

ترکیب مدل فائو و شاخص های گیاهی در برآورد ضریب گیاهی با استفاده از تحلیل مؤلفه های اصلی

لاله پرویز^{*1}

تاریخ دریافت: 1396/02/18

تاریخ پذیرش: 1396/06/26

چکیده

تقاضای روزافزون به آب و تغییرات اقلیمی منجر به ایجاد فشار جهت استفاده کارآمد آب در بخش کشاورزی شده است. بنابراین آگاهی از نیاز آبی گیاه جهت افزایش بازده آبیاری لازم می باشد. در این راستا یازده شاخص گیاهی حاصل از تصاویر ماهواره ای سنجنده MODIS در بازه زمانی 2013-2016 برای محصول سیب زمینی در محدوده بین شهرستان های بستان آباد و تبریز استخراج شدند. جهت انتخاب شاخص های گیاهی مؤثر از تحلیل مؤلفه های اصلی استفاده شد که برای این منظور شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی مؤلفه های حاصل از تحلیل و ضریب گیاهی بکار برده شد. از بین مؤلفه های مورد بررسی، سه مؤلفه اول با در اختیار داشتن 85/45 درصد واریانس کل انتخاب شدند. در سه بررسی انجام شده در مورد نوع مؤلفه های روش تحلیل مؤلفه های اصلی، به طور متوسط بررسی اول نسبت به بررسی دوم و سوم منجر به کاهش 55/75 درصد RMSE شد. شاخص های حاصل از باندهای انعکاسی مانند شاخص NDVI و شاخص های بهبود یافته براساس منطقه مورد مطالعه مانند شاخص های SAVI و MSAVI از کارایی قابل قبولی برخوردار بودند. کاهش 66/66 درصد ضریب LST از مؤلفه سوم به اول حاکی از افزایش دقت نتایج شاخص های باندهای حرارتی در صورت ترکیب با شاخص های باندهای انعکاسی مانند شاخص TVX بود. برآورد ضریب گیاهی با شاخص های گیاهی حاصل از تحلیل مؤلفه های اصلی در مدلسازی شبکه عصبی دارای تخمین کم برآوردی حدود یک درصد در دوره صحت سنجی بوده است.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، مؤلفه ها، نیاز آبی، SAVI

مقدمه

گیاه براساس ضریب گیاهی یکی از روش های مرسوم در مدیریت آب آبیاری است (9). تبخیر - تعرق گیاه نمایانگر نیاز آبی است که تابعی از شرایط آب و هوایی و گیاهی است. بسیاری از مدل های نیاز آبی مرسوم دارای توزیع مکانی نمی باشند و تنها از داده های نقطه ای تبخیر - تعرق گیاه مرجع و ضریب گیاهی استفاده می کنند. ضریب گیاهی یک پارامتر مهم در برنامه ریزی آبیاری و تخصیص آب است. ضریب گیاهی پیشنهادی می تواند به صورت یک راهنمای کاربردی در برنامه ریزی آبیاری مد نظر قرار گیرد ولی خطای قابل توجهی در برآورد نیاز آبی به علت ماهیت تجربی رخ می دهد. بنابراین اصلاحات در مقادیر ضرایب گیاهی در هر شرایط محلی ضروری می باشد (7). استفاده از تصاویر ماهواره ای به علت پوشش وسیع، مشکلات توزیع مکانی ضریب گیاهی را به نحو قابل ملاحظه ای کاهش می دهند. غلامی و همکاران (6) به برآورد ضریب گیاهی و تبخیر - تعرق واقعی گندم با استفاده از سنجش از دور در حوضه گرگانود پرداختند. در این تحقیق از سری زمانی 16 روزه شاخص $2NDVI$ تصاویر

در مناطق خشک و نیمه خشک قابلیت دسترسی آب یک محدودیت مهم برای تولید محصول است. در سال های اخیر به علت اثرات توأم خشکسالی و افزایش سطوح آبیاری، ذخیره آب کاهش یافته است. کاهش آب سدها و سطح آب زیرزمینی منجر به تهدید بخش کشاورزی شده است که نیاز به اجرای مدیریت پایدار آب می باشد. درک بهتر بیلان آبی برای بررسی روش های صرفه جویی آب ضروری است. یکی از مفاهیم مهم مرتبط با بیلان آبی در مناطق نیمه خشک تبخیر - تعرق گیاه می باشد که فاکتور مهمی در تعیین برنامه ریزی مناسب آبیاری و افزایش راندمان مصرف آب است. تخمین دقیق تبخیر - تعرق به عنوان بخش مهمی در برنامه ریزی و طراحی سیستم های آبیاری می باشد و تعیین توزیع مکانی برای دستیابی به کشاورزی پایدار ضروری است (5). برآورد تبخیر - تعرق

1- استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان

(Email: laleh_parviz@yahoo.com)

* - نویسنده مسئول:

DOI: 10.22067/jsw.v31i5.63990

2- Normalized Difference Vegetation Index

Kamble و همکاران (9) به تخمین ضریب گیاهی با استفاده از شاخص گیاهی NDVI حاصل از تصاویر سنجنده MODIS در مکانی‌هایی با شرایط اقلیمی متفاوت در آمریکا پرداختند. داده‌های مورد بررسی مربوط روزهایی از ماه‌های می تا آگوست و نوع محصولات شامل ذرت، سویا بود. یک مدل ساده رگرسیون خطی برای تعیین ارتباط بین شاخص NDVI و ضریب گیاهی توسعه داده شد. همبستگی قوی بین ضریب گیاهی حاصل از شاخص NDVI و ضریب گیاهی اندازه‌گیری شده با RMSE برابر با 0/16 و 0/19 برای سال‌های 2006 و 2007 از نتایج تحقیق بود. بنابراین کمی‌سازی ضریب گیاهی با استفاده از شاخص NDVI می‌تواند در تعیین مصرف آب آبیاری منطقه‌ای مفید واقع شود. Adamala و همکاران (1) به برآورد تبخیر- تعرق گندم با استفاده از شاخص NDVI حاصل از تصاویر Landsat در هند پرداختند. در این تحقیق به‌طور مستقیم از شاخص NDVI استفاده نشد بلکه شاخص گیاهی براساس توان دوم شاخص شرایط پوشش گیاهی محاسبه شد. دامنه ضریب گیاهی محاسبه شده بین 0/56 تا 0/97 بود. استفاده از شاخص NDVI در محاسبه ضریب گیاهی در برخی از تحقیقات نیز مشاهده شده است از جمله El-Shirbeny و همکاران (4) استفاده از شاخص NDVI حاصل از Landsat8 در مصر در برآورد ضریب گیاهی گندم، Pimpale و همکاران (12) استفاده از شاخص NDVI حاصل از سنجنده IRS-P6 AWiFS در برآورد ضریب گیاهی نخود، سورگوم و گندم در هند. با توجه به تحقیقات مذکور علاوه بر استفاده از رابطه رگرسیون ساده بین شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای و ضریب گیاهی، در این تحقیق از تحلیل مؤلفه‌های اصلی⁴ استفاده شد. شیخ الاسلامی و همکاران (13) به پیش‌بینی تبخیر-تعرق گیاه مرجع با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و توسعه مدل رگرسیونی خطی چندگانه (MLR-PCA) در ایستگاه مشهد پرداختند. بدین منظور تأثیر نسبی پارامترهای دما (کمینه، بیشینه، متوسط)، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد در ارتفاع دو متری بر تبخیر- تعرق مورد بررسی قرار گرفت. مؤلفه اول نسبت به دوم همبستگی بیشتری با تبخیر- تعرق داشت و دمای کمینه، دمای متوسط، دمای بیشینه و رطوبت نسبی از اهمیت بیشتری برخوردار بودند. مقادیر آماره‌های ارزیابی بین روش-های MLR و MLR-PCA حاکم از توانایی روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی است.

با توجه به تحقیقات انجام گرفته در بیشتر تحقیقات شاخص NDVI به‌عنوان شاخص پایه در برآورد ضریب گیاهی استفاده شده است. در راستای کارایی بالای انواع شاخص‌های گیاهی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای، ضرورت برآورد ضریب گیاهی با استفاده از سایر شاخص‌های گیاهی با ترکیب باندهای انعکاسی و حرارتی مشاهده

