

پیش‌بینی عملکرد و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای برای تولید نیشکر در مزارع پلنت

سپیده هارونی^۱ - محمد جواد شیخ داودی^{۲*} - مصطفی کیانی ده‌کیانی^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱۰/۲۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۹/۰۷

چکیده

نیشکر یک گیاه مهم در جهان می‌باشد که با هدف تولید شکر و تولید انرژی کشت می‌شود به همین دلیل بررسی شرایط کشت این محصول ضرورت پیدا می‌کند. در این تحقیق مدل‌سازی انرژی مصرفی و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای تولید نیشکر در مزارع پلنت نیشکر انجام شد. اطلاعات لازم برای انجام این مطالعه در غالب پرسشنامه از شرکت کشت و صنعت دعبل خزایی واقع در استان خوزستان به‌دست آمد. ابتدا میزان انرژی مصرفی و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای به‌عنوان اصلی‌ترین عامل آلاینده‌گی برای نیشکر تولیدی در مزارع پلنت مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. در این پژوهش رابطه بین انرژی نهاده‌های ورودی با عملکرد تخمین زده شد. این منظور از تابع تولید کاب داگلاس و روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد نتایج نشان داد که مدل به‌دست آمده از تابع کاب داگلاس قادر است عملکرد و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای را با ضریب تبیین به‌ترتیب ۸۹ و ۹۲ درصد برآورد کند. روش بعدی مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی ضریب تبیین مدل به‌دست آمده برای عملکرد و گازهای گلخانه‌ای به‌ترتیب ۹۶ و ۹۹ درصد و مجموع مربعات خطا ۰/۰۰۳۷ و $4/52 \times 10^{-6}$ به‌دست آمدند؛ بنابراین شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با تابع تولید کاب داگلاس می‌تواند به‌خوبی عملکرد محصول نیشکر و میزان نشر گازهای گلخانه‌ای را در مزارع پلنت پیش‌بینی و مدل‌سازی کند.

واژه‌های کلیدی: انرژی، پلنت، شبکه عصبی، کاب داگلاس، گازهای گلخانه‌ای، مدل‌سازی، نیشکر

مقدمه

انرژی یکی از مهم‌ترین عناصر کشاورزی مدرن به‌شمار می‌رود، وابستگی زیادی به منابع فسیلی و غیرفسیلی دارد. محدودیت در زمین‌های زراعی، افزایش جمعیت، تغییرات در زیرساخت‌ها و تمایل به استانداردهای بالای زندگی عواملی هستند که مصرف انرژی در بخش کشاورزی را افزایش داده‌اند (Erdal et al., 2007). امروزه، به دلیل رشد مداوم جمعیت انسانی، تمایل برای ارتقا کیفیت زندگی و افزایش محدودیت زمین‌های زراعی، مصرف انرژی در فعالیت‌های کشاورزی تشدید یافته است (Contreras et al., 2010; Erdal et al., 2007). به دنبال افزایش مصرف انرژی و استفاده زیاد از نهاده‌های کشاورزی مانند انواع کودهای شیمیایی و سوخت‌های فسیلی منجر به

بروز تأثیرات زیست‌محیطی مخربی گشته است که از آن جمله می‌توان به افزایش گرمایش جهانی و آلودگی آب‌ها، خاک و هوا اشاره کرد (Nemecek et al., 2011). افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای سبب افزایش دمای متوسط سطح زمین در طول زمان شده که در نتیجه آن تغییرات نامطلوب آب و هوایی پدیدار می‌گردد. از سال ۱۷۵۰ تا ۲۰۰۵، غلظت CO_2 ، CH_4 و N_2O در جهان به‌ترتیب ۳۶، ۱۴۸ و ۱۸ درصد و دمای متوسط سطح زمین نیز از سال ۱۹۰۶ تا ۲۰۰۵، ۰/۷۴ درجه سلسیوس افزایش یافته است (Change, 2006). بنابراین، درک درست از میزان گازهای گلخانه‌ای تولید شده ناشی از مصرف نهاده‌های مختلف مانند عملیات خاک‌ورزی، کود و آفت‌کش‌ها آبیاری، امری ضروری محسوب می‌شود (Dalgaard et al., 2001). به‌منظور بررسی رابطه بین انرژی ورودی و عملکرد نیشکر و نشر گازهای گلخانه‌ای می‌توان از توابع ریاضی استفاده کرد. برای این منظور در این تحقیق از تابع کاب داگلاس^۴ استفاده شد. در بسیاری از مطالعات انجام شده از تابع کاب داگلاس برای تخمین رابطه بین انرژی ورودی و عملکرد محصول استفاده شده است (Hatirli et al., 2006; Mobtaker et al., 2010; MohammadiOmid, 2010;

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد رشته‌ی مکانیزاسیون کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز

۲- استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز

۳- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز

(* - نویسنده مسئول: (Email: javad1950@gmail.com

DOI: 10.22067/jam.v8i2.52870

4- CobbeDouglass

نهادها و ستاندها از ضرایب انرژی استفاده شد. ضرایب انرژی برای نهادها و ستانده در جدول ۱ ارائه شده‌اند؛ بنابراین انرژی معادل هر یک از نهادها از ضرب میزان مصرف هر یک از آن‌ها در ضریب انرژی ویژه آن نهاد طبق رابطه (۱) به دست می‌آید (Khoshnevisan *et al.*, 2013a):

$$E_{input} = I_{consumption} \times EC_{input} \quad (1)$$

که در آن، E_{input} انرژی معادل نهادهای مصرفی بر حسب مگاژول، $I_{consumption}$ میزان نهاد مصرفی (نیروی انسانی، سوخت فسیلی، الکتریسیته و غیره) بر حسب واحد آن و EC_{input} محتوای انرژی نهاد بر حسب مگاژول بر واحد می‌باشد. به منظور محاسبه انرژی ماشین‌های استفاده شده از رابطه (۲) استفاده شد (Hatirli *et al.*, 2005):

$$M = \frac{G \times M_p \times t}{T} \quad (2)$$

که در آن M انرژی ماشین در واحد سطح (مگاژول بر هکتار)، G جرم ماشین (کیلوگرم)، M_p انرژی ماشین (مگاژول بر کیلوگرم) t زمان استفاده از ماشین در واحد سطح (ساعت) و T عمر مفید ماشین (ساعت) می‌باشد. انرژی برای آب آبیاری، هم به صورت مستقیم هم به صورت غیرمستقیم محاسبه می‌شود. در روش مستقیم، انرژی مستقیم برای بالا آوردن و تحت فشار قرار دادن آب مورد نیاز از رابطه (۳) محاسبه می‌شود (Kitani *et al.*, 1999):

