دارند. با توجه به نتایج هر دو سیستم کشتش درآمدی گروه کالاهای «نان و غلات»، «شیر و تخم پرندگان»، «حبوبات و سبزی‌ها»، «قند و شکر»، «نوشیدنی‌ها» و «چاشنی‌ها» کم‌تر از یک بوده و این کالاها ضروری هستند و گروه کالاهای «گوشت»، «روغن‌ها و چربی‌ها» و «میوه‌ها و خشکبار» کالای لوکس بشمار می‌آیند.

طبقه بندی JEL: D12, C45

واژه‌های کلیدی: مواد غذایی، خانوار شهری، استان سیستان و بلوچستان، NNDS, QUAIDS

۱- استاد اقتصاد کشاورزی، دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه سیستان و بلوچستان.

۲- دانشجوی دکتری سیاست و توسعه کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

۳- کارشناسی ارشد اقتصاد کشاورزی، دانشگاه تبریز.

۴- دانشیار، مهندسی برق و الکترونیک، دانشگاه سیستان و بلوچستان.

*- نویسنده مسئول مقاله: m_ahmadijavid@yahoo.com

پیشگفتار

برآورد تابع تقاضا و محاسبه کشش‌های گروه کالاهای گوناگون از مهم‌ترین ابزار بررسی رفتار مصرف‌کننده بمنظور شناخت ترجیحات او می‌باشد و هرگونه سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی مرتبط با مصرف، نیازمند تحلیل الگوی مصرفی خانوارها و شناخت جایگاه هر گروه از کالاها در بودجه خانوار است. از این رو، استفاده از روش‌های مناسب با دقت بالاتر که بتواند رفتار مصرف‌کننده را به بهترین وجه نمایش دهد نیز از اهمیت بالایی برخوردار است.

مروری بر نتایج مطالعات انجام شده مثل مطالعه لیو^۱ (۲۰۰۳)، اکسای و همکاران^۲ (۲۰۰۴)، گفری و همکاران^۳ (۲۰۰۵)، یانگ شنگ و همکاران^۴ (۲۰۰۸)، مکونن و همکاران^۵ (۲۰۱۲) و سولا^۶ (۲۰۱۳) نشان داد که همگی بر ارجحیت سیستم QUAIDS که به دلیل غیرخطی بودن توانسته است رفتار مصرف‌کننده را بهتر از روش‌های خطی توصیف نماید، متفق بوده‌اند؛ همچنین، از سوی دیگر، با توجه به انعطاف‌پذیری بالای شبکه عصبی مصنوعی در نشان دادن رفتار داده‌ها در این مطالعه از سیستم تقاضای شبکه عصبی مصنوعی نیز استفاده شد.

در این پژوهش سعی شده است تا از یک روش نوین برای برآورد سیستمی تقاضا استفاده شود. تاکنون مطالعه‌ای با استفاده از سیستم تقاضای شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد سیستم تقاضا در ایران انجام نشده است اگرچه پیش‌بینی تقاضا با استفاده از شبکه عصبی در زمینه‌هایی مثل توریسم، مصرف برق یا محصولات دیگر انجام شده، اما این روش (سیستم تقاضای شبکه عصبی) برای نخستین بار با مقاله مک‌آلیر و همکاران^۷ (۲۰۰۸) مطرح شد. آن‌ها با مقاله خود با عنوان "یک سیستم تقاضای شبکه عصبی با خطای واریانس ناهمسانی" سعی کردند تا با استفاده از شبکه عصبی دو سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل^۸ (AIDS) و شاخص حقیقی افین استون^۹ (EASI) را منعطف‌تر کنند، هدف آن‌ها ارتقای دو سیستم موجود بر پایه مجموع مخارج بود. آن‌ها یک سیستم تقاضای کامل بر مبنای شبکه عصبی معرفی کردند که ورودی‌های مدل آن‌ها متغیرهای جمعیتی و کم‌ترین مجموع مخارج بود که آن را بر اساس مقدار خطایشان آموزش دادند. در نتیجه، به منحنی‌های

¹ - Liu

² - Xi et al

³ - Geoffrey et al

⁴ - Yeong-Sheng et al

⁵ - Mekonnen et al

⁶ - Sola

⁷ - McAleer et al

⁸ - Almost Ideal Demand System

⁹ - Exact Affine Stone Index

انگلی با انعطاف‌پذیری بالا دست یافتند، اما بولرت^۱ (۲۰۱۳)، با استفاده از داده‌های خانوارهای کانادا در طی سال‌های ۲۰۰۴-۲۰۰۸ به مقایسه برآورد تابع تقاضای مصرفی با استفاده از سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم و معرفی یک سیستم تقاضای شبکه عصبی^۲ (NNDS) ساده‌تر پرداخت. نتایج این مقاله نشان دادند که NNDS به نسبت QUAIDS دارای میانگین مربعات خطا^۳ (MSE) برابر و در برخی از گروهها دارای دقت بالاتری بوده و همچنین، نتایج برای کشش مخارج در هر دو مدل تقریباً مشابه بدست آمد، اما در مواردی NNDS منحنی انگل را به مراتب بهتر از QUADS نشان داد که آن نیز به دلیل غیرخطی بودن این روش است. او توانست با معرفی یک سیستم تقاضای شبکه عصبی با رویکرد ساده‌تر به نتیجه دلخواه دست یابد.

احمدی جاوید و همکاران (۱۳۹۳) به بررسی الگوی مصرف کالاهای خوراکی خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان با رویکرد امنیت غذایی پرداختند. آن‌ها با رسم منحنی انگل نه گروه کالای خوراکی با استفاده از الگوریتم LOWESS نشان دادند که در دهک‌های پایین درآمدی با توجه به بزرگ‌تر بودن ابعاد خانوارها، مصرف مواد غذایی بسیار کمتر بوده و ناامنی غذایی وجود داشته است. مصرف دو گروه «انواع گوشت» و «میوه‌ها و خشکبار» که منابع اصلی پروتئین و کربوهیدرات هستند، تنها با افزایش درآمد و مخارج خانوار افزایش یافته و خانوارهای شهری کم‌درآمد قدرت خرید پایینی برای این کالاها داشته‌اند. محمدی نیک (۱۳۹۲) به برآورد سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل گروههای خوراکی خانوارهای شهری در ایران در دوره زمانی ۱۳۵۰-۱۳۸۹ پرداخت. یافته‌های این پژوهش نشان دادند که دو گروه غلات و فراورده‌های آن و چربی‌ها دارای رابطه جانشینی خالص قوی و گروه گوشت رابطه مکملی خالص قوی با گروه آشامیدنی‌ها دارند و رابطه مکملی و جانشینی سایر گروهها از نوع ضعیف بوده و علامت کشش درآمدی همه گروههای کالایی مثبت بوده است. سهرابی و همکاران (۱۳۹۰) در پژوهش خود، تابع تقاضای کالاهای خوراکی را با سیستم معادلات تقاضای معکوس تقریباً ایده‌آل برای هشت گروه کالای خوراکی در طی دوره ۱۳۵۳ تا ۱۳۸۵ و با استفاده از روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب (SURE) برآورد کردند و نشان دادند که بیش‌ترین کشش خودمقداری مربوط به گروه گوشت و کم‌ترین مقدار کشش خودمقداری مربوط به گروه شیر بوده است.

لذا در این مطالعه نیز برای برآورد تقاضا از این دو روش با استفاده از محاسبه MSE و منحنی انگل و همچنین، کشش‌های درآمدی پرداخته شده است.