سنجنده MODIS¹ جهت محاسبه ضریب گیاهی گندم در طول دوره رشد سال 1382 استفاده شد. جهت تولید سری زمانی ضریب گیاهی گندم به تفکیک هر شهرستان یک رابطه رگرسیون خطی مابین مقادیر متوسط شاخص گیاهی NDVI و مقادیر ضریب گیاهی ایجاد شد. در شهرستان گرگان در اکثر مواقع دوره رشد، مقادیر ضریب گیاهی سنجنش از دور کمتر از ضریب گیاهی گندم است. نتایج نشان می‌دهند که 85 تا 97 درصد تغییرات ضریب گیاهی گندم ناشی از تغییرات شاخص گیاهی NDVI می‌باشد. رستمی و رائینی (15) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای MODIS و مدل سیال مقدار تبخیر- تعرق واقعی سبب تحت آبیاری قطره‌ای را در دشت اهر برآورد کردند و با مقادیر حاصل از معادله فائو- پنمن - مانیتث مقایسه کردند. در این تحقیق ضریب گیاهی سبب با تقسیم مقدار تبخیر- تعرق واقعی برآورد شده از مدل سیال در هر تصویر بر تبخیر- تعرق مرجع متناظر با آن بدست آمد و سپس هر ضریب برای هر دوره زمانی تصویر - 11 روز از فصل رشد 1393- در نظر گرفته شد. همچنین مقدار ضریب گیاهی پیشنهادی توسط فائو (14) نیز محاسبه شد. نتایج نشان دادند که جز برای دوره بیشینه مقدار ضریب گیاهی (نیمه‌های فصل رشد) که مقدار ضریب گیاهی حاصل از مدل سیال بیشتر از فائو است، مقدار پیشنهادی فائو برای ضریب گیاهی سبب همواره بالاتر از مقدار به دست آمده از مدل سیال می‌باشد. Er-Raki و همکاران (5) سه روش براساس ضریب گیاهی دو جزئی فائو- 56 را جهت تخمین تبخیر- تعرق واقعی برای گندم زمستانه در مراکش مورد مقایسه قرار دادند. تفاوت سه روش در محاسبه ضریب گیاهی پایه و کسر پوشش گیاهی خاک بودند. در روش اول از مدل فائو- 56 استفاده می‌شود در روش دوم از مقادیر محلی پارامترها براساس مشاهدات میدانی استفاده می‌کنند و در روش سوم از داده‌های سنجنش از دور- شاخص NDVI- استفاده شده است. مشابهت الگوی فصلی شاخص NDVI و ضریب گیاهی پایه حاکی از پتانسیل مدل‌سازی شاخص NDVI در محاسبات ضریب گیاهی دوجزئی می‌باشد. Gonita و Tiwari (7) ضریب گیاهی و تبخیر- تعرق گندم را در چهار ماه متوالی (دسامبر 2003 تا مارس 2004) با استفاده از سنجنده LISS III² در ایالتی در هند بدست آوردند. شاخص‌های NDVI و SAVI³، شاخص‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای در قالب رابطه رگرسیون ساده با ضریب گیاهی پیشنهادی فائو بودند که در این حالت ضریب همبستگی شاخص NDVI برابر با 0/79 و شاخص SAVI برابر با 0/89 برآورد شدند. بنابراین به‌علت بالا بودن ضریب همبستگی حاصل از شاخص SAVI، در محاسبات تبخیر- تعرق از این شاخص استفاده شد.

1- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

2- Linear Imaging Self scanning Sensor

3- Soil Adjustment Vegetation Index

4- Principle Component Analysis (PCA)