$$DE = \frac{\gamma ghQ}{\mu_1 \mu_2} \quad (3)$$

که در آن DE انرژی مستقیم آبیاری (ژول بر هکتار)؛ γ چگالی آب (کیلوگرم بر متر مکعب)؛ g ، شتاب گرانش زمین (۹/۸۱ متر بر مجذور ثانیه)؛ Q ، میزان کل آب مورد نیاز برای هر فصل زراعی بر حسب متر مکعب بر هکتار که در این تحقیق برای نمونه‌های مختلف متفاوت است؛ μ_1 بازدهی پمپ (برای پمپ‌های برقی معمولاً بین ۰/۱۸ تا ۰/۲۲ در نظر گرفته می‌شود، در این تحقیق ۲۰ درصد در نظر گرفته شد)، μ_2 بازدهی وسیله تولید توان (الکتروموتور یا موتور دیزل) (۷۰ تا ۹۰ درصد در نظر گرفته می‌شود، در این تحقیق ۸۰ درصد در نظر گرفته شد)؛ h هد دینامیکی پمپ می‌باشد. انرژی غیرمستقیم آبیاری شامل انرژی تجهیزات مورد استفاده در عملیات پمپاژ آب، آبیاری و حفر چاه و به طور کلی شامل انرژی مواد خام مصرفی و همچنین ساخت و انتقال کلیه عواملی که در آبیاری دخالت دارند، می‌باشد که با توجه به طول عمر سامانه محاسبه می‌شود و معمولاً ۲۰ درصد انرژی مستقیم آبیاری مد نظر قرار می‌گیرد (Khan *et al.*, 2009). قلمه‌های کشت نیشکر عمدتاً از مزارع پلنت تهیه می‌شوند در غیر این صورت از مزارع راتون اول این قلمه‌ها تهیه می‌شوند. لذا در این مطالعه نیز مقدار قلمه مصرفی از عملکرد واقعی مزارع پلنت کسر شده و جز نهادهای ورودی برای تولید نیشکر در نظر گرفته نمی‌شود.

مدل‌سازی یک موضوع مورد توجه محققان برای حل مسائل پیش‌بینی می‌باشد و از طرفی تاکنون شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها برای مدل‌سازی بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است (Aydin, 2014; Aydinalp-; KoksallUgursal, 2008). همانطور که در بسیاری تحقیقات انجام شده، از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی میزان نشر گازهای گلخانه‌ای و انرژی مصرفی استفاده شده است (Antanasijević *et al.*, 2015; Aydin, 2014; Khoshnevisan *et al.*, 2013). در این تحقیق به مقایسه این دو روش برای پیش‌بینی عملکرد نیشکر پرداخته می‌شود. هدف اصلی از این مقاله پیش‌بینی عملکرد گیاه نیشکر در مزارع پلنت و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای بر اساس انرژی‌های ورودی در روند تولید می‌باشد.

مواد و روش‌ها

این تحقیق در شهر اهواز واقع در استان خوزستان انجام شد. شهرستان اهواز در موقعیت جغرافیایی ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی، در بخش جلگه‌ای خوزستان و با ارتفاع ۱۸ متر از سطح دریا واقع شده است. کل سطح قابل کشت در کشت و صنعت دعبل خزایی ۱۲۰۰۰ هکتار می‌باشد که از این مقدار ۲۶۰۰ هکتار مربوط به مزارع پلنت و ۸۴۰۰ هکتار به مزارع راتون اختصاص داده شده است. اطلاعات مورد نیاز در غالب ۵۵ پرسش‌نامه جمع‌آوری شد. جهت تکمیل آمار و اطلاعات مربوط به وضعیت کشاورزی در منطقه مورد مطالعه، سعی گردید در مراحل مختلف تحقیق، با کارشناسان شرکت کشت و صنعت، مصاحبه به عمل آید و نظرات آن‌ها نیز لحاظ گردید.

جریان انرژی در تولید محصول مورد مطالعه

انرژی نهادهای تولید در کشاورزی را می‌توان به دو گروه عمده تقسیم نمود: انرژی مستقیم و انرژی غیرمستقیم. نهادهای مورد استفاده در تولید محصولات مورد مطالعه عبارت بودند از نیروی کارگری، ماشین‌ها (کمباین، تراکتور و سایر ماشین‌های مزرعه‌ای)، سوخت دیزل، آب آبیاری، الکتریسیته، کودهای شیمیایی (نیترژن، فسفات)، سموم شیمیایی (علف‌کش). از طرف دیگر ستاده شامل نیشکر می‌باشد. به طور متوسط برای کشت یک هکتار نیشکر در منطقه مورد مطالعه ۱۷۴۲۸۳/۷۶۹ مگاژول انرژی از منابع مختلف مصرف می‌شود. الکتریسیته با سهم ۵۲ درصد و پس از آن کود شیمیایی نیترژن با سهم ۱۶ درصد بیشترین میزان مصرف انرژی را به خود اختصاص دادند. همچنین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم معادل کربن دی‌اکسید بر هکتار محاسبه شد که بیشترین میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن نیشکر قبل از برداشت بود. برای تعیین میزان انرژی معادل

(انرژی قلمه با انرژی محصول برابر است). جدول ۱ ضرایب استاندارد انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر را نشان می‌دهد.

جدول ۱ - ضرایب استاندارد انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر در مزارع پلنت

Table 1- Energy coefficients of different inputs used and output in sugarcane production in plant farms

عنوان Title	واحد Unit	محتوای انرژی (مگاژول بر واحد) Energy equivalent (MJ unit ⁻¹)	مرجع Reference
نهاده			
Inputs			
نیروی کارگری Human labor	h	1.96	(Ramedani <i>et al.</i> , 2011)
ماشین‌ها Machinery			
تراکتور و ادوات خودگردان Tractor and self-propelled	kg	9-10	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
هاروستر Harvester	kg	8-10	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
سایر ماشین‌ها Implement and machinery	kg	6-10	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
سوخت دیزل Diesel fuel	L	47.8	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
سموم شیمیایی Pesticides	kg	278.8	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	kg	78.1	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
کود فسفات Phosphate(P2O5)	kg	17.55	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
آب آبیاری Water for irrigation	M ³	1	(Erdal <i>et al.</i> , 2007)
الکتریسیته Electricity	kWh	15.28	(Ghadirianfar <i>et al.</i> , 2013)
خروجی			
Output			
نیشکر Sugarcane	kg	1.2	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)

محصول کشاورزی، موقعیت و زمان، متفاوت است و می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای ارزیابی کارایی مصرف انرژی در سامانه‌های مختلف تولید محصول مورد نظر باشد. شدت انرژی نشان‌دهنده مصرف انرژی برای تولید یک واحد از محصول است. بهره‌وری انرژی عکس شدت انرژی می‌باشد و از تقسیم مقدار محصول تولید شده بر انرژی مصرف شده به‌دست می‌آید و بیان‌کننده مقدار تولید محصول به ازای هر واحد انرژی مصرف شده است. واحد بهره‌وری انرژی کیلوگرم بر مگاژول است (Rajaeifar *et al.*, 2014). مقدار انتشار گازهای گلخانه‌ای ناشی از نهاده‌های تولید محصولات کشاورزی بر اساس ضرایب موجود در منابع معتبر محاسبه می‌شود. میزان این گازها برحسب نهاده‌های ورودی (سوخت دیزل، کودهای شیمیایی، آفت‌کش‌ها، برق و آب آبیاری) توسط ضریب انتشار متناظر با آن‌ها که در منابع موجود می‌باشد، اندازه‌گیری می‌شود. انرژی مصرفی برای آب آبیاری به