^۱ - Boelaert

^۲ - Neural Networks Demand Systems

^۳ - Mean Squared Error

مواد و روش‌ها

سیستم تقاضای شبکه عصبی

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی که به آن معماری اطلاق می‌شود، به شکلی است که نرون‌ها در دسته‌هایی که لایه نام دارند، مرتب می‌شوند. معماری معمول شبکه عصبی متشکل از سه لایه است: لایه ورودی^۱ که داده‌ها را در شبکه توزیع می‌کند، لایه پنهان^۲ داده‌ها را پردازش می‌کند و لایه خروجی^۳ که نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص استخراج می‌کند. یک شبکه می‌تواند از یک یا چند لایه پنهان تشکیل شود. طراحی معماری شبکه عصبی عموماً بر مبنای روش آزمون و خطا است و طی آن با استفاده از ارقام گوناگون لایه‌های پنهان و نرون‌های مربوط، شبکه بهینه را می‌توان تعیین کرد (دلور، ۱۳۸۴).

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۴ با روش یادگیری انتشار وارون (پس انتشار خطا^۵) یکی از متداول‌ترین شبکه‌های کاربردی است. در مباحث نظری اثبات شده که این شبکه در صورت انتخاب درست ساختار مناسب داخلی، قادر است هر گونه سیستم خطی را مدل کرده و شبیه‌سازی کند (اصغری اسکویی، ۱۳۸۱). هنگامی که روابط بین متغیرها غیرخطی باشد، یکی از مناسب‌ترین ابزارها، شبکه عصبی است (زیریلی، ۱۹۹۷).

❖ هر نرون لایه ورودی در واقع شامل همان متغیرهای ورودی مدل یعنی لگاریتم‌های قیمت هر گروه هستند.

❖ هر سیناپس^۶ (نقطه اتصال بین آکسون یک سلول عصبی با دندریت سلول‌های دیگر) مطابق شکل یک ارزش واقعی مرتبط دارد که وزن نامیده می‌شود.

❖ هر نرون H_i در لایه پنهان، تابعی از ارزش هر نرون N_k لایه‌های پیشین و از سیناپس a_{ki} است که به H_i متصل می‌شود (بولرت، ۲۰۱۳):

$$H_i = f \left(\sum_{k=1}^p a_{ki} N_k \right) \quad (1)$$

که p در آن نشان‌دهنده تعداد نرون در لایه قبلی، a_{ki} ارزش هر سیناپس متصل H_i و N_k است و f تابع فعالیت انتخابی می‌باشد. انتخاب رایج برای f یک تابع لجستیک است، اما می‌شود از

1 - Input layer

2 - Hidden layer

3 - output layer

4 - MLP: Multi layer perceptron

5 - propagation

6 - synapse

گزینه‌های دیگری نیز استفاده کرد. در نتیجه نرون H_2 به طور مثال در شکل ۱ برابر است با (بولرت، ۲۰۱۳):

$$H_2 = f(a_{12} \cdot I_{n1} + a_{22} \cdot I_{n2} + a_{32} \cdot I_{n3}) \quad (۲)$$

❖ هر نرون در لایه پنهان و یا خروجی که سهم هزینه هر گروه را نشان می‌دهد، افزون بر وزن‌های مرتبط، ممکن است به یک مقدار ثابت تصادفی که بایاس^۱ نامیده می‌شود، نیز مرتبط باشد. اگر نرون H_2 از شکل (۱) شامل بایاس $(a_{02} \cdot 1)$ نیز باشد، آنگاه در رابطه (۳)، H_2 به این صورت محاسبه می‌شود (بولرت، ۲۰۱۳):

$$H_2 = f(a_{02} \cdot 1 + a_{12} \cdot I_{n1} + a_{22} \cdot I_{n2} + a_{32} \cdot I_{n3}) \quad (۳)$$

بنابراین پرسپترون چندلایه با هر ساختار و وزنی به عنوان یک تابع کار می‌کند. به گونه‌ای که هر بردار ورودی را بر روی یک بردار خروجی تصویر می‌کند. در این جا به معادله k امین نرون خروجی را که دارای اتصال کامل با توابع فعالیت f و g که به ترتیب مربوط به لایه پنهان و خروجی هستند، اشاره می‌شود (بولرت، ۲۰۱۳):

$$O_k = g \left(b_{0k} + \sum_{j=1}^{N_{Hidden}} b_{jk} \cdot f \left(a_{0j} + \sum_{i=1}^{N_{Input}} a_{ij} \cdot I_i \right) \right) \quad (۴)$$

اگر f و g هر دو خطی باشند، MLP یک مدل خطی عمومی خواهد بود. افزون بر این، اگر f انتخابی تابع سیگموئید^۲ و g یک تابع لجستیک و شبکه تنها شامل یک نرون مخفی باشد، MLP یک رگرسیون لجستیک خواهد بود. این نتیجه می‌تواند به عنوان یک اصل کلی از روش‌های رایج دیده شود (با توجه به شکل ۱).

آنچه در این بخش ارایه شد، صرفاً برای توضیح توابع بکار برده شده در پروسه محاسبات سیستم تقاضای شبکه عصبی و جایگاه متغیرهای ورودی و خروجی بمنظور آشنایی با کارکرد سیستم می‌باشد، ولی درنهایت با توجه به تصادفی بودن انتخاب داده‌ها توسط خود شبکه، توضیح کامل کارکرد شبکه عصبی مصنوعی بیان‌ناپذیر است.

برای موفق شدن در آموزش شبکه باید خروجی آن را به تدریج به خروجی بهینه‌تر نزدیک کنیم. به بیان دیگر، باید میزان تابع خطا را همواره کاهش دهیم. برای این منظور ضرایب وزنی خطوط ارتباطی واحدها با استفاده از قاعده کلی دلتا میزان می‌شود. قاعده دلتا مقدار تابع خطا را محاسبه کرده و آن را به عقب از یک لایه به لایه پیشین آن انتشار می‌دهد. عبارت پس‌انتشار به

¹ - bias

² - Sigmoid function

این علت است. ضرایب وزنی هر واحد جداگانه میزان می‌شود و بدین گونه مقدار خطا کاهش می‌یابد. این کار در مورد واحدهای لایه خارجی ساده است زیرا خروجی واقعی و مطلوب آن‌ها را می‌دانیم، ولی در مورد لایه میانی چندان روشن نیست. بنابراین، می‌توان با انتشار خطا به عقب ضرایب وزنی خطوط ارتباطی تمام لایه‌ها را به درستی میزان کرد. از این راه تابع خطا کاهش و شبکه آموزش می‌یابد (بیل و جکسون، ۱۳۸۳).