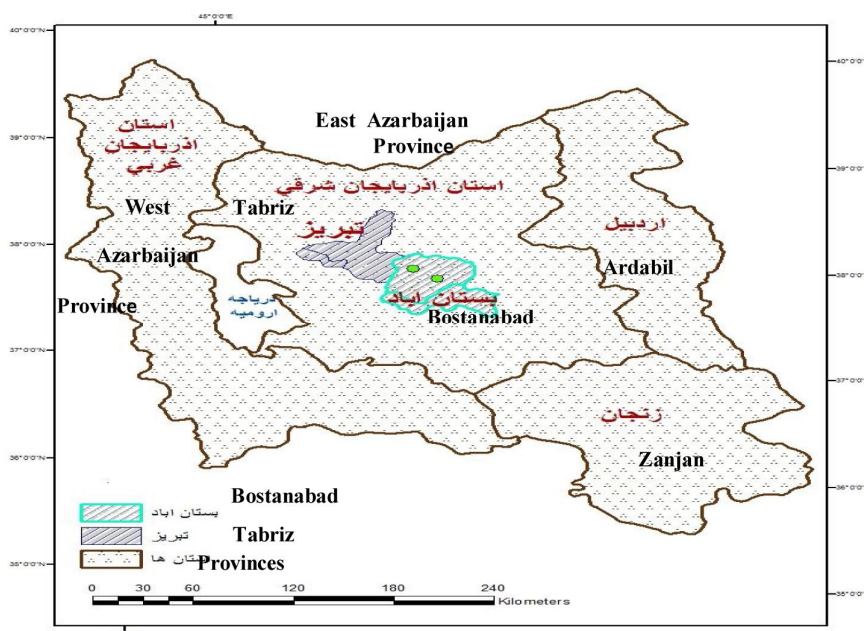
زمینی بوده که از اطلاعات دو نقطه که با GPS مشخص شده بودند، استفاده شد. اقلیم منطقه براساس شاخص باران مؤثر در طی دوره 1986-2016، نیمه‌خشک تعیین شد که این شاخص براساس مقادیر متوسط بارندگی و تبخیر ماهانه تعریف شده است. براساس اقلیم منطقه و با توجه به خشکسالی‌های اخیر برآورد تبخیر - ترقی یا نیاز آبی در منطقه برای برنامه‌ریزی‌های کشاورزی و منابع آبی از دغدغه - های اصلی متولیان اصلی آب و کشاورزی می‌باشد. بنابراین آب به - عنوان مهمترین نهاده تولید محصولات کشاورزی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این راستا برآورد دقیق ضریب گیاهی به‌عنوان مؤلفه مهم تبخیر - ترقی دارای اهمیت است که متضمن دستیابی به پتانسیل عملکرد مطلوب، عدم پرت آب، افزایش پتانسیل تولید و در نهایت امنیت غذایی برای نسل حاضر و آینده خواهد بود.

می‌شود. هدف این تحقیق انتخاب شاخص مناسب حاصل از تصاویر ماهواره‌ای برای برآورد ضریب گیاهی محصول سیب‌زمینی است. از میان شاخص‌های گیاهی محاسبه شده تحقیق، جهت انتخاب شاخص گیاهی مؤثر از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد و شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی بین مؤلفه‌های حاصل از تحلیل و ضریب گیاهی بکاربرده شد. مقایسه ضرایب گیاهی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای با ضرایب گیاهی حاصل از فائو-56 انجام گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

زمین‌های کشاورزی اطراف شهرستان بستان‌آباد در محدوده بستان‌آباد - تبریز منطقه مورد مطالعه تحقیق بوده است که در شکل 1 منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. محصول منتخب سیب



شکل 1 - محدوده منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری - دایره - در شهرستان بستان‌آباد
Figure 1- Location of study area and soil sampling - circle - in Bostanabad

شاخص‌های گیاهی مورد استفاده

شاخص‌های گیاهی مورد استفاده شامل شاخص‌های باندهای انعکاسی، حرارتی، ترکیب باندهای انعکاسی و حرارتی و شاخص‌های انعکاسی تصحیح یافته براساس عامل تصحیح است. معادلات شاخص‌ها در ادامه آورده شده است.
(1) شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی

در این تحقیق جهت انتخاب شاخص گیاهی مؤثر از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد. ابزار مدلسازی شاخص‌های گیاهی و ضریب گیاهی، شبکه عصبی مصنوعی بوده است. بنابراین موارد مورد بحث در این قسمت شامل 1- معرفی شاخص‌های گیاهی مورد استفاده 2- تحلیل مؤلفه‌های اصلی 3- شبکه عصبی مصنوعی

شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی بیانگر رابطه میزان انرژی انعکاسی باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک با پوشش گیاهی می‌باشد. میزان انرژی انعکاسی در طیف قرمز با رشد و توسعه گیاه کاهش می‌یابد که علت آن جذب انرژی طیف الکترومغناطیسی توسط کلروفیل و سایر رنگدانه‌های موجود در برگ گیاه در طی عمل فتوسنتز است اما از طرف دیگر میزان انرژی انعکاسی در طیف مادون قرمز نزدیک به علت بافت اسفنجی مزوفیل برگ سبز افزایش خواهد یافت (گیاهان سالم). محدوده این شاخص بین 1 و -1 می‌باشد. مقادیر بالای این شاخص نشان‌دهنده افزایش تراکم پوشش گیاهی است. شاخص پوشش گیاهی پیشرفته در جهت کاهش اثرات اتمسفریک، از تفاوت در میزان انعکاس باندهای قرمز و آبی به‌عنوان برآوردی از سطوح تأثیر اتمسفری استفاده می‌کند. به‌طور کلی پراکندگی مقطعی در باند آبی بیشتر از باند قرمز است. زمانی که غلظت هواپخش‌ها زیاد است، تفاوت دو باند بزرگتر می‌شود. در مناطق خشک و نیمه‌خشک تنک بودن پوشش گیاهی باعث می‌شود اثرات بازتاب خاک زمینه اثر بازتاب پوشش گیاهی را تحت تأثیر قرار دهد و بر آن چیره شود. بنابراین، در این مناطق از شاخص‌هایی استفاده می‌شود که اثرات خاک را به حداقل برساند. SAVI شاخص تصحیح شده NDVI است. این شاخص اثرات خاک زمینه و رطوبت خاک را در شاخص NDVI کاهش می‌دهد. شاخص تأمین آب پوشش گیاهی، شاخص NDVI را با پارامتر دمای سطح زمین ترکیب می‌کند. شاخص NDVI در صورت عدم حذف اثرات سایه‌اندازی فصلی کنوبی، سبزیگی را اشتباه نشان می‌دهد. به‌طور مشابه استفاده از طول موج مادون قرمز حرارتی در شاخص‌های خشکسالی از نوسانات دمای روزانه و آب و هوایی در زمان تصویربرداری متأثر است که توانایی تصاویر حرارتی را در نمایش شرایط رطوبتی خاک محدود می‌کند. یک روش ساده جهت ترکیب باندهای حرارتی و انعکاسی، محاسبه نسبت آنها می‌باشد. بسیاری از مطالعات ارتباط بین نسبت دمای سطح زمین و NDVI را با تنش رطوبتی اثبات کرده‌اند. شاخص دیگری که در این تحقیق استفاده شده است، شاخص دمای سطح زمین⁸ است که می‌تواند پوشش گیاهی را تحت تأثیر خود قرار دهد. دمای سطح زمین با استفاده از الگوریتم پرایس محاسبه شد. اساس الگوریتم بر این است که اتمسفر در طول موج‌های متفاوت، عکس العمل مختلفی دارد، به‌طوری که این الگوریتم از تفاوت تابش سنجش شده در دو ناحیه طیفی مجاور هم ناحیه مادون قرمز که ناشی از تأثیرات جذب توسط گازهای اتمسفری می‌باشد، برای برآورد دمای سطح زمین بهره می‌گیرد (13).

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}$$

$$RI = \frac{\rho_{nir}}{\rho_{red}} - 1 \quad (2) \text{ شاخص قرمزی}^1$$

$$EVI = G \cdot \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} - C_1 \rho_{red} - C_2 \rho_{blue} + L} \quad (3) \text{ شاخص پوشش گیاهی پیشرفته}^2$$

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{\rho_{nir} + \rho_{red} + L} \quad (4) \text{ شاخص گیاهی تعدیل کننده اثرات خاک}$$

$$MSAVI = 0.5 [2\rho_{nir} + 1 - \sqrt{(2\rho_{nir} + 1)^2 - 8(\rho_{nir} - \rho_{red})}] \quad (5) \text{ شاخص گیاهی توسعه یافته تعدیل کننده اثرات خاک}^3$$

$$NVSWI = \frac{VSWI - VSWI_{min}}{VSWI_{max} - VSWI_{min}}, \quad VSWI = \frac{NDVI}{LST} \quad (6) \text{ شاخص تأمین آب پوشش گیاهی نرمال شده}^4$$

$$TVX = \frac{LST}{NDVI} \quad (7) \text{ شاخص پوشش گیاهی - دمایی}$$

$$TVI = 0.5 [120(\rho_{nir} - \rho_{green}) - 200(\rho_{red} - \rho_{green})] \quad (8) \text{ شاخص گیاهی مثلثی}^5$$

$$mNDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red} - 2\rho_{blue}} \quad (9) \text{ شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی توسعه یافته}^6$$

$$mTVI = 1.2 [1.2(\rho_{nir} - \rho_{green}) - 2.5(\rho_{red} - \rho_{green})] \quad (10) \text{ شاخص گیاهی مثلثی توسعه یافته}^7$$