در این قسمت از تحقیق شاخص‌های انرژی در سامانه‌های تولیدی مورد نظر، مورد مطالعه قرار گرفت که یکی از مهم‌ترین اقدامات در فرآیند تحلیل انرژی محسوب می‌شود. در این راستا از شاخص‌های مختلفی استفاده می‌شود. بعضی از این شاخص‌ها که امکان شناخت جامع از وضعیت انرژی در کشاورزی را مهیا می‌سازند، شامل نسبت انرژی^۱، بهره‌وری انرژی^۲، انرژی ویژه^۳ و افزوده خالص انرژی^۴ می‌باشد. نسبت انرژی فاقد واحد می‌باشد و مقدار انرژی به‌دست آمده به ازای هر واحد مصرف انرژی برای تولید را نشان می‌دهد (Rajaeifar *et al.*, 2014). شدت انرژی بسته به نوع

- 1- Energy Ratio (ER)
- 2- Energy Productivity (EP)
- 3- Specific Energy (SE)
- 4- Net Energy Gain (NEG)

محصولات کشاورزی از منابع معتبر استخراج شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد (Khoshnevisan *et al.*, 2013a). بیشتر از ۳۰-۲۵ درصد از بیوماس بالای سطح خاک گیاه نیشکر را برگ‌ها و سرنی‌ها تشکیل می‌دهند (که عموماً به آن تراش گفته می‌شود) که از نظر تولید شکر و ملاس نامطلوب می‌باشد. سوزاندن نیشکر قبل از برداشت تراش را نابود می‌کند. بهره‌وری و سودآوری را در فرآیندهای برداشت افزایش می‌دهد (Sandhu *et al.*, 2013). از طرفی آلاینده‌های ناشی از سوزاندن شاخ و برگ نیشکر سبب انتشار آلاینده‌های زیادی از جمله کربن دی‌اکسید می‌باشد. میزان انتشار این آلاینده ۱/۳۰۳ کیلو گرم به ازای هر یک کیلوگرم شاخ و برگ می‌باشد (França *et al.*, 2012).

انرژی الکتریسیته تبدیل می‌شود (الکتریسیته مورد نیاز برای پمپاژ) و برای برآورد میزان این گازهای منتشر شده از آبیاری به‌عنوان یکی از نهاده‌های تولید، ضرب مصرف برق با ضریب GHG، محاسبه می‌شود (Khoshnevisan *et al.*, 2013a). روش محاسبه نشر گازهای گلخانه‌ای تا حدود زیادی مشابه روش انرژی می‌باشد و نهاده‌های انتشار در ضرایب مربوطه ضرب شده. میزان نشر گازهای گلخانه‌ای برای هر یک از نهاده‌ها از طریق رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$\text{GHG emissions} = \text{SI}_{\text{consumption}} \times \text{EC}_{\text{emissions}} \quad (4)$$

که در آن $\text{GHG}_{\text{emissions}}$ میزان انتشار کیلوگرم گاز گلخانه‌ای منتشر شده برای نهاده در واحد هکتار، $\text{SI}_{\text{consumption}}$ مقدار هر نهاده در واحد هکتار با توجه به واحد مربوطه و $\text{EC}_{\text{emissions}}$ ضریب انتشار استاندارد می‌باشد. ضرایب استاندارد برای نشر گازهای گلخانه‌ای برای

جدول ۲- ضرایب استاندارد نشر گازهای گلخانه‌ای

Table 2- Greenhouse gas (GHG) emission coefficients of agricultural inputs

عنوان Title	واحد Unit	محتوای انرژی (مگاژول بر واحد) GHG coefficient (kgCO ₂ eq. unit ⁻¹)	مرجع Reference
ماشین‌ها Machinery	Mj	0.071	(DyerDesjardins, 2003)
سوخت دیزل Diesel fuel	kg	2.76	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
سموم شیمیایی Pesticides	kg	6.3	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	kg	1.3	(Kitani <i>et al.</i> , 1999)
الکتریسیته Electricity	kWh	0.608	(Khoshnevisan <i>et al.</i> , 2013a)
شاخ و برگ Trash	kg	1.303	(França <i>et al.</i> , 2012)

عملکرد چه میزان است.

$$Y = f(X) \exp(u) \quad (5)$$

رابطه (۶) تابع خطی کاب داگلاس را نمایش می‌دهد.

$$\ln Y_i = a + \sum_{j=1}^n \alpha_j \ln X_{ij} + e_i \quad (6)$$

که در این رابطه Y_i مقدار خروجی تابع (عملکرد مزرعه)، X_{ij} بردار نهاده‌های استفاده شده در فرآیند تولید، a مقدار ثابت، α_i ضریب نهاده‌ها یا ورودی مدل است که به‌وسیله مدل تخمین زده شده و e_i مقدار خطای مدل می‌باشد (Mobtaker *et al.*, 2010). بنابراین با در نظر گرفتن اینکه عملکرد تابعی از نهاده‌های ورودی هستند، می‌توان توابع کاب داگلاس را برای اطلاعات این تحقیق به‌صورت رابطه (۷)، نشان داد.

$$\ln Y_i = a_0 + \alpha_1 \ln X_1 + \alpha_2 \ln X_2 + \alpha_3 \ln X_3 + \alpha_4 \ln X_4 + \alpha_5 \ln X_5 + \dots + \alpha_n \ln X_n \quad (7)$$

برآورد مدل کاب داگلاس

در این پژوهش رابطه بین انرژی نهاده‌های ورودی با عملکرد با دو روش تابع کاب داگلاس و شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شد. در روش تابع کاب داگلاس ارتباط بین انرژی نهاده‌های ورودی و عملکرد از طریق تعریف یک تابع هدف امکان‌پذیر می‌باشد که شکل کلی تابع در رابطه (۵) ارائه شده است. برای تحلیل میزان تغییر در خروجی با توجه به میزان تغییر در ورودی‌ها از نرخ بازگشت به مقیاس استفاده شده است. این شاخص از جمع ضرایب رگرسیونی به‌دست آمده برای هر یک از معادلات رگرسیونی ذکر شده، محاسبه می‌شود. به‌منظور تعیین حساسیت نهاده‌های انرژی ورودی در تولید نیشکر به ازای یک راس روش بهره‌وری فیزیکی حاشیه‌ای به کار برده شد که از این طریق مشخص می‌شود که با یک واحد افزایش در یکی از نهاده‌های انرژی، با ثابت بودن سایر عوامل تولید، میزان تغییر در

این شبکه‌ها قادر هستند هر رابطه بین ورودی و خروجی را با دقت دلخواه تخمین بزنند. در کاربرد این روش نیز از نرم‌افزار MATLAB بهره گرفته شده است.

نتایج و بحث

میزان مصرف انرژی نهاده‌ها و انرژی ستانده در جدول ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود به‌طور متوسط برای کشت یک هکتار نیشکر در منطقه مورد مطالعه ۱۷۴۲۸۳/۷۶۹ مگاژول انرژی از منابع مختلف مصرف می‌شود. در مقابل متوسط انرژی خروجی در کشت این محصول ۱۱۱۰۰۰ مگاژول در هکتار برآورد گردیده شده. الکتریسته با سهم ۵۲ درصدی بیشترین میزان مصرف انرژی را به‌خود اختصاص داده است. در این منطقه، بخش بسیار زیادی از نهاده الکتریسته به‌منظور پمپاژ آب آبیاری استفاده می‌شود. پس از الکتریسته، کودهای شیمیایی بیشترین سهم را به‌خود اختصاص می‌دهند. همان‌گونه که انتظار می‌رود، پس از الکتریسته در سهم کود نیتروژن (۱۶٪) بیشتر از سایر نهاده‌های مصرفی است. پیش از این Sami و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه خود پیرامون مصرف انرژی در کشت نیشکر در ایران نشان دادند که در میان تمامی نهاده‌های مصرفی در کشت نیشکر الکتریسته و کودهای شیمیایی بیشترین تأثیر را در کل انرژی نهاده‌ها به‌خود اختصاص داده‌اند.

این در حالی است که در بیشتر مطالعات دیگر در زمینه انرژی مصرفی در کشاورزی، انرژی مصرفی برای آبیاری و یا به نوعی دیگر انرژی الکتریسته، بیشترین درصد سهم نهاده‌های انرژی را به‌خود اختصاص داده بود به‌عنوان نمونه پیش از این Sami و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه خود پیرامون مصرف انرژی در کشت نیشکر در ایران نشان دادند که در میان تمامی نهاده‌های مصرفی در کشت نیشکر الکتریسته بیشترین سهم را از کل انرژی نهاده‌ها به‌خود اختصاص داده‌است. در مطالعه‌ای دیگر Wang و همکاران (۲۰۱۴) به آنالیز انرژی را برای محصولات دانه‌ای در شمال چین پرداختند نتایج آن‌ها نشان داد که انرژی الکتریسته بیشترین میزان انرژی مصرفی برای تولید گندم و ذرت بیشترین سهم از انرژی مصرفی را به‌خود اختصاص داده بود. جدول ۵ شاخص‌های نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، شدت انرژی و افزوده خالص انرژی در تولید نیشکر در مزارع راتون را نشان می‌دهد. منفی شدن افزوده خالص انرژی بیانگر این موضوع می‌باشد که باید در مزارع پلنت از لحاظ نحوه مصرف نهاده‌ها دچار بازنگری شده و تا حد امکان مصرف نهاده‌های انرژی به‌ویژه الکتریسته و کودهای ازته کاهش یابد.

یکی از دلایل منفی شدن افزوده خالص انرژی این است که در ایران این است که در کشت و صنعت به دلیل وسعت زیاد مزارع، سیستم آبیاری پیچیده‌ای وجود دارد و مستلزم صرف انرژی زیادی

که در این رابطه X_i ($i=1, 2, 3, \dots, n$) مربوط به نهاده‌های مصرفی و Y مربوط به عملکرد می‌باشد.

از آنجا که روش‌های نوین مدل‌سازی نظیر شبکه عصبی مصنوعی قابلیت حل مسائل غیرخطی را به‌خوبی دارا می‌باشد، در این تحقیق علاوه بر مدل کاب داگلاس مدل شبکه عصبی نیز برآورد شد و در آخر به مقایسه این دو روش پرداخته می‌شود. مقایسه این دو روش مدل‌سازی بر مبنای ضریب تبیین آنها می‌باشد.

پیش از آموزش شبکه عصبی، داده‌های ورودی به آن نرمال شده‌اند. هدف از نرمال‌سازی این است که داده‌ها به اعدادی ما بین صفر تا یک تبدیل شوند، زیرا در این پژوهش برای عناصر پردازش‌گر (نرون‌ها) در لایه مخفی، تابع آستانه سیگموئیدی انتخاب گردید خروجی این تابع اعدادی بین صفر و یک می‌باشد. بدین منظور از رابطه (۸) برای نرمال‌سازی استفاده گردید.

$$X_{norm} = \frac{(X_o - X_m)}{(X_{max} - X_{min})} \quad (8)$$

که در آن X_{norm} مقدار نرمال شده ورودی X_o ، X_m میانگین داده‌ها، X_{min} و X_{max} به ترتیب حداکثر و حداقل داده‌ها می‌باشد. در این پژوهش از شبکه‌های چند لایه پرسپترون که در آن تمامی نرون‌ها به یکدیگر وصل شده‌اند، استفاده گردید. در این شبکه، برای آموزش، از الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده می‌شود. برای آموزش شبکه، اطلاعات به‌صورت تصادفی به ۳ قسمت تقسیم گردید که ۷۰ درصد داده‌ها (۳۹ مزرعه) به آموزش، ۱۵ درصد (۸ مزرعه) به آزمون و ۱۵ درصد (۸ مزرعه) برای اعتبارسنجی مدل اختصاص داده شد. در نهایت بهترین مدل استخراج گردیده است. به‌منظور دستیابی به بهترین شبکه با بیشترین دقت و کمترین خطا ایجاد تغییراتی در شبکه اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. یکی از این تغییرات چیدمان شبکه^۱ یا به عبارتی تعداد لایه‌های مخفی به‌کار رفته در شبکه است. تغییر دیگر شامل نوع تابع فعال‌سازی یا محرک^۲ است. توابع محرک مختلفی از جمله تابع تانژانت سیگموئید و تانژانت هایپربولیک برای یافتن حالت بهینه مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزش، از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است (Kiani et al., 2010).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2}{\sum_{i=1}^n A_i^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2} \quad (10)$$

- 1- Topology
- 2- Activation function

می‌باشد.

جدول ۴- انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید نیشکر (مگاژول بر هکتار)**Table 4- Energy inputs and output for sugarcane production in plant farms (MJ ha⁻¹)**

عنوان Title	میانگین انرژی (مگاژول بر هکتار) Energy equivalent (MJ ha ⁻¹)	درصد Percent
نهاده Inputs		
نیروی کارگری Human labor	72.47	<1
ماشین‌ها Machinery	3339.78	1.91
سوخت دیزل Diesel fuel	15630.6	8.96
سموم شیمیایی Pesticides	20542.19	9.56
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	28237.56	16.45
کود فسفات Phosphate(P ₂ O ₅)	722.8	0.41
آب آبیاری Water for irrigation	18195.68	10.44
الکتریسیته Electricity	90978.42	52.2
خروجی Output		
نیشکر Sugarcane	111000	

جدول ۵- شاخص‌های انرژی در تولید نیشکر در مزارع پلنت**Table 5- Energy indices in sugarcane production in Plant farms**

عنوان Title	واحد Unit	میانگین Average
نسبت انرژی Energy ratio	-	1.52
بهره‌وری انرژی Energy productivity	kg MJ ⁻¹	0.6
شدت انرژی Specific energy	MJ kg ⁻¹	1.65
افزوده خالص انرژی Net energy	MJ ha ⁻¹	-48223.9

برق به سوخت‌های فسیلی می‌باشد، به طوری که ۹۵ درصد تولید برق در ایران توسط نیروگاه‌های حرارتی وابسته به سوخت‌های تجدیدناپذیر تولید می‌شود و همین امر سبب می‌شود که ضریب هم‌ارز الکتریسیته در ایران نسبت به کشورهای توسعه یافته بالاتر باشد. مسئله دیگر در زیاد بودن مصرف برق فرسودگی تجهیزات و خطوط انتقال برق می‌باشد. نتایج مربوط به نشر گازهای گلخانه‌ای در جدول ۶ نشان داده

یکی دیگر از اشکالات عمده در کلیه مزارع عدم انتخاب صحیح پمپ‌های آبیاری برای استخراج آب از رودخانه و انتقال آب به مزارع بوده است. این عدم انتخاب صحیح باعث خواهد شد تا پمپ‌ها از صد درصد کارایی واقعی خود بهره نبرده که این امر می‌تواند باعث افزایش الکتریسیته مصرفی گردد. انتخاب صحیح پمپ‌ها با توجه به اندازه مزارع، دبی و حجم آب مورد نیاز می‌تواند سبب کاهش مصرف انرژی در این بخش گردد. دلیل دیگر برای این مسئله وابستگی زیاد تولید

برگ نیشکر قبل از برداشت بوده و پس از آن الکتریسیته با سهم ۳۲ درصد بیشترین میزان را به خود اختصاص داده است.

شده است. نتایج بر آن است که میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار بود. بیشترین مقدار نشر گازهای گلخانه‌ای، با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن شاخ و

جدول ۶- ضرایب استاندارد نشر گازهای گلخانه‌ای

Table 6- Greenhouse gas (GHG) emission coefficients of agricultural inputs

عنوان Title	میانگین (kg CO _{2eq} .ha) (kgCO _{2eq} . ha) Average	درصد Percent
ماشین‌ها Machinery	902.52	<1
سوخت دیزل Diesel fuel	237.12	<1
سموم شیمیایی Pesticides	367.95	<1
کود نیتروژن Fertilizers Nitrogen (N)	477.1	1.14
کود فسفات (P ₂ O ₅)	60	<1
الکتریسیته Electricity	13432.47	32.33
شاخ و برگ Trash	26060	62.73

انتشار گازهای گلخانه‌ای در روند تولید نیشکر در مزارع پلنت شامل میزان انرژی نهاده‌های تجهیزات و ماشین‌های زراعی، سوخت دیزل، الکتریسیته، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی به‌عنوان ورودی‌های مدل و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای نیز به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد.

مصنوعی

به‌منظور دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی، تعداد مختلفی از ساختارها با یک و دو لایه مخفی آموزش داده شده و تست و اعتبارسنجی شده‌اند. از بین الگوریتم‌های آموزش مورد استفاده در این تحقیق، الگوریتم آموزش لونیگ مارکوارت انتخاب گردید. میزان خطا و ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و آزمون شبکه‌ها برای مدل‌سازی انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در جداول ۷ و ۸ نشان داده شده است. با استفاده از این جدول مدلی که کمترین میزان مجموع مربعات خطا و ضریب تبیین بالاتر انتخاب گردید.

بر اساس نتایج این مدل‌سازی، مدل با ساختار ۱-۱۵-۵-۷ با ۷ ورودی، دو لایه مخفی با ۵ نورون در لایه اول و ۱۵ نورون در لایه دوم و یک لایه خروجی با یک پارامتر خروجی به‌عنوان بهترین ساختار برای پیش‌بینی عملکرد نیشکر تعیین گردید.

نتایج استفاده از تابع کاب داگلاس برای تعیین رابطه بین انرژی‌های ورودی و عملکرد نیشکر تولیدی به ازای یک هکتار در جدول ۷ ارائه شده است. با استفاده از تابع کاب داگلاس ارتباط بین انرژی‌های ورودی و انرژی خروجی تخمین زده می‌شود. انرژی خروجی (عملکرد یا متغیر وابسته)، تابعی از نهاده‌های انرژی ورودی (متغیر مستقل) از قبیل سوخت، الکتریسیته، ازت، فسفر و علف‌کش می‌باشد. با استفاده از رابطه خطی کاب داگلاس آزمون خود همبستگی با استفاده از آزمون دوربین واتسون (DW) انجام شد که براساس نتیجه محاسبات به‌عمل آمده مقدار آن ۱/۰۶۷ برای داده‌های انرژی و به‌دست آمد که نشان‌دهنده عدم خود همبستگی در سطح ۵٪ مدل تخمین زده شد.

مدل‌سازی عملکرد نیشکر و میزان انتشار گازهای گلخانه‌ای

در مزارع پلنت

نهاده‌های مورد استفاده به‌منظور پیش‌بینی عملکرد نیشکر در مزارع پلنت با استفاده از مدل‌سازی شامل میزان انرژی نهاده‌های نیروی کارگری، تجهیزات و ماشین‌های زراعی، سوخت دیزل، الکتریسیته، کودهای شیمیایی، سموم شیمیایی، آب آبیاری به‌عنوان ورودی‌های مدل و میزان عملکرد محصول نیز به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. نهاده‌های مورد استفاده به‌منظور پیش‌بینی میزان

جدول ۷- میزان خطا و ضریب همبستگی الگوریتم‌های آموزش داده‌شده برای مدل‌سازی انرژی مزارع پلنت

Table 7- RMSE and R² for learning algorithms of modeling energy in farms Plant

داده‌های اعتبارسنجی Test data		داده آموزش Train data		NH2	NH1
R ²	RMSE	R ²	RMSE		
0.94	0.0079	0.98	0.0037	15	7
0.42	136.9	0.85	12.36	15	10
0.23	52.35	0.55	62.32	19	6
0.52	49.65	0.62	32.512	3	5
0.74	13.235	0.78	9.6	10	7
0.42	36.22	0.42	37.2	4	6

جدول ۸- میزان خطا و ضریب همبستگی الگوریتم‌های آموزش داده‌شده برای مدل‌سازی گازهای گلخانه‌ای مزارع پلنت

Table 8- RMSE and R² for learning algorithms of modeling GHG emission in farms Plant

داده‌های آزمون Test data		داده‌ی آموزش Train data		NH1
R ²	RMSE	R ²	RMSE	
0.99	6.82×10 ⁻⁶	0.99	4.52×10 ⁻⁶	5
0.82	0.0085	0.85	0.0012	3
0.65	0.0132	0.72	0.0036	4
0.86	1.23×10 ⁻⁴	0.89	1.52×10 ⁻⁵	7

تخمین میزان نشر گازهای گلخانه‌ای انتخاب گردید. شکل ۳ مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده گازهای گلخانه‌ای برای داده‌های آموزش و داده‌های آزمون نشان داده شده است.

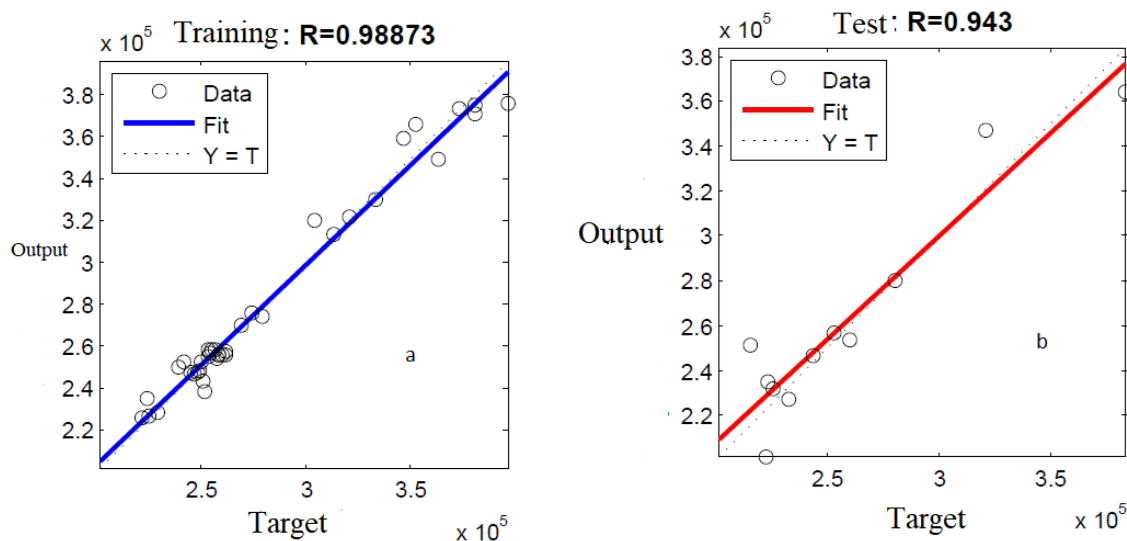
پیش از این زنگنه و همکاران (۲۰۱۰) از شبکه عصبی مصنوعی به منظور مدل‌سازی وضعیت مکانیزاسیون تولید سیب‌زمینی در استان همدان استفاده کردند. طبق گزارش آن‌ها بهترین مدل پیشنهادی برای مدل‌سازی سطح مکانیزاسیون به صورت ۱-۳-۱۹ و بهترین مدل برای پیش‌بینی درجه مکانیزاسیون دارای یک لایه پنهان با ۸ نرون در لایه مخفی بوده است. خوشنویسان و همکاران (۲۰۱۳) از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور مدل‌سازی مصرف انرژی در تولید گندم در ایران استفاده کردند نتایج آن‌ها نشان داد مدل پیشنهادی قادر است با دقت بالا عملکرد محصول را پیش‌بینی و مدل‌سازی کند.

توابع محرک تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع محرک خطی در لایه خروجی بهترین شبکه به کار گرفته شده بود. ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۴ و میانگین مربعات خطا به ترتیب ۰/۰۰۳۷ و ۰/۰۰۷۹ به عنوان بهترین مدل برای تخمین عملکرد نیشکر در مزارع پلنت با استفاده از انرژی نهاده‌ها به دست آمد. شکل ۲ مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی انرژی و مقادیر پیش‌بینی شده انرژی برای داده‌های آموزش و داده‌های آزمون نشان داده شده است. بر اساس نتایج مدل‌سازی، مدل با ساختار ۱-۵-۵ با ۵ ورودی، یک لایه مخفی با ۵ نرون و یک لایه خروجی با یک پارامتر خروجی به عنوان بهترین ساختار برای پیش‌بینی گازهای گلخانه‌ای تعیین گردید. توابع محرک تانژانت سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع محرک خطی در لایه خروجی بهترین شبکه به کار گرفته شده بود. مدل مذکور با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۹ و میانگین مربعات خطا ۴/۵۲×۱۰^{-۶} و ۶/۸۲×۱۰^{-۶} به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به عنوان بهترین مدل برای

جدول ۹- عوامل مهم مدل استخراج شده از تابع کاب داگلاس

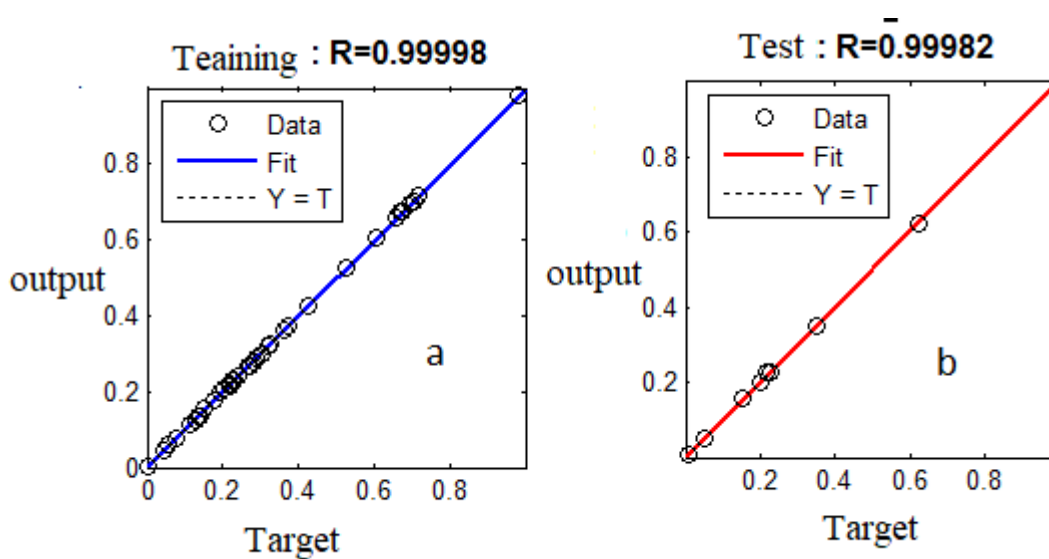
Table 9- Important factors model derived from the Cobb-Douglas function

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std Error of the Estimate	Change Statistics					Durbin-Watson
					R Square Change	F Change	Df1	Df2	Sig. F Change	
1	0.976 ^a	0.92	0.923	0.03795	0.921	204.088	4	40	.0005	1.067



شکل ۲- مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده انرژی خروجی داده‌های آموزش (a) و داده‌های آزمون (b) پلنت

Fig. 2. Comparing R^2 between actual and predicted values of energy training data (a) and test data (b)



شکل ۳- مقایسه ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده گازهای گلخانه‌ای داده‌های آموزش (الف) و داده‌های آزمون (ب) گازهای گلخانه‌ای

Fig. 3. Comparing R^2 between actual and predicted values of greenhouse gases training data (a) and test data (b)

جدول ۱۰- اطلاعات خروجی مدل کاب داگلاس

Table 10- Modelling of Cobb-Douglas Output information

Model	Unstandardized coefficients		Standardized coefficients	t	sig
	B	Std.Error	Beta		
(Constant)	2.231	2.303		1.008	0.317
Ln(N)	0.714	0.056	0.844	12.734	0.949
Ln(P)	-0.509	0.079	-0.719	-6.451	0.007
Ln(sam)	0.25	0.09	0.275	2.79	0.0001
Ln(elec)	-0.088	0.103	-0.095	14.861	0.0001

کاب داگلاس

با توجه به سطح اطمینان آزمون متغیرهای مستقلی که میزان معنی‌داری آنها کمتر از ۰/۰۵ است اثر معنی‌داری بر روی متغیر وابسته دارند. جدول ۹ و جدول ۱۰ اطلاعات مربوط به خروجی مدل کاب داگلاس را برای صفت انتشار گازهای گلخانه‌ای نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

نتایج مربوط به نشر گازهای گلخانه‌ای نشان داد میزان کل نشر گازهای گلخانه‌ای ۴۱۵۳۷/۱۶ کیلوگرم کربن دی‌اکسید بر هکتار بود.

بیشترین مقدار نشر گازهای گلخانه‌ای، با سهم ۶۲ درصد مربوط به سوزاندن شاخ و برگ نیشکر قبل از برداشت بوده و پس از آن الکتریسیته با سهم ۳۲ درصد بیشترین میزان را به خود اختصاص داده است. مدل‌های به‌دست آمده ضریب همبستگی برای انرژی و گازهای گلخانه‌ای به ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۹۹ و میانگین مربعات خطا به ترتیب ۰/۰۳۷ و $۴/۵۲ \times ۱۰^{-۶}$ به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین عملکرد نیشکر و گازهای گلخانه‌ای در مزارع پلنت با استفاده از نهاده‌های ورودی به‌دست آمد.

References

1. Antanasijević, D., V. Pocajt, M. Ristić, and A. Perić-Grujić. 2015. Modeling of energy consumption and related GHG (greenhouse gas) intensity and emissions in Europe using general regression neural networks. *Energy* 84: 816-824.
2. Aydin, G. 2014. Modeling of energy consumption based on economic and demographic factors: The case of Turkey with projections. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 35: 382-389.
3. Aydinalp-Koksal, M., and V. I. Ugursal. 2008. Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector. *Applied Energy* 85: 271-296.
4. Change, I. P. O. C. 2006. IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories.
5. Contreras, A., G. Díaz, L. Gallardo, and R. Loaiza. 2010. Energy ratio analysis of genetically-optimized potato for ethanol production in the Chilean market. *Spanish journal of agricultural research* 559-569.
6. Dalgaard, T., N. Halberg, and J. R. Porter. 2001. A model for fossil energy use in Danish agriculture used to compare organic and conventional farming. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 87: 51-65.
7. Dyer, J., and R. Desjardins. 2003. Simulated farm fieldwork, energy consumption and related greenhouse gas emissions in Canada. *Biosystems Engineering* 85: 503-513.
8. Erdal, G., K. Esengün, H. Erdal, and O. Gündüz. 2007. Energy use and economical analysis of sugar beet production in Tokat province of Turkey. *Energy*: 35-41.
9. França, D. d. A., K. M. Longo, T. G. S. Neto, J. C. Santos, S. R. Freitas, B. F. Rudorff, E. V. Cortez, E. Anselmo, and J. A. Carvalho. 2012. Pre-harvest sugarcane burning: determination of emission factors through laboratory measurements. *Atmosphere* 3: 164-180.
10. Hatirli, S. A., B. Ozkan, and C. Fert. 2005. An econometric analysis of energy input-output in Turkish agriculture. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 9: 608-623.
11. Hatirli, S. A., B. Ozkan, and C. Fert. 2006. Energy inputs and crop yield relationship in greenhouse tomato production. *Renewable Energy* 31: 427-438.
12. Khan, S., M. A. Khan, M. A. Hanjra, and J. Mu. 2009. Pathways to reduce the environmental footprints of water and energy inputs in food production. *Food Policy* 34: 141-149.
13. Khoshnevisan, B., Sh. Rafiee, M. Omid, M. Yousefi, and M. Movahedi. 2013a. Modeling of energy consumption and GHG (greenhouse gas) emissions in wheat production in Esfahan province of Iran using artificial neural networks. *Energy* 52: 333-338.
14. Khoshnevisan, B., Sh. Rafiee, M. Omid, H. Mousazadeh, and P. Sefeedpari. 2013b. Prognostication of environmental indices in potato production using artificial neural networks. *Journal of Cleaner Production*: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.1003.1028>.
15. Kiani, M. K. D., B. Ghobadian, T. Tavakoli, A. Nikbakht, and G. Najafi. 2010. Application of artificial neural networks for the prediction of performance and exhaust emissions in SI engine using ethanol-gasoline blends. *Energy* 35: 65-69.
16. Kitani, O., T. Jungbluth, R. M. Peart, and A. Ramdani. 1999. CIGR handbook of agricultural engineering, Volume 5: Energy and biomass engineering. American Society of Agricultural Engineers

- (ASAE).
17. Mobtaker, H. G., A. Keyhani, A. Mohammadi, Sh. Rafiee, and A. Akram. 2010. Sensitivity analysis of energy inputs for barley production in Hamedan Province of Iran. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 137: 367-372.
 18. Mohammadi, A., and M. Omid. 2010. Economical analysis and relation between energy inputs and yield of greenhouse cucumber production in Iran. *Applied Energy* 87: 191-196.
 19. Nemecek, T., D. Dubois, O. Huguenin-Elie, and G. Gaillard. 2011. Life cycle assessment of Swiss farming systems: I. Integrated and organic farming. *Agricultural Systems* 104: 217-232.
 20. Ozkan, B., A. Kurklu, and H. Akcaoz. 2004. An input-output energy analysis in greenhouse vegetable production: a case study for Antalya region of Turkey. *Biomass and Bioenergy* 26: 89-95.
 21. Pishgar-Komleh, S., M. Ghahderijani, and P. Sefeedpari. 2012. Energy consumption and CO₂ emissions analysis of potato production based on different farm size levels in Iran. *Journal of Cleaner production* 33: 183-191.
 22. Rajaeifar, M. A., A. Akram, B. Ghobadian, Sh. Rafiee, and M. D. Heidari. 2014. Energy-economic life cycle assessment (LCA) and greenhouse gas emissions analysis of olive oil production in Iran. *Energy* 66: 139-149.
 23. Ramedani, Z., Sh. Rafiee, and M. Heidari. 2011. An investigation on energy consumption and sensitivity analysis of soybean production farms. *Energy* 36: 6340-6344.
 24. Samavatean, N., Sh. Rafiee, H. Mobli, and A. Mohammadi. 2011. An analysis of energy use and relation between energy inputs and yield, costs and income of garlic production in Iran. *Renewable Energy* 36: 1808-1813.
 25. Sami, M., M. J. Shiekhdavoodi, M. Pazhohanniya, and F. Pazhohanniya. 2014. Environmental comprehensive assessment of agricultural systems at the farm level using fuzzy logic: A case study in cane farms in Iran. *Environmental Modelling & Software* 58: 95-108.
 26. Sandhu, H. S., R. A. Gilbert, G. Kingston, J. F. Subiros, K. Morgan, R. W. Rice, L. Baucum, J. M. Shine Jr and L. Davis. 2013. Effects of sugarcane harvest method on microclimate in Florida and Costa Rica. *Agricultural and Forest Meteorology* 177: 101-109.
 27. Wang, X., Y. Chen, P. Sui, W. Gao, F. Qin, J. Zhang, and X. Wu. 2014. Emergy analysis of grain production systems on large-scale farms in the North China Plain based on LCA. *Agricultural Systems* 128: 66-78.
 28. Zangeneh, M., M. Omid, and A. Akram. 2010. A comparative study on energy use and cost analysis of potato production under different farming technologies in Hamadan province of Iran. *Energy* 35: 2927-2933.



Application of Artificial Neural Networks for Predicting the Yield and GHG Emissions of Sugarcane Production

S. Haroni¹ - M. J. Sheykhdavodi^{2*} - M. Kiani Deh Kiani³

Received: 12-01-2016

Accepted: 27-11-2016

Introduction

One of the most important sources of the sugar production is sugarcane. Sugar is one of the eight human food sources (wheat, rice, corn, sugar, cattle, sorghum, millet and cassava). Also sugarcane is mainly used for livestock feed, electricity generation, fiber and fertilizer and in many countries sugarcane is a renewable source for the biofuel. The efficient use of inputs in agriculture lead to the sustainable production and help to reduce the fossil fuel consumption and greenhouse gases emission and save financial resources. Furthermore, detecting relationship between the energy consumption and the yield is necessary to approach the sustainable agriculture. It is generally accepted that many countries try to reduce their dependence to agricultural crop productions of other countries. The being Independent on agricultural productions lead to take more attention to modern methods and the objective of all these methods is increasing the performance with the efficient use of inputs or optimizing energy consumptions in agricultural systems. Energy modeling is a modern method for farm management that this model can predict yield with using the different amount of inputs. The objective of this study was to predict sugarcane production yield and (greenhouse gas) GHG emissions on the basis of energy inputs.

Materials and Methods

This study was carried out in Khouzestan province of Iran. Data were collected from 55 plant farms in Debel khazai Agro-Industry using face to face questionnaire method. In this study, the energy used in the sugarcane production has considered for the energy analysis without taking into account the environmental sources of the energy such as radiation, wind, rain, etc. Energy consumption in sugarcane production was calculated based on direct and indirect energy sources including human, diesel fuel, chemical fertilizers, pesticides, machinery, irrigation water, electricity and sugarcane stalk. Energy values were calculated by multiplying inputs and outputs per hectare by their coefficients of energy equivalents. Input energy in agricultural systems includes both direct and indirect energy and renewable and non-renewable forms. Direct energies include human labor, diesel fuel, water for irrigation and electricity and indirect energies consisted of machinery, seed (cultivation of sugarcane has been done with cutting of sugarcane instead of seed), chemical fertilizer. Renewable energies include machinery, sugarcane stalk, chemical fertilizer while non-renewable energy consisted of machinery, chemical fertilizer, electricity and diesel fuel. Energy values were calculated by multiplying inputs and outputs per hectare by their coefficients of energy equivalents. The amounts of GHG emissions from inputs in sugarcane production per hectare were calculated by CO₂ emissions coefficient of agricultural inputs. Energy modeling is an attractive subject for engineers and scientists who are concerned about the energy management. In the energy area, many different of models have been applied for modeling future energy. An artificial neural network (ANN) is an artificial intelligence that it can applied as a predictive tool for nonlinear multi parametric. Artificial neural network has been applied successfully in structural engineering modeling ANNs are inspired by biological neural networks.

Results and Discussion

The total energy used in the farm operations during the sugarcane production and the energy output was

1- MSc Student of mechanization of agriculture of Biosystem Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

2- Professore of Biosystem Engineering Department, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

3- Assistante Professore, Department of Biosystem Mechanical Engineering, Shaid Chamran University of Ahvaz Ahvaz, Iran

(*- Corresponding Author Email: javad1950@gmail.com)

1742883.769 and 111000 MJha⁻¹, respectively. Electricity (52%) and chemical fertilizers (16%) were the most influential factors in the energy consumption. The electricity contribution was the highest due to the low efficiency of energy conversion in electric motors which were used for irrigation in the study area. In some areas, inefficient surface irrigation wastes a lot of water and energy (in forms of electricity). Another reason is that electricity energy equivalent for Iranian electricity production is higher than developed countries because Iran's electricity grid is highly dependent on fossil fuels, so that 95% of the electrical energy in Iran is generated in thermal power plants using fossil fuels sources. In addition, the electricity transmission system is too old. GHG emissions data analysis indicated that the total GHG emissions was 415337.62 kg ha⁻¹ (CO₂eq) kgCO₂eq ha⁻¹ in which burning trash with the share of 62% had the highest GHG emission and followed by electricity (32%), respectively. The ANN model with 7-5-15-1 and 5-5-1 structure were the best model for predicting the sugarcane yield and GHG emissions, respectively. The coefficients of determination (R²) of the best topology were 0.98 and 0.99 for the sugarcane yield and GHG emissions, respectively. The values of RMSE for sugarcane production and GHG emission were found to be 0.0037 and 4.52×10⁻⁶, respectively.

Conclusions

The statistical parameters of R² and RMSE demonstrated that the proposed artificial neural networks results have best accuracy and can predict the yield and GHG emission. It is generally showed that artificial neural networks have good potential to predict the yield of the sugarcane production.

Keywords: Artificial neural networks, Energy, GHG emission, Modeling, Plant