رسم منحنی انگل

با توجه به این‌که داده‌های این مطالعه داده‌های مقطعی از خانوارها بوده و در صورت رسم آن‌ها در یک نمودار دو بعدی ما با ابری از داده‌ها روبه‌رو می‌شویم، بهترین روش برای رسم منحنی انگل استفاده از یکی از شیوه‌های نوین برازش منحنی است که برای چنین داده‌هایی مطرح شده است. الگوریتم LOWESS^۱ شیوه‌ای مناسب برای رسم این منحنی با داده‌های مقطعی و یا پنل است. کولند^۲ (۱۹۷۹) این الگوریتم را که یک نمودار پراکنش هموار با وزن‌های محلی به عنوان یک روش مناسب برای داده‌های پرت که اساس آن برازش چندجمله‌ای‌های محلی است، ارایه کرد. ایده اساسی این روش این است که با چندجمله‌ای‌های محلی (یک نوع برازش K-NN) کم‌ترین مربعات برازش را شروع کرده و سپس از روش‌های قوی برای بدست آوردن برازش نهایی استفاده شد. LOWESS یک روش برازش ناپارامتری است. روش‌های برازش ناپارامتری روش‌هایی هستند که در آن‌ها برای برازش نیازی به یک مدل پارامتری، یعنی تابعی که رفتار بین متغیرها را نشان دهد، نیست بلکه تغییرات داده تنها به وسیله خود داده تعیین می‌شود. در این روش برخلاف روش‌های برازش با استفاده از مدل‌های پارامتری، که امروزه به گونه معمول مورد استفاده قرار می‌گیرد، یک قید ریاضی به داده تحمیل نمی‌شود تا داده مجبو به پیروی از آن شود. استفاده از این گونه روش‌ها می‌تواند داده‌هایی را که تا به امروز به علت لحاظ نشدن در توابع برازش شده، از چشم دور مانده‌اند و در حکم نوفه دور ریخته می‌شده‌اند، در اختیار قرار دهد (متقی و همکاران، ۱۳۸۹).

کشش درآمدی سیستم تقاضای شبکه عصبی

برآوردهای شبکه عصبی می‌تواند به دلیل انعطاف‌پذیری بالای خود به بهترین شیوه منحنی انگل را برآورد بزند، اما به دلیل تصادفی بودن وزن‌های شبکه ابزاری خیلی مناسب برای برآورد

^۱ - برازش منحنی مبتنی بر داده‌ها بدون فرض هیچ‌گونه رابطه‌ای بین آن‌ها

^۲ - Cleveland

کشش‌ها نیست. با این وجود، می‌توان با استفاده از مشتق‌های جزئی شبکه و هم‌چنین، داده‌های آموزش که بهترین تقریب و پیش‌بینی را به ما می‌دهد این کار را با خطایی پایین انجام داد. کشش درآمدی از این راه با استفاده از جایگزینی در فرمول زیر بدست می‌آید:

$$EL_i^x - 1 + \frac{\partial w_i}{\partial x} \cdot \frac{1}{w_i} \quad (5)$$

که در آن EL_i^x کشش درآمدی بوده و $\frac{\partial w_i}{\partial x}$ مشتق جزئی شبکه است و w_i سهم هزینه مربوط به گروه موردنظر است (بولرت، ۲۰۱۳).

سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم

مدل QUAIDS یکی از نوین‌ترین مدل‌هایی است که برای تقاضا مطرح شده و به وسیله جورمن (۱۹۸۱) به اثبات رسید. پس از آن مطالعات بلاندل و همکاران (۱۹۹۳)، مزایای استفاده از شکل درجه دوم درآمد واقعی را در مدل QUAIDS نشان دادند. بنکس و همکارانش (۱۹۹۷) به آنالیز داده‌ها و مزایای استفاده از الگوی سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دو (QUAIDS) پرداختند. نتایج بدست آمده از مطالعه بنکس و همکارانش نه تنها مشکلات استفاده از سیستم معادلات تقاضای تقریباً ایده‌آل (AIDS) به وسیله دیتون و مولبائر (۱۹۸۰) را نداشت بلکه نتایج بدست آمده از برآورد با مبانی تئوریک سازگاری بیش‌تری نشان می‌داد.

سیستم QUAIDS از تابع مطلوبیت غیر مستقیم زیر بدست می‌آید (گفری، ۲۰۰۵):

$$\ln v = \left\{ \left[\frac{\ln m - \ln a(p)}{b(p)} \right]^{-1} + \lambda(p) \right\}^{-1} \quad (6)$$

که در آن m مخارج بوده و p بردار قیمت‌هایی است که مصرف‌کننده با آن روبروست. بنکس و همکاران (۱۹۹۷) $\lambda(p)$ ، $b(p)$ و $a(p)$ را به این صورت معرفی کردند:

$$\ln a(p) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \ln p_i + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \gamma_{ij} \ln p_i \ln p_j \quad (7)$$

$$b(p) = \prod_{i=1}^n p_i^{\beta_i}$$

$$\lambda(p) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \ln p_i \quad \text{where} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0$$

که در آن $i = 1, \dots, n$ نشان‌دهنده تعداد کالای وارد شده در مدل تقاضاست (گفری، ۲۰۰۵).

با استفاده از اتحاد روی^۱ توابع سهم هزینه کالای نام بدست آمده و با بهره‌گیری از لم شفارد^۲ به جای تابع مطلوبیت غیرمستقیم، سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم QUAIDS به این صورت استخراج می‌شود (گفری، ۲۰۰۵):

$$w_i = \alpha_i + \sum_{j=1}^k \gamma_{ij} \ln p_j + \beta_i \ln \left[\frac{m}{a(p)} \right] + \frac{\lambda_i}{b(p)} \left\{ \ln \left[\frac{m}{a(p)} \right] \right\}^2 \quad (8)$$

و با جایگذاری شاخص قیمتی استون (رابطه ۹) در رابطه بالا سیستم QUAIDS را می‌توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\ln p - \sum_{i=1}^n w_i \ln p_i \quad (9)$$

$$w_i = \alpha_i + \sum_{j=1}^n \gamma_{ij} \ln p_j + \beta_i \ln \left[\frac{m}{p} \right] + \frac{\lambda_i}{b(p)} \left\{ \ln \left[\frac{m}{p} \right] \right\}^2 \quad (10)$$

که در آن α ، β ، γ و λ پارامترها هستند. m مخارج کل، $\ln p$ لگاریتم قیمت هر گروه و w_i سهم هزینه مربوط به هر گروه را نشان می‌دهد. که با توجه به این که مواد غذایی به ۹ گروه اصلی تقسیم شدند، سیستم مورد بررسی شامل ۹ معادله می‌باشد که هنگام برآورد یکی از آن‌ها حذف می‌گردد (بوپاپ، ۲۰۰۶) و کشش درآمدی آن نیز در رابطه ۱۱ مشاهده می‌شود:

$$\eta_i = \frac{\partial \ln q_i}{\partial \ln m} = \frac{1}{w_i} \left(\beta_i + 2 \frac{\lambda_i}{b(p)} \ln \left[\frac{m}{p} \right] \right) + 1 \quad (11)$$

داده‌های پژوهش

منبع مورد استفاده در این پژوهش برای هر دو سیستم تقاضا، «آمارگیری از هزینه و درآمد خانوار شهری استان سیستان و بلوچستان» سال ۱۳۹۰ است که شامل داده‌های خام ۶۸۷ خانوار شهری استان سیستان و بلوچستان می‌باشد. در این پژوهش، مواد غذایی براساس طبقه بندی (COICOP^۳) و با استفاده از نرم افزار R به نه گروه اصلی دسته بندی شدند که عبارتند از: گروه نان و غلات، گوشت، شیر و فرآورده های آن (به جز کره) و تخم پرندگان، انواع روغن‌ها و چربی‌ها و کره، میوه‌ها و خشکبار، سبزی‌های تازه و خشک‌شده و حبوبات، قند و شکر، مرباها و شیرینی‌ها، ادویه‌ها، چاشنی‌ها و سایر ترکیبات خوراکی، انواع چای، قهوه، کاکائو و نوشابه‌ها.