که در آنها، ρ_{nir} : مقادیر بازتاب در باند مادون قرمز نزدیک، ρ_{red} : مقادیر بازتاب در باند قرمز، ρ_{blue} : مقادیر بازتاب در باند آبی، ρ_{green} : مقادیر بازتاب در باند سبز، C_1, C_2 : ضرایب مربوط به مقاومت هواپخش‌ها (که از باند آبی برای تصحیح اثرات هواپخش‌ها بر باند قرمز استفاده می‌کند)، L : تعدیل پس‌زمینه‌ای کنوبی (که مربوط به میزان انتقال تابشی قرمز و مادون قرمز نزدیک است)، G : فاکتور مقیاس. ضرایب تنظیم شده در الگوریتم EVI برابر با $G=2.5, L=1$ است، $C_1=6, C_2=7.5$ است، $L=1$ است، فاکتور تصحیح اثرات خاک در شاخص SAVI است که دامنه آن از صفر برای پوشش گیاهی متراکم تا 1 برای پوشش گیاهی با تراکم کمتر می‌باشد. در بیشتر مقالات مقدار $0/5$ توصیه شده است، LST : دمای سطح زمین، $VSWI$: شاخص تأمین آب پوشش گیاهی (7-8) می‌باشد (2-8).

- 1- Red Index (RI)
- 2- Enhanced Vegetation Index (EVI)
- 3- Modified Soil Adjustment Vegetation Index (MSAVI)
- 4- Normalized Vegetation Supply Water Index (NVSWI)
- 5- Triangular Vegetation Index (TVI)
- 6- Modified normalized difference Vegetation Index (mNDVI)
- 7- Modified Triangular Vegetation Index (mTVI)

8- Land Surface Temperature (LST)

تحلیل مؤلفه‌های اصلی

انتهای مرحله قبل و ابتدای مرحله بعد، که همان مرحله پایانی رشد باشد، به صورت خطی تغییر می‌کند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - S_i|}{n} \quad (13)$$

$$MARE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{O_i - S_i}{O_i} \right|}{n} \quad (14)$$

که در آنها، O_i : مقادیر مشاهداتی، S_i : مقادیر شبیه‌سازی، n : تعداد داده‌ها، $RMSE^1$: میانگین مربعات خطا، MAE^2 : خطای مطلق میانگین، $MARE^3$: میانگین نسبی خطای مطلق می‌باشد (1).

نتایج و بحث

براساس پیشنهاد فائو - 56 و اقلیم منطقه، طول دوره‌های مرحله ابتدایی رشد، مرحله رشد و توسعه گیاه، مرحله میانی و مرحله نهایی برابر 30، 45، 30، 25 روز بوده است که شروع دوره از ماه می است. بنابراین تصاویر ماهواره‌ای با در نظر گرفتن شروع مرحله اولیه از ماه می و طول کل دوره 130 دانلود شدند، به طوری که سال‌های مورد بررسی از 2013 تا 2016 و ماهانه - در هر ماه تقریباً با فاصله زمانی ده روزه با تفکیک مکانی 1 کیلومتر بودند. در طول دوره آماری مورد بررسی سال 2016 به عنوان دوره صحت‌سنجی در نظر گرفته شد. تعداد کل تصاویر با دوره واسنجی و صحت‌سنجی برابر 65 بوده است. ضریب گیاهی با روش عددی و براساس پیشنهاد فائو با فرض ثابت بودن مقدار ضریب گیاهی مراحل اولیه و میانی رشد تحت شرایط مشخص تعیین شد. شاخص‌های مورد بررسی از تصاویر ماهواره‌ای MODIS با میانگین پیکسل‌های 2x2 بودند.

اولین گام برای اجرای تحلیل مؤلفه‌های اصلی تعیین و تشخیص مناسب بودن داده‌ها می‌باشد. برای این منظور از فاکتور KMO^4 که براساس ضریب همبستگی ساده و جزئی بین متغیرها است، استفاده شد. مقدار این عامل همواره بین صفر و یک در نوسان است در صورتی که مقدار KMO کمتر از 0/5 باشد داده‌ها نامناسب و اگر مقدار KMO بین 0/5 تا 0/69 باشد داده‌ها متوسط و بزرگتر از 0/7 داده‌ها مناسب برای تحلیل مؤلفه‌های اصلی خواهند بود (1). مقدار فاکتور برای سری زمانی شاخص‌های مورد بررسی، 0/51 محاسبه شد که حاکی از امکان اجرای تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای سری زمانی

هدف اصلی تحلیل مؤلفه‌های اصلی کاهش بعد مساله است. در تحلیل مؤلفه‌های اصلی امکان تبدیل تعداد زیادی از متغیرهای اولیه به تعداد معدودی از متغیرهای جدید (که همان چند مؤلفه اصلی اول هستند) بررسی می‌شود به طوری که متغیرهای جدید سهم بزرگی از کل واریانس را داشته باشند. یک قضیه اصلی وجود دارد که می‌توان با استفاده از