نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی
(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون
پردیس کشاورزی و منابع‌طبیعی دانشگاه تهران
۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج

پیش بینی رابطه بین انرژی سیب درختی و انرژی نهاده های ورودی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی(مطالعه موردی: شهرستان ارومیه)

راحله فدوی[1*]، زینب رمدانی[1]، علیرضا کیهانی[2]، زهرا طبیبی[3] و سید سعید محتسبی[2]

۱، ۲ و ۳ – به ترتیب دانشجوی دکتری مکانیزاسیون دانشگاه تبریز، استاد گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده مهندسی و فناوری دانشگاه تهران و کارشناس ارشد طراحی تراکتورسازی تبریز

ایمیل مکاتبه کننده: fadavi.raheleh@gmal.com

چکیده

این تحقیق در سال زراعی ۸۶-۸۷ در استان آذربایجان غربی (شهرستان ارومیه) انجام شده و میزان بازده انرژی برای سیب درختی (رقم‌های رد و گلدن دلیشز) و همچنین پیش بینی رابطه بین انرژی سیب و انرژی‌ها ورودی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی محاسبه گردید. در این مطالعه از روش نمونه‌گیری تصادفی مختلط استفاده شده و در نهایت ۸۰ پرسش‌نامه از طریق عملیات میدانی و مصاحبه با باغداران سیب تکمیل گردید. نتایج تحقیق نشان داد که کارایی انرژی ۰,۵۱ بوده و بعداز تحلیل حساسیت با استفاده از نرم افزار NeuroSolutions 5.0، ورودی‌های (سوخت، کود نیتروژنه، کود حیوانی، مواد سمی و آب) بر انرژی خروجی تاثیرگذار بودند. کارآمدترین مدل، مدل MLP-۵-۴-۱ که دارای پنج متغیر ورودی، ۴ نرون در لایه مخفی و یک متغیر خروجی (انرژی خروجی از مزرعه) با مقادیر r، MSE و MAE به‌ترتیب ۰,۹۹، ۲,۶۴ و ۴,۴۹ تخمین زده شد. همچنین این مدل از توابع انتقال Sigmoid و LinearTansig به ترتیب در لایه مخفی و لایه خروجی استفاده کرده است.

واژه‌های کلیدی: بازده انرژی، شبکه عصبی مصنوعی، سیب، آذربایجان غربی

مقدمه

کشاورزی یکی از فعالیت های جهت دار انسان است که از حدود ۱۲ هزار سال پیش آغاز شده و از بخش های تولید کننده و مصرف کننده انرژی و هم چنین یکی از پایه های تمدن محسوب می شود. کشاورزی گذشته که انسان به آن می‌پرداخت وابسته به محیط طبیعی و هم چنین انرژی انسان و دام بوده است لیکن کشاورزی کنونی به

جای این که خود را با محیط اطراف سازگار نماید سعی کرده بر گونه های دیگر غلبه کند و از طرق مختلف آنها را منهدم سازد (Hill, 1991). امروزه با به کارگیری بیشتر نهاده ها، مصرف انرژی و محدودیت‌های سیستم اکولوژیک افزایش یافته و اگر این روند ادامه یابد به یک سیستم ناپایدار خواهیم رسید که نسل های آینده را دچار مشکل خواهد کرد.

سیب یکی از محصولات منتخب و استراتژیک در دنیا و ایران بوده که اهمیتی فراوان از لحاظ اقتصادی، غذایی و صادراتی دارد. فلات ایران یکی از مراکز طبیعی رشد درختان سردسیری محسوب شده و در غرب و شمال آن در دامنه کوهستان های زاگرس و البرز رشد و پرورش میوه های سردسیری و نیمه سردسیری امکان پذیر است. استان آذربایجان غربی ۲۷,۰۹ درصد کل سطح زیر کشت بارور سیب و ۲۹,۷۹ درصد کل تولید سیب کشور را (مقام اول) به خود اختصاص داده است (بی‌نام، ۱۳۸۵). تقریباً نیمی از سطح زیرکشت و تولیدات استان آذربایجان غربی متعلق به شهرستان ارومیه است (بی‌نام، ۱۳۸۴).

شبکه عصبی مصنوعی[۱] یکی از مباحث هوش مصنوعی است، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) یک مدل ریاضی می‌باشد که از رفتار نرون‌های مغز انسان به منظور الگوبرداری از آن در مقیاس کوچک شبیه‌سازی محاسباتی انجام داده تا از اتفاقات درک شده نتیجه‌گیری کند. به‌عبارت دیگر شبکه عصبی مصنوعی بر اساس مدل‌های یادگیری از یک سری داده‌های آموزشی است (Bocco et al., 2010). دانش به‌دست آمده در مرحله آموزش بصورت یک معادله یا دانش ذخیره نمی‌گردد بلکه بصورت وزن‌های ارتباطی بین نرون‌ها توزیع می‌گردد (Omid et al., 2009b). اولین قدم برای ایجاد ANN دانستن مفهوم ساختار شبکه است که خود توسط عناصر پرداشگر پایه (نرون‌ها) و راهی که آنها با هم ارتباط پیدا می‌کنند (لایه‌ها) تعریف می‌گردد. ANN ها با داده‌های تعریف شده آموزش داده می‌شوند و سپس با داده‌هایی که در آموزش استفاده نشده‌اند آزمون می‌گردند (Mohanraj et al., 2008). در مرحله آموزش، ورودی‌های هر نرون در وزن‌های ارتباطی ضرب شده سپس نتایج و بایاس‌های بدست آمده جمع شده و از یک تابع فعالیت می‌گذرند تا خروجی نرون‌ها بدست آید. به‌عبارت دیگر و بصورت ساده، نتایج و بایاس‌ها بصورت ساده جمع می‌شوند، سپس از یک تابع انتقال گذشته تا نتیجه تولید نمایند و سرانجام خروجی بدست می‌آید (Sozen et al., 2004).

[۱] Artificial Neural Network (ANN)

هدف اصلی از انجام این تحقیق پیش بینی رابطه بین انرژی محصول و انرژی نهاده های ورودی می‌باشد. تحقیقات زیادی نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌تواند پیش بینی‌هایی با خطاهای کمتر نسبت به روش‌های متداول رگرسیونی ارائه دهد.

رفیعی و همکاران (۲۰۱۰) در مطالعه‌ای بر روی نهاده‌های ورودی در جهت تولید سیب نشان دادند که بیشترین سهم انرژی مربوط به انرژی دیزل (۲۱٫۸۸٪) بوده، و از طرفی سهم انرژی مستقیم بیشتر از انرژی غیرمستقیم و سهم انرژی‌های تجدیدناپذیر بیشتر از انرژی‌های تجدیدپذیر برآورد شد.

تقوی‌فر و مردانی (۲۰۱۵) تحقیقی در مورد تولید سیب در استان آذربایجان غربی با استفاده از شبکه‌های عصبی انجام دادند و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی برای مدلسازی مصرف انرژی می‌باشند.

مواد و روش‌ها

زمان پر کردن پرسش نامه ها و جمع‌آوری اطلاعات اوائل مهر ماه لغایت اواخر بهمن ماه سال ۱۳۸۷ و محدوده انجام پژوهش شهرستان ارومیه بوده و قبلاً ذکر شد که تقریباً نیمی از سطح زیرکشت و تولیدات استان آذربایجان غربی متعلق به این شهرستان است. اکثر باغات سیب در شهرستان آبی و الگوی کشت به صورت ۶×۶ یا ۷×۷ بوده (باغات پا بلند و سنتی) که نمونه های مورد بررسی به صورت ۶×۶ بودند (۲۷۷ درخت در یک هکتار)، در منطقه مورد مطالعه یک تا دو مورد ارقام پاکوتاه مشاهده شد ولی به دلیل کم بودن نمونه ها از آنها صرفنظر شد.

ارقام رد و گلدن (Red & Golden Delicious) که سیب های سردخانه ای می باشند مورد نظر بود. در مرحله اول مساحت باغات هر دهستان، تعداد بهره برداران و درصد سهم هر دهستان جهت نمونه گیری تعیین شد. از بین ۱۱ دهستان ارومیه هفت دهستان به صورت تصادفی انتخاب گردید طوری که ۸۰ درصد مساحت باغات شهرستان را پوشش دهد. در مرحله بعدی روستاهای موجود و تعداد بهره برداران هر دهستان لیست گردید و روستاهای مورد مطالعه به طور تصادفی انتخاب شدند و با استفاده از نمونه گیری تصادفی و به صورت وزنی (نمونه گیری مختلط) پرسش نامه ها تکمیل شد.

تعداد بهره برداران در این تحقیق حدوداً نزدیک به ۲۱۰۰۰ نفر بود (بی‌نام، ۱۳۸۴) که شامل باغداران شهرستان ارومیه (مرکز استان آذربایجان غربی) می باشد. در ابتدا ۸۰ پرسش نامه تکمیل و واریانس محاسبه شد (۰٫۰۷). برای پیدا کردن حجم نمونه از فرمول کوکران استفاده گردید (منصورفر، ۱۳۸۷):

$$n = \frac{Nt^2S^2}{Nd^2 + t^2S^2} \qquad (۱)$$

که در آن N، اندازه جامعه آماری یا تعداد باغداران سیب، t ضریب اطمینان قابل قبول که با فرض نرمال بودن توزیع صفت مورد نظر از جدول t استیودنت به دست می آید. S^2 برآورد واریانس صفت مورد مطالعه در جامعه که در این جا واریانس بازده انرژی در مناطق مورد مطالعه است، d دقت احتمالی مطلوب (نصف فاصله اطمینان) و n حجم نمونه است. حجم نمونه از طریق فرمول کوکران محاسبه و برابر ۷۷ نفر تخمین زده شد و جهت دقت بیشتر به ۸۰ نفر افزایش یافت.

ابزار جمع آوری اطلاعات در این تحقیق پرسش‌نامه و مصاحبه رو در رو با باغداران در نظر گرفته شد، پرسش‌نامه نهایی پس از ارزیابی نمونه مقدماتی و انجام اصلاحات، شامل مطالبی از قبیل مشخصات عمومی باغدار، نوع و مشخصات تراکتور و ادوات، میزان مصرف نهاده ها (کود، سم، نیروی انسانی، سوخت، آبیاری، حمل ونقل، بسته بندی، سردخانه و غیره)، عملیات های مختلف باغداری (از احداث باغ، کوددهی، سمپاشی، هرس، کرت بندی، برداشت و پس از برداشت) و عملکرد محصول اصلی (سیب) و فرعی (سیب زیر درختی و علف های هرز داخل باغ) می شد. قسمت آخر پرسش نامه حاوی اطلاعاتی در مورد احداث باغ بود که این قسمت برای همه باغداران تکمیل نشد به این دلیل که برای همه باغات تقریباً یکسان بود. استراپاتسا و همکاران (۲۰۰۶)، در بررسی انرژی مصرفی باغات سیب یونان، شاخه های زائد را به عنوان محصول فرعی در نظر گرفته و از انرژی برگ ها صرف نظر شده بود، لیکن باغداران منطقه مورد مطالعه شاخه های زائد و برگ ها را در نظر نمی گرفتند و آن ها را آتش می زنند. در این پژوهش شاخص های ذیل محاسبه گردید:

نسبت انرژی[۲] یا بازده انرژی، نسبت بین انرژی محصولات خروجی (E_{out}) و کل انرژی صرف شده در عوامل تولید (E_{in}) بوده، فاقد واحد می باشد و تاثیر واحد انرژی نهاده در دست یابی به اهداف مصرف کننده را نشان می دهد.

$$ER = \frac{E_{out}}{E_{in}} \qquad (۲)$$

در این پژوهش از انرژی خورشید صرف نظر شده است و انرژی ورودی برابر با آن چه که توسط بهره بردار وارد سیستم شده، می باشد. انرژی خروجی مجموع محتوای انرژی محصول تولید شده (بیوماس[۳]) است، در سیستم های مختلف زراعی بستگی به اهداف پژوهشگر دارد که خروجی را محصول اصلی یا فرعی یا هر دو در نظر بگیرد.

محاسبه انرژی مصرفی

۲- Energy Ratio
5- Biomass

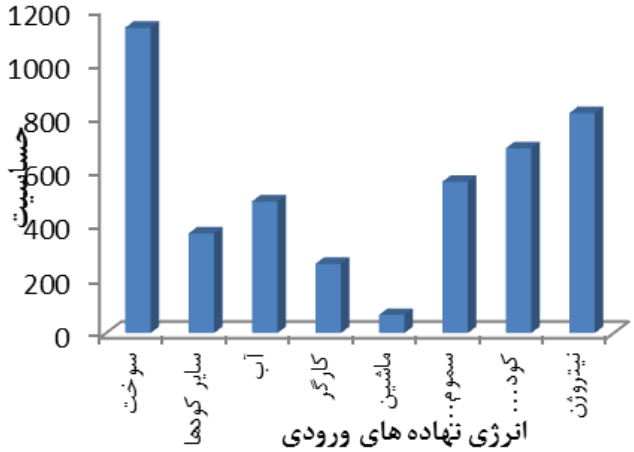
در این تحقیق از هم ارزها در جداول تراز انرژی و فرمول های انرژی برای محاسبه انرژی موجود در نهاده ها و عملیات مختلف استفاده شده است. بعداز جمع‌آوری اطلاعات و تخمین زدن انرژی‌های ورودی از نرم افزار NeuroSolutions 5.0 برای طراحی و آزمون مدل‌های ANN استفاده می‌شود (NeuroDimension, 2010). تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی به ترتیب به متغیرهای وابسته و مستقل مربوط است. نرون‌ها از طریق وزن‌های ارتباطی بصورت غیر مستقیم به‌هم وصل می‌گردند (Krishnaiah et al., 2007). به دلیل قابلیت تعمیم شبکه‌های عصبی، آن‌ها قادرند عملیات مشابهی روی داده‌های تستی که در آموزش استفاده نشده‌اند، انجام می‌دهند (Mohandes et al., 1998). انتخاب ساختار بهینه یا نزدیک به آن توسط فرد خبره انجام شده و نیازمند سعی و خطای فراوان است (Kiranyaz et al., 2009)، علیرغم بسیاری از مزایای شبکه‌های عصبی در برابر مدل‌های آماری مرسوم، این شبکه‌ها به دلیل ساختار پیچیده مدل (یعنی تعداد پارامترهای تخمینی) در فاز آموزش مستعد بیش برازش هستند (May et al., 2010). جهت جلوگیری از این رخداد زیر مجموعه‌ای به نام داده‌های اعتبار بخشی در نظر گرفته می‌شود و MSE آن بعد از محاسبه وزن‌ها و بایاس‌ها محاسبه می‌گردد. مرحله آموزش تا جایی که حداقل MSE مجموعه اعتبار بخشی حاصل گردد (رویکرد توقف زود هنگام). جهت ایجاد یک مدل خوب از لحاظ آماری، شبکه‌ها سه بار آموزش داده شدند و مقادیر متوسط هر کدام برای هر پارامتر ثبت شد (Omid et al., 2009a). وزن و بایاس‌های شبکه تطبیق داده شده و جهت ارزیابی بهترین مدل شبکه عصبی از لحاظ عملکرد بررسی می‌گردند. میانگین خطا (MSE) و ضریب همبستگی (r) در مدل شبکه عصبی پیشرو چند لایه در فاز (MFNN) در فاز آزمون محاسبه می‌شود.

مدل‌های انرژی خروجی از مزرعه بر مبنای ANN

جهت یافتن بهترین مدل پیش‌بینی کننده رابطه بین انرژی خروجی از باغ و انرژی نهاده‌های ورودی، ابتدا با استفاده از تکنیک تحلیل حساسیت مهمترین نهاده‌های تاثیر گذار تعیین گردیدند. شکل (۱) اثر انرژی نهاده‌های مختلف را بر انرژی خروجی از مزرعه نشان می‌دهد.

بعد از تحلیل حساسیت تنها پنج نهاده مهم‌تر یعنی سوخت، نیتروژن، کود حیوانی، سموم شیمیایی و آب به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی انتخاب گردیدند. سپس چندین مدل که دارای تنوع در توابع انتقال در لایه‌های مخفی و لایه‌ی خروجی و نیز تنوع در تعداد نرون‌های لایه مخفی بودند آزمایش گردیدند تا بهترین مدل پیش‌بینی کننده انتخاب گردد.

در این مطالعه، فرایند پیش‌بینی انرژی خروجی از باغ با ANN به سه مرحله آموزش، اعتبار بخشی و آزمون تقسیم شد. به این ترتیب که به ترتیب ٪۶۰، ٪۱۵ و ٪۲۵ داده‌ها جهت آموزش، اعتبار بخشی و آزمون شبکه استفاده شدند. همچنین باید ذکر گردد که تعداد لایه‌های مخفی در مرحله آموزش بر اساس سعی و خطا بدست آمده است. بنابراین مرحله آموزش با حداقل تعداد لایه‌های مخفی انجام شد، بعد از آموزش هر گروه، بهترین ساختار ANN تعیین گشت.



شکل ۱- تحلیل حساسیت انرژی نهاده‌های ورودی بر روی انرژی خروجی از باغ سیب

نتایج و بحث

در این تحقیق، کل انرژی ورودی بر حسب مگاژول بر هکتار، کل انرژی خروجی بر حسب مگاژول بر هکتار و بازده انرژی در سیستم های مورد مطالعه به ترتیب ۱۰۱۵۰۵، ۵۲۲۱۴ و ۰,۵۱ محاسبه گردید و این بدین معناست که برای تولید محصول سیب انرژی از دست داده شده است (دامنه نسبت انرژی بین ۰,۲-۰,۵۲ محاسبه شد)، اگر این روند ادامه یابد ناپایداری در محیط زیست به مرور زمان تشدید خواهد شد. برای افزایش این شاخص بایستی انرژی نهاده های ورودی را کاهش داد و یا عملکرد را بهبود بخشید.

انرژی‌های ورودی در باغات سیب با استفاده از چهار مدل شبکه‌های عصبی MLP که قبلا ذکر شد در شهرستان ارومیه تخمین زده شد. توانایی پیش بینی مدل با در کنار هم قرار دادن مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی ارزیابی می‌گردد. این کار با محاسبه میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، مجذور میانگین قدر مطلق خطا (MSE) و ضریب

همبستگی (r) در روند کار مشاهده شود. این شاخص‌ها موجب می‌گردد تا به آسانی مدل‌ها با هم مقایسه گردند. این سه معیار آماری؛ r، MAE و MSE به ترتیب با معادلات (۳)، (۴) و (۵) تعریف شده‌اند.

$$r = \sqrt{\frac{\left(\sum_{i=1}^{M}(P_i - \overline{P_i})(O_i - \overline{O_i})\right)^2}{\sum_{i=1}^{M}(P_i - \overline{P_i})^2 \sum_{i=1}^{M}(O_i - \overline{O_i})^2}} \quad (۳)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{M}|P_i - O_i|}{M} \quad (۴)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{M}(P_i - O_i)^2}{M} \quad (۵)$$

در اینجا M تعداد مشاهدات، P_i انرژی خروجی تخمین زده، O_i انرژی خروجی واقعی، $\overline{P_i}$ مقادیر متوسط P_i و O_i می‌باشند. نتایج به دست آمده در جدول (۱) آورده شده‌اند، مقادیر r، MSE و MAE برای این مدل‌ها به ترتیب رنجی بین ۰,۸۱ تا ۰,۹۹، ۱,۲۱ تا ۹,۲۲ و ۴,۴۹ تا ۷,۹۶ دارند. در میان شبکه‌های آموزش دیده، نتایج ANN5 بهترین مدل تخمین زننده انرژی خروجی از باغ سیب شناخته شده است و بعداز آن ANN3 قرار دارد. ANN5 بطور ریاضی این گونه تعریف می‌شود:

$$OutputEnergy = \sum_{j=1}^{4} w_j^{(o)} f\left(\sum_{i=1}^{5} w_{ji}^{(h)} O_i + w_{jo}^{(h)}\right) + w_o^{(o)} \quad (۶)$$

در اینجا Output Energy مقادیر تخمینی انرژی خروجی در شبکه است و $O_i = f(net_i) = sigmoid(net_i)$. باید دقت نمود که در بهترین مدل، تابع انتقال، تابع سیگموید در لایه‌های مخفی می‌باشد و در لایه خروجی نتایج لایه مخفی بصورت خطی با هم جمع شده تا انرژی خروجی مورد مطلوب جهت پیش‌بینی بدست آید. معادله (۶) برای سایر شبکه‌ها نیز می‌تواند ارائه گردد. بنابراین، MLP-۵-۴-۱، شبکه‌ای که دارای پنج متغیر ورودی (سوخت، کود نیتروژنه، کود حیوانی، مواد سمی و آب)، ۴ نرون در لایه مخفی و یک متغیر خروجی (انرژی خروجی از مزرعه) است به عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب می‌شود. برای این شبکه مقادیر r، MSE و MAE به‌ترتیب ۰,۹۹، ۲,۶۴ و ۴,۴۹ بدست آمدند. همچنین این مدل از توابع انتقال Sigmoid و LinearTansig به ترتیب در لایه مخفی و لایه خروجی استفاده کرده است.

جدول ۱- نتایج آزمون آماری بین مقادیر واقعی و تخمینی توسط مدل‌های مختلف ANN

نوع ANN	تابع انتقال در لایه مخفی	تابع انتقال در لایه خروجی	بهترین ساختار MLP	r	MSE	MAE
۱	Tansig	LinearTansig	5-4-1	۰,۹۴	۵,۸۹	۵,۶۲
۲	Tansig	LinearTansig	۵-۴-۵-۱	۰,۸۸	۱,۲۱	۷,۹۶
۳	Tansig	Bias	۵-۴-۱	۰,۹۸	۴,۵۱	۵,۶۷
۴	Tansig	Bias	۵-۴-۴-۱	۰,۹۶	۹,۲۲	۷,۷۵
۵	Sigmoid	LinearTansig	۵-۴-۱	۰,۹۹	۲,۶۴	۴,۴۹
۶	Sigmoid	LinearTansig	۵-۵-۳-۱	۰,۸۱	۸,۴۵	۷,۳۱
۷	Sigmoid	Bias	۵-۴-۱	۰,۹۴	۴,۷۲	۴,۹۷
۸	Sigmoid	Bias	۵-۵-۱	۰,۹۳	۹,۷۱	۷,۲۱

نتیجه‌گیری

در ذیل به طور اجمال به خلاصه نتایج مهمی که در این تحقیق به دست آمده است اشاره می شود:

بازده انرژی ۰,۵۱ تخمین زده شد و اگر این روند ادامه داشته باشد ما را به سمت ناپایداری در کشاورزی سوق می دهد.

مقادیر r، MSE و MAE برای این مدل‌ها به ترتیب رنجی بین ۰,۸۱ تا ۰,۹۹، ۱,۲۱ تا ۹,۲۲ و ۴,۴۹ تا ۷,۹۶ به‌دست آمد.

شبکه عصبی MLP-۵-۴-۱، شبکه‌ای که دارای پنج متغیر ورودی (سوخت، کود نیتروژنه، کود حیوانی، مواد سمی و آب)، ۴ نرون در لایه مخفی و یک متغیر خروجی (انرژی خروجی از مزرعه) است به عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب گردید.

منابع و مآخذ

۱.بی نام. ۱۳۸۴. نتایج تفصیلی سرشماری عمومی کشاورزی ۱۳۸۲ استان آذربایجان غربی. مرکز آمار ایران. دفتر انتشار و اطلاع رسانی.

۲.بی نام. ۱۳۸۵. آمارنامه کشاورزی- محصولات زراعی و باغی. دفتر آمار و فناوری اطلاعات وزارت جهاد کشاورزی- جلد اول سال زراعی ۸۴-۱۳۸۳. ۹۸-۱۰۱.

۳.منصورفر، ک. ۱۳۸۷. روش های آماری. انتشارات دانشگاه تهران.

4. Bocco, M. Willington, E. and Arias, M. 2010. Comparison of regression and neural networks models to estimate solar radiation. Chilean journal of agricultural research. Vol 70, 428–35.
5. Hill, D. J. 1991. Out of the Earth, Civilization and the Life of the Soil. The Free Press, New York.
6. Kiranyaz, S. Ince, T. Yildirim, A. and Gabbouj, M. 2009. Evolutionary artificial neural networks by multi-dimensional particle swarm optimization. Neural Networks. Vol 22, 1448-62.
7. Krishnaiah, T. Srinivasa, S. Rao,K. Madhumurthy. and Reddy, K. S. 2007. Neural network approach for modeling global solar radiation. Journal of Applied Sciences Research. Vol 3, 1105-11.
8. May, R.J. Maier, H.R. and Dandy, G.C. 2010. Data splitting for artificial neural networks using SOM-based stratified sampling. Neural Network. Vol 23, 283-94.
9. Mohandes, M. Rehman, M.S. and Halawani, T. O. 1998. Estimation of global solar radiation using artificial neural networks. Renewable Energy. Vol 14, 179-84.
10. Mohanraj, M. Jayaraj, S. and Muraleedharan, C. 2008. Modeling of a direct expansion solar assisted heat pump using artificial neural networks. International Journal of Green Energy. Vol 5, 520-532.
11. NeuroDimension, Inc. Neurosolution for excel. 2010. http://www.neurosolutions.com/.
12. Omid, M. Mahmoudi, A. and Omid, M.H. 2009a. An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. Expert Systems with Applications. Vol 36, 11528-35.
13. Omid, M. Baharlooei, A. and Ahmadi, H. 2009b. Modeling drying kinetics of pistachio nuts with multilayer feed-forward neural network. Drying Technology. Vol 27, 1069-77.
14. Rafiee, S. Mousavi Avaal, S.H. and Mohammadi, A. 2010. Modeling and sensitivity analysis of energy inputs for apple production in Iran. Energy. Vol 35(8), 3301-3306.
15. Sozen, A. Arcaklioglu, E. and Ozalp, M. 2004. Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data. Energy Conversion and Management. Vol 45, 3033-52.
16. Strapatsa, A.V. Nanos, G.D. and Tsatsarelis, C.A. 2006. Energy flow for integrated apple production in Greece. Agriculture, Ecosystem & Environment. Vol 116, 176-80.
17. Taghavifar, H & Mardani, A. 2015. Prognostication of energy consumption and greenhouse gas (GHG) emissions analysis of apple production in West Azarbayjan of Iran using Artificial Neural Network. Journal of Cleaner Production. Vol 87, 159-67.

Estimation of relation between apple energy and input energies using Artificial Neural networks in Oromiyeh

Abstract:

This study was conducted in production year 2007-8 in West Azerbaijan province (Uromia Township). Energy ratio and also estimation of relation between apple energy and input energies using Artificial Neural networks were evaluted for apple (Red and Golden delicious varieties). In this study, data were collected by using random sampling method for 80 face to face questioners. Results showed that Energy Ratio were found 0.51, after sensitivity analysis using NeuroSolutions 5.0, Diesel fuel, Nitrogen, Farmyard manure, Fertilizer and irrigation were found as significant inputs. Usefule model, MLP -5-4-1 model with five inputs, four neuron in hidden layer and one output wae estimated. R, MSE and MAE were found 0.99, 2.64 and 4.49, respectively. In this paper, transfer functions such as Sigmoid and LinearTansig were used in hidden and input layer, respectively.

Keywords: Energy ratio, Artificial Neural Networks, Apple tree, West Azarbaejan.