¹ - Roy Identity

² - Shephard's Lemma

³ - Classification of Individual Consumption According to Purpose

برآورد سیستم‌های تقاضا

در این پژوهش ابتدا برای برآورد تقاضای مواد غذایی خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان از سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم استفاده شد. به این منظور، گروه (انواع چای، قهوه، کاکائو و نوشابه‌ها که دارای سهم هزینه نسبتاً پایینی نیز می‌باشد)، حذف و بقیه معادله‌ها با استفاده از نرم‌افزار Stata 12 و در چارچوب معادله‌های رگرسیون به ظاهر نامرتب برآورد شد. این مدل با اعمال قیود تقارن و همگنی و رفع مشکل ناهمسانی واریانس به روش ماتریس واریانس-کوواریانس سازگار وایت صورت پذیرفت که نتایج در پیوست ۲ قابل مشاهده است. در مرحله بعد به برآورد سیستم تقاضای شبکه عصبی با استفاده از نرم‌افزار Matlab 2013 پرداخته شد.

شبکه عصبی مصنوعی براساس یادگیری روند موجود در بین متغیرهای مستقل حاضر در مدل که مقادیر وابسته را نتیجه داده‌اند، عمل می‌کند. لذا با توجه به رابطه‌ی موجود در داده‌های ورودی و خروجی، شبکه آموزش می‌بیند. پس از آموزش مناسب شبکه، می‌توان از شبکه آموزش دیده برای محاسبه مقادیر جدید و مشاهده نشده متغیر وابسته حاضر در مدل با لحاظ مقادیر جدید برای متغیرهای توضیحی، استفاده کرد. در ابتدا باید یک شبکه عصبی مناسب در نظر گرفته شود. برای این منظور بایستی به بررسی ورودی‌ها و خروجی‌های ضروری و تشکیل لایه‌ها و تعداد نرون‌های مورد نیاز در هر لایه پرداخته شود (کاظمی، ۱۳۸۹). همواره پیش از طراحی یک شبکه نیاز است داده‌ها را به گونه‌ای آماده ساخت تا در هنگام اجرا شبکه بتواند نتایج بهتر و خطای پایین‌تری داشته باشد. گاهی حذف برخی از داده‌های اضافه می‌تواند نتایج برآورد شبکه را به مراتب دقیق‌تر نماید. لذا در مرحله پیش پردازش داده‌ها در شبکه عصبی مصنوعی برای نرمال‌سازی آن‌ها با استفاده از روش کاکس و ولگنانت^۱ (۱۹۸۶) که مناسب داده‌های مقطعی است، تعداد ۱۳ خانوار که مخارج پرداختیشان بیش از ۵ برابر انحراف معیار از میانگین بود، حذف شدند و در نتیجه، شبکه با استفاده از داده‌ها ۶۷۴ خانوار باقی‌مانده اجرا شد. در ادامه ویژگی‌های شبکه مورد نظر شرح داده می‌شود.

- ❖ ورودی‌های شبکه شامل لگاریتم قیمت هر گروه کالای خوراکی و همچنین، لگاریتم مخارج کل و سهم مخارج هر گروه به عنوان خروجی مطلوب شبکه در نظر گرفته شدند.
- ❖ شبکه شامل یک لایه ورودی و خروجی و یک لایه پنهان شامل ۱۰ نرون است که تعداد نرون‌های آن با استفاده از آزمون و خطا بدست آمد و همه نرون‌ها به بایاس (مقدار ثابتی که شبکه در نظر می‌گیرد) متصل هستند.

^۱ - Cox and Wohlgenant

- ❖ ۸۰ درصد از داده‌ها را به صورت تصادفی برای آموزش، ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد مابقی، برای آزمون و صحت‌سنجی آموزش به وسیله خود شبکه در نظر گرفته شد که بخشی از پروسه معمول برای برآورد شبکه است.
- ❖ توابع تحریک در شبکه عصبی دارای بردهای (۰،۱) و (۱،۱-) می‌باشند ولی داده‌های ورودی و خروجی شبکه در چنین بازه‌ای قرار نمی‌گیرند، پیش از اجرای برنامه اقدام به پیش‌پردازش^۱ داده‌ها می‌شود (۶). در این مطالعه نیز ورودی‌ها در بازه [1-1] استاندارد شدند.
- ❖ توابع فعالیت زیادی وجود دارند که قابلیت استفاده در شبکه‌های عصبی را نیز دارا می‌باشند، اما بسته به نوع مسئله و هدفی که شبکه عصبی دنبال می‌کند، باید از انواع توابعی که متناسب با شبکه عصبی مورد نظر باشد استفاده کرد. لایه ورودی دارای تابع فعالیت نیست چرا که فقط ورودی‌ها را وارد شبکه می‌کند، از این رو، این مسئله برای سایر لایه‌ها اهمیت پیدا می‌کند. در این پژوهش با امتحان توابع گوناگون، تابع لگاریتم-سیگموئید^۲ برای تمام نرون‌های لایه مخفی و تابع تانژانت-سیگموئیدی^۳ برای استفاده در لایه خروجی شبکه مناسب تشخیص داده شدند که این امر با توجه به هم‌خوانی نیاز شبکه و ویژگی‌های این نیز کاملاً توجیه پذیر و منطقی می‌باشد.
- ❖ در این مطالعه ساختارهای گوناگون شبکه عصبی (با تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های متفاوت) با الگوریتم‌های گوناگون مبتنی بر پس‌انتشار خطا (الگوریتم مارکوارت-لونیبرگ) آزموده شده و در نهایت، ساختار بهینه با کم‌ترین مقدار MSE مشخص شده است. بر اساس یافته‌های ناشی از آزمون و خطا این نتیجه بدست آمد که الگوریتم آموزش Rprop که در نرم افزار Matlab 2013 با تابع trainrp شناخته شده است، در بیش‌تر ساختارها از جمله ساختار نهایی منجر به MSE آموزش و آزمون و اعتبارسنجی پایین‌تری شده در نتیجه از این الگوریتم پس‌انتشار خطا در این پژوهش استفاده شد.

¹ - Preprocessing

² - Log-sig

³ - Tan-sig

نتایج و بحث

شکل ۲ نشان‌دهنده چگونگی روند کاهش خطا در آموزش شبکه عصبی MLP با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد. محور افقی نشان‌دهنده تعداد تکرارها (epoch)^۱ و محور عمودی بیانگر MSE می‌باشد. همان گونه که در شکل ۲ مشخص است شبکه MLP در ۵۰ تکرار به مقدار دقت هدف یعنی $1e^{-4}$ رسیده است که مقدار قابل قبولی می‌باشد. در نتیجه تعداد ۵۰ تکرار برای این پژوهش در نظر گرفته شد.

یکی از معیارهای مقایسه بین این دو روش مقدار خطای آن‌هاست. نتایج خطای شبکه پس از اجرای آن در جدول ۲ درج شد و برای سهولت مقایسه خطای سیستم QUAIDS نیز در ردیف پایین درج شده است. همان گونه که مشاهده می‌شود خطای NNDS در گروه‌های نان و غلات، شیر و تخم پرندگان، حبوبات و سبزی‌ها، قند و شکر و گروه چای و نوشیدنی‌ها دارای خطایی مساوی و در سایر گروه‌ها خطایی کوچک‌تر از سیستم تقاضای ایده‌آل درجه دوم داشته است.

کشش مخارج

همان گونه که پیش از این نیز گفته شد، شبکه عصبی به دلیل متغیر بودن وزن‌های شبکه ابزاری مناسب برای محاسبه کشش نیست، اما می‌توان با بالا بردن دقت شبکه به وزن‌های بهتری دست یافته و با استفاده از آن کشش‌ها را نیز برآورد کرد. کشش‌های مخارج این سیستم با محاسبه کشش جزئی شبکه و جای‌گذاری نتیجه در فرمول (۵) و کشش‌های مخارج سیستم تقریباً ایده‌آل درجه دوم با جای‌گذاری در فرمول (۱۱) بدست آمده است. کشش‌های مخارج بدست آمده در این روش نیز نتایج تقریباً مشابهی با روش QUAIDS داشته است و نتایج کشش‌های مخارج نشان می‌دهد که NNDS نیز توانسته است تقریباً به خوبی رفتار مصرف‌کننده را توصیف کند.

بر اساس نتایج قابل مشاهده در جدول ۳، کشش‌های درآمدی همه کالاها مثبت است که نشان می‌دهد تمام گروه‌های کالایی نرمال هستند و در شرایط ثابت افزایش درآمد تاثیری مثبت بر مقدار تقاضای این کالاها و بودجه اختصاص یافته به آن‌ها دارد. کشش درآمدی گروه کالاهای «نان و غلات»، «شیر و تخم پرندگان»، «حبوبات و سبزی‌ها»، «قند و شکر»، «چای و نوشیدنی‌ها» و «ادویه‌ها و چاشنی‌ها» کم‌تر از یک است که نشان می‌دهد، این کالاها ضروری هستند؛ بنابراین، افزایش (کاهش) یک درصدی درآمد، مقدار تقاضای این کالاها را کم‌تر از یک درصد افزایش (کاهش) خواهد داد. از سوی دیگر، به دلیل اینکه کشش‌های درآمدی برای گروه کالاهای گوشت،

^۱ - هر بار که تمام داده‌های آموزش به شبکه وارد شود و وزن‌ها تعدیل شود یک دور تکرار یا در اصطلاح یک epoch گفته می‌شود.

روغن‌ها و چربی‌ها و میوه‌ها و خشکبار بالاتر از یک می‌باشد، از جمله کالاهای لوکس بشمار می‌آیند. در میان این نه گروه کالا کم‌ترین کشش درآمدی مربوط به گروه حبوبات و سبزی‌هاست و نشان می‌دهد که مصرف این گروه کالا کم‌ترین تاثیر را از درآمد می‌گیرد. به احتمال زیاد، این رفتار به دلیل پایین بودن سهم هزینه این گروه از کل مخارج رخ می‌دهد؛ هم‌چنین، بیش‌ترین کشش درآمدی نیز به گروه گوشت تعلق دارد که همان گونه که پیش از این هم گفته شد، نشان دهنده این است که مصرف این گروه کالا به وسیله خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان به شدت به درآمد آنها وابسته بوده و با افزایش و کاهش درآمد مقدار مصرف این کالا نیز افزایش یا کاهش می‌گیرد.

رسم منحنی انگل

منحنی انگل پس از اجرای شبکه، با استفاده از الگوریتم LOWESS و برای وضوح بیش‌تر رفتار مصرف‌کننده از روش Smoothing Spline و با پارامتر هموارسازی ۰,۱ رسم شد. برای رسم این منحنی، لگاریتم مخارج در ستون افقی و سهم هزینه‌ی هر گروه کالا در ستون عمودی قرار گرفت و از پیش‌بینی شبکه برای رسم منحنی انگل شبکه عصبی (منحنی نخست در هر گروه)، از داده‌های واقعی برای رسم نمودار انگل واقعی (برازش داده‌های واقعی به صورت منحنی هموار) که منحنی دوم در هر گروه است و از پیش‌بینی سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل برای رسم منحنی انگل QAIDS که آخرین منحنی در هر گروه است، استفاده شد.

با نگاهی گذرا به منحنی‌های رسم شده می‌توان گفت که منحنی انگل اکثر گروه‌ها برای سیستم تقاضای شبکه عصبی به منحنی واقعی خیلی نزدیک‌تر بوده است و یا سیستم تقاضای شبکه عصبی با اندکی تفاوت توانسته است، نتایج بهتری داشته باشد. با توجه به نمودارهای شماره‌ی ۱، ۳ و ۶ متوجه می‌شویم منحنی‌های انگل به خوبی توانسته‌اند رفتار مصرفی این گروه کالاهای لوکس را نشان دهند. با توجه به نمودارهای زیر، منحنی انگل NNDS نتایج بسیار بهتری برای گروه‌های «گوشت»، «میوه‌ها و خشکبار»، «سبزی‌های تازه و خشک‌شده و حبوبات» و «شیر و فرآورده‌های آن» داشته است و در دیگر گروه‌ها نیز تقریباً توانسته است بیش‌ترین شباهت را به منحنی انگل واقعی داشته باشد. در نتیجه رویهم رفته، منحنی انگل NNDS به دلیل غیرخطی بودن توانسته است نتایج به مراتب دقیق‌تری نسبت به منحنی QAIDS داشته باشد. اگرچه منحنی انگل QAIDS نیز غیر خطی است، اما یک منحنی درجه دوم است درحالی که منحنی‌های انگل NNDS درجه بالا بوده و می‌توانند بسیار بهتر بر منحنی انگل واقعی هر گروه مماس شوند.

روند برآورد سیستم تقاضای شبکه عصبی با روند مرسوم سیستم تقاضا به خاطر ویژگی‌های خاص شبکه عصبی مصنوعی متفاوت است. در این شیوه شبکه این سیستم را در اصطلاح در جعبه سیاه برآورد می‌کند و در واقع، روند کار آن قابل توضیح نیست، اما آنچه در این شیوه می‌تواند با سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم که در این مطالعه از آن استفاده شده است قابل قیاس باشد، مقدار خطای شبکه (MSE)، منحنی انگل حاصل از شبکه و همچنین، نتایج بدست آمده از کَشش‌های درآمدی است.

نتیجه گیری و پیشنهادها

در نهایت می‌توان گفت که سیستم تقاضای شبکه عصبی نیز توانسته است برآوردی به دقت سیستم QUADS داشته باشد و با توجه به این‌که اساس کار شبکه عصبی بر اساس بهینه‌یابی وزن‌هاست، در نتیجه در صورتی که با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌یابی بتوان به وزن‌های بهتری دست یافت حتی می‌توان به نتایجی به مراتب دقیق‌تری دست پیدا کرد. در انتها باید به این مسئله اشاره شود که با توجه به موضوع این مطالعه و روش‌های به کار برده شده در آن تنها مطالعه قابل قیاس با آن مقاله بولرت ۲۰۱۳ بوده است که خود برای نخستین بار سیستم تقاضای شبکه عصبی را به این روش پیشنهاد داد و آن را با سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم مقایسه کرد. بایستی اذعان داشت که نتایج این مطالعه نیز در بیش‌تر موارد با نتایج این مقاله همسو بوده است. همچنین، با توجه به نتایج، لوکس بودن سه گروه گوشت، روغن‌ها و چربی‌ها و میوه‌ها و خشکبار که ناشی از قدرت خرید پایین مصرف‌کنندگان در این استان می‌باشد پیشنهاد می‌شود این کَشش‌ها در اعمال سیاست‌های درآمدی یا هر سیاستی که منجر به افزایش نقدینگی خانوارها می‌شوند، در نظر گرفته شوند زیرا با توجه به شرایط معیشتی خانوارهای استان سیستان و بلوچستان می‌تواند منجر به بهبود سطح تغذیه و سلامت افراد و خانوارها بویژه خانوارهای کم درآمد شود.

منابع

- احمدی جاوید م. اکبری ا. و ضیایی م ح. (۱۳۹۳). بررسی الگوی مصرف کالاهای خوراکی خانوارهای شهری استان سیستان و بلوچستان با رویکرد امنیت غذایی. مجله تحقیقات اقتصاد کشاورزی، شماره ۲۳: ۱۴۳-۱۵۸.
- اصغری اسکویی م ر. (۱۳۸۱). کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی. فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره ۱۲: ۶۹-۹۶.

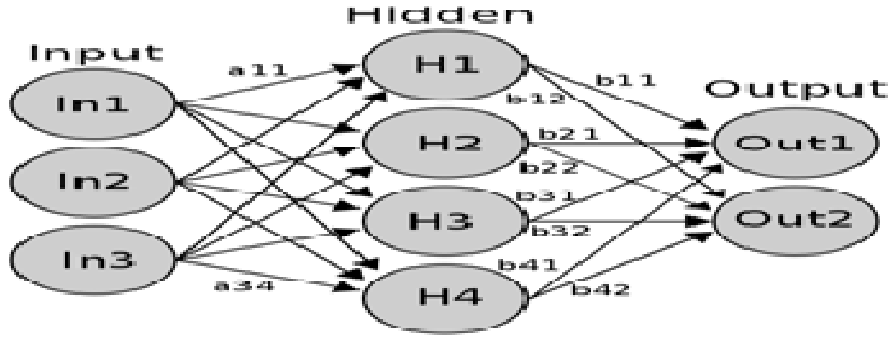
- بیل آر. و جکسون تی. (۱۳۸۳). آشنایی با شبکه‌های عصبی، ترجمه محمودالبرزی. انتشارات دانشگاه شریف. تهران.
- دلاور م. (۱۳۸۴). تحلیل و ارائه مدل نوسانات تراز آب دریاچه ارومیه و آنالیز ریسک مناطق ساحل. پایان‌نامه کارشناسی ارشد گروه آبیاری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
- کاظمی م. (۱۳۸۹). پیش‌بینی تأثیر نااطمینانی نرخ ارز بر رشد اقتصادی ایران با استفاده از شبکه های عصبی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد گروه اقتصاد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- سهرابی ف. حسین‌زاد، ج. و دشتی، ق. (۱۳۹۰). برآورد سیستم تقاضا برای گروه اصلی کالاهای خوراکی خانوارهای شهری در ایران با استفاده از سیستم تقاضای معکوس. تحقیقات اقتصاد کشاورزی، ۳(۴): ۳۷-۱۷.
- محمدی نیک ع. (۱۳۹۲). برآورد سیستم معادلات تابع تقاضای تقریباً ایده‌آل گروه‌های خوراکی خانوارهای شهری در ایران. پایان‌نامه مقطع کارشناسی ارشد اقتصاد کشاورزی، دانشکده اقتصاد، دانشگاه سیستان و بلوچستان.
- متقی س.خ. و قدس ع.ر. و سیاهکویی ح.ر. (۱۳۸۹). نمایش شکل منحنی کاهندگی لرنزه‌ای در ناحیه تهران و برآورد ضخامت موهو از روی آن. مجله فیزیک زمین و فضا. دوره ۳۶، شماره ۲: ۱-۱۶.
- یگانه مهر ا. (۱۳۹۰). مقایسه عملکرد شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی بازده سهام. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

References

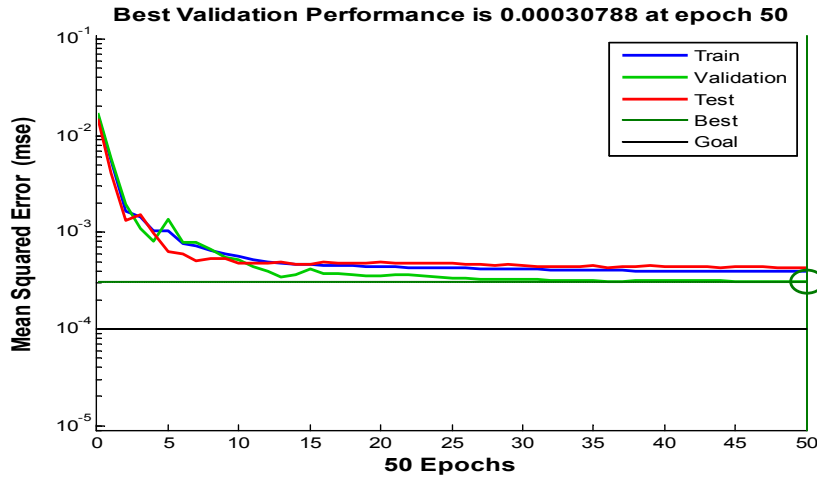
- Banks J., Blundell R., & Levwbel A. (1997). Quadratic Engel Curves and Consumer Demand. *The Review of Economics and Static*. 79(4): 527-539.
- Blundell R.W., Pashardes P., & Weber G. (1993). What Do We Learn About Consumer Demand Patterns from Micro Data. *American Economic Review*. 83(3): 570-597.
- Boelaert, J. (2013). A Neural Network Demand System. Working Papers of the Centre for Economics at the Sorbonne.
- Bopape, L.E. (2006). The Influence of Demand Model Selection on Household Welfare Estimates: An Application to South African Food Expenditures. Department of Agricultural Economics, Michigan State University.
- Cleveland, W. S. (1979). Robust locally weighted regression and smoothing scatter plots. *Journal of the American Statistical Association*. 74: 829-836.

- Cox, T., Wohlgenant, M. (1986). Prices and Quality Effects in Cross-Sectional Demand Analysis. *American Journal of Agricultural Economics*, 68: 908-919.
- Deaton, A., Muellbauer J. (1980). *Economics and Consumer Behavior*. Cambridge University Press.
- Geoffrey, M.P., Capps, O., & Clauson, A. (2005). Demand for Non-Alcoholic Beverages: Evidence from the ACNielsen Home Scan Panel. *The American Agricultural Economics*, Rhode Island, 44: 159-170.
- Gorman, W.M. (1981). Some Engel Curves in the Theory and Measurement of Consumer Behaviour, A. Deaton ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Liu, K.E. (2003). Food Demand in Urban China: An Empirical Analysis Using Micro Household Data, Dissertation, the Ohio State University.
- Mekonnen, D.K., Huang, C.L., & Fonsah, E. Greg. (2012). Analysis of Fruit Consumption in the U.S. with a Quadratic AIDS Model, the Southern Agricultural Economics Association Annual Meeting, Birmingham.
- McAleer, M., Medeiros, M.C., & Slottje, D. (2008). A neural network demand system with heteroskedastic errors, *Journal of Econometrics*. 147: 359-371.
- Sola, O. (2013). Demand for food in Ondo state, Nigeria: Using quadratic almost ideal demand system, *Journal of Business Management and Economics*. 4(1): 1-19.
- Xi, j., Ron, M., & Heckelei, T. (2004). A Quaid's Model of Japanese Meat Demand, *American Agricultural Economics Association Denver, Colorado, U.S.A.*
- Yeong- Sheng, T.(J.), Shamsudin, M., Mohammad, Z., Abdullah, A., Radam, A. (2008). Analysis of Demand for Vegetable in Malaysia. *ICFAI Journal of Agricultural Economics*. 5 (3),17-29.
- Zirilli, J.S. (1997). *Financial Prediction Using Neural Networks*, International Thomson Computer press.

پیوستها



شکل ۱- تصویری از یک پرسپترون چندلایه.



شکل ۲- شمای روند کاهش خطا در آموزش شبکه.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای مدل مقید QUAIDS

سهم گروه مواد غذایی	نان و غلات	گوشت	شیر و تخم پرندگان	روغن‌ها و چربی‌ها	میوه‌ها و خشکبار	حبوبات و سبزی‌ها	قند و شکر	چای و نوشیدنی‌ها	ادویه‌ها و چاشنی‌ها
ضریب ثابت	۰/۳۸*** (۰/۰۱۷)	۰/۰۹*** (۰/۰۱۶)	۰/۰۹*** (۰/۰۰۷)	۰/۰۶*** (۰/۰۰۶)	۰/۰۶*** (۰/۰۰۴)	۰/۱۶*** (۰/۰۰۹)	۰/۰۸*** (۰/۰۰۵)	۰/۰۳*** (۰/۰۰۲)	۰/۰۴*** (۰/۰۰۲)
نان و غلات	۰/۰۹*** (۰/۰۲۰)	۰/۰۷*** (۰/۰۱۲)	۰/۱۵*** (۰/۰۱۱)						
گوشت									
شیر و تخم پرندگان				۰/۰۲*** (۰/۰۰۳)					
روغن‌ها و چربی‌ها					۰/۰۴۸*** (۰/۰۰۴)				
میوه‌ها و خشکبار						۰/۰۰۵*** (۰/۰۰۱)			
حبوبات و سبزی‌ها							۰/۰۶۴*** (۰/۰۰۵)		
قند و شکر								۰/۰۰۳*** (۰/۰۰۰)	
چای و نوشیدنی‌ها									۰/۰۰۳*** (۰/۰۰۰)
ادویه‌ها و چاشنی‌ها									۰/۰۰۴*** (۰/۰۰۰)
β	۰/۰۳۰*** (۰/۰۰۶)	۰/۰۹۴*** (۰/۰۰۷)	۰/۰۱۰*** (۰/۰۳۷)	۰/۰۰۱ (۰/۰۰۲)	۰/۰۱۰*** (۰/۰۰۳)	۰/۰۳۴*** (۰/۰۰۳)	۰/۰۱۰*** (۰/۰۰۲)	۰/۰۰۵*** (۰/۰۰۱)	۰/۰۱۵*** (۰/۰۰۲)
λ	۰/۰۰۰ (۰/۰۱۰)	۰/۰۱۲*** (۰/۰۰۶)	۰/۰۰۶ (۰/۰۰۴)	۰/۰۰۹*** (۰/۰۰۲)	۰/۰۰۵*** (۰/۰۰۲)	۰/۰۰۹*** (۰/۰۰۳)	۰/۰۰۹*** (۰/۰۰۱)	۰/۰۰۲ (۰/۰۰۳)	۰/۰۰۸*** (۰/۰۰۱)
R^2	۰/۹۰	۰/۸۹	۰/۷۵	۰/۷۴	۰/۶۷	۰/۸۸	۰/۷۲	۰/۷۰	-

مأخذ: یافته‌های پژوهش اعداد داخل پرانتز مقادیر Robust Standard error را نشان می‌دهد

*** سطح معنی‌داری ۱٪ ** سطح معنی‌داری ۵٪ * سطح معنی‌داری ۱۰٪

جدول ۲- مقدار خطای سیستم تقاضای شبکه عصبی و سیستم تقاضای تقریباً ایده‌آل درجه دوم.

گروه مواد غذایی	نان و غلات	گوشت	شیر و تخم پرندگان	روغن‌ها و چربی‌ها	میوه‌ها و خشکبار	حبوبات و سبزی‌ها	قند و شکر	چای و نوشیدنی‌ها	ادویه‌ها و چاشنی‌ها
خطای QUAIDS	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۰۵	-
خطای NND	۰/۰۰۷۸	۰/۰۰۹۰	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۴	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۰۶

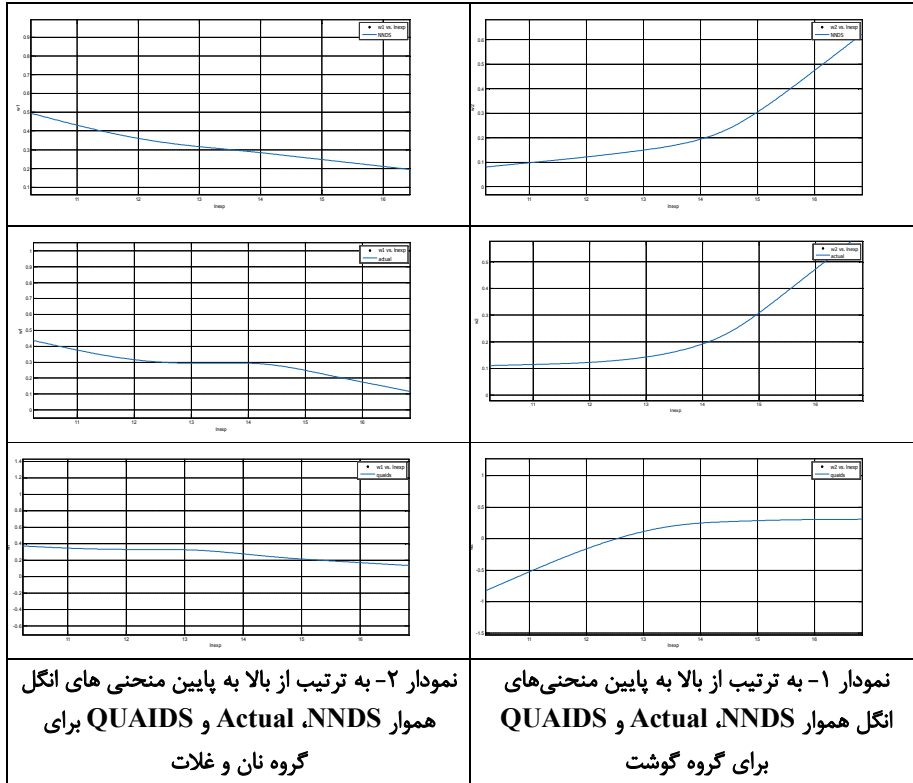
ماخذ: یافته‌های پژوهش.

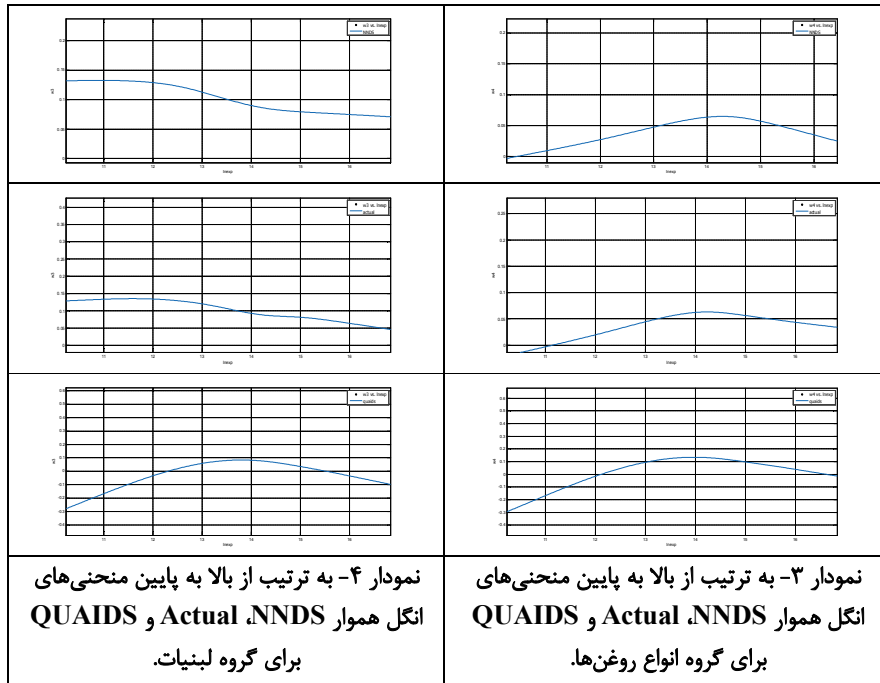
جدول ۳- نتایج کشش‌های مخارج کل برای گروه‌های مواد غذایی گوناگون با استفاده NND و

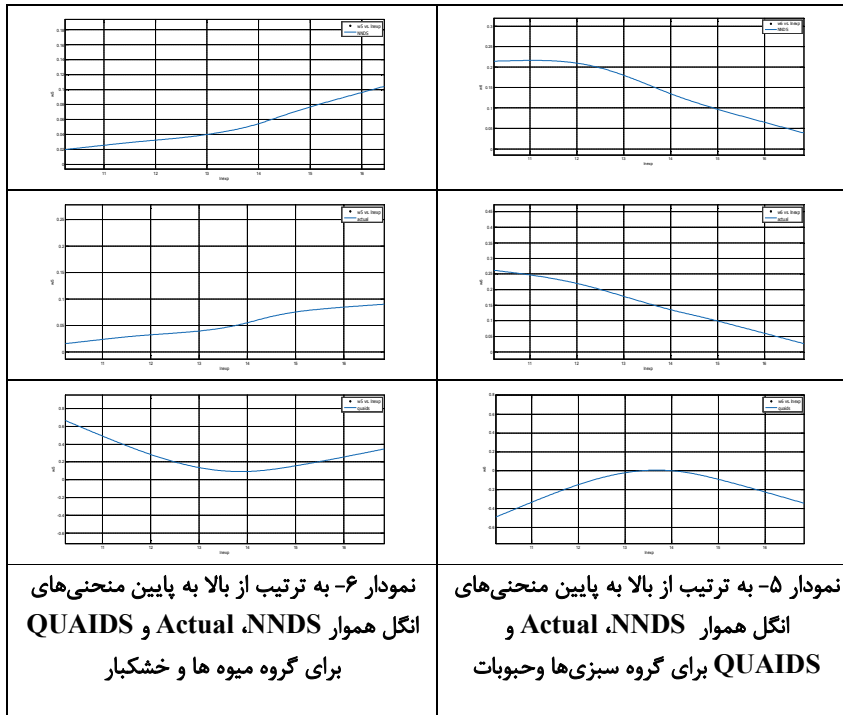
QUAIDS

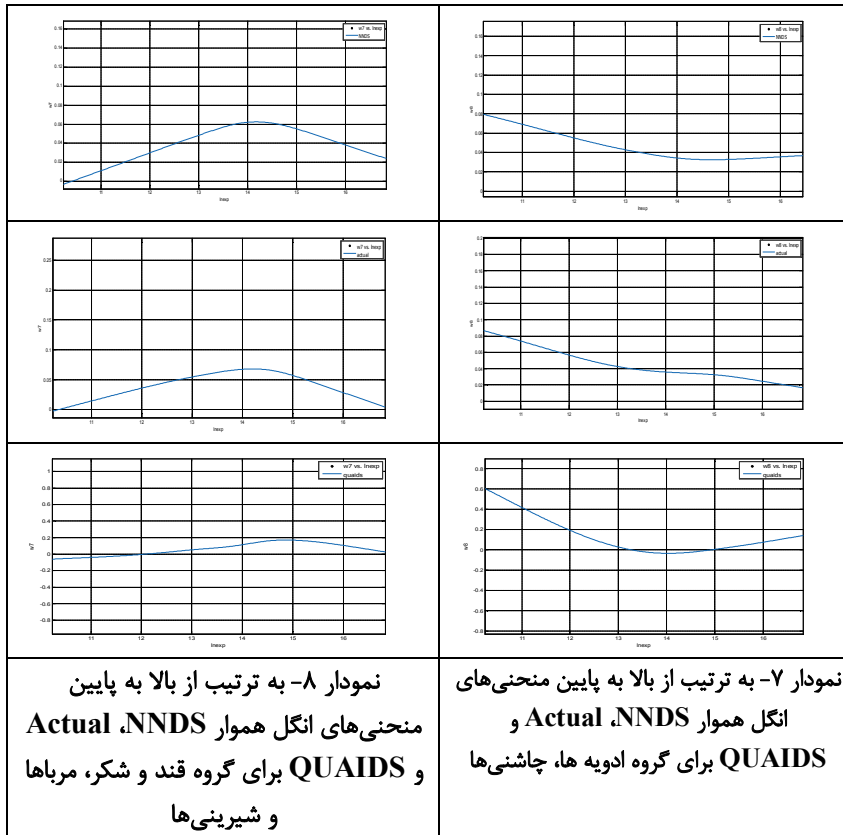
گروه مواد غذایی	نان و غلات	گوشت	شیر و تخم پرندگان	روغن‌ها و چربی‌ها	میوه‌ها و خشکبار	حبوبات و سبزی‌ها	قند و شکر	چای و نوشیدنی‌ها	ادویه‌ها و چاشنی‌ها
کشش درآمدی QUAIDS	۰/۸۶	۱/۳۹	۰/۸۵	۱/۰۱	۱/۱۲	۰/۶۶	۰/۸۹	۰/۷۹	۰/۷۵
کشش درآمدی NND	۰/۸۹	۱/۲۸	۰/۷۰	۱/۰۰	۱/۰۹	۰/۵۹	۰/۸۴	۰/۷۴	۰/۸۰

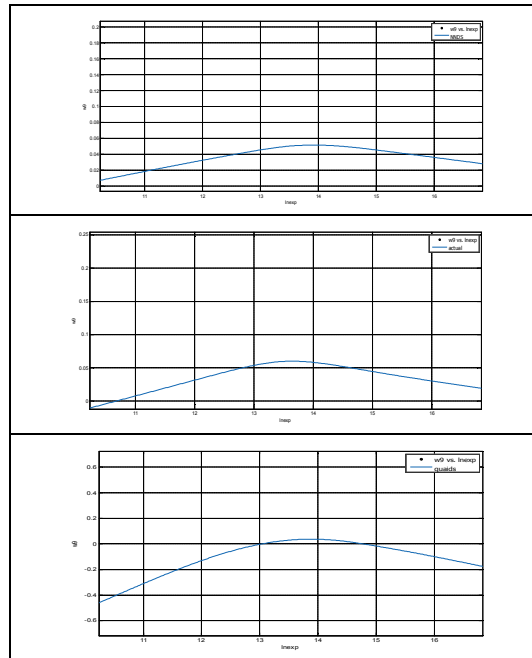
ماخذ: یافته‌های پژوهش.











نمودار ۹- به ترتیب از بالا به پایین منحنی های انگل هموار NNDS، Actual و QAIDS برای گروه انواع چای و قهوه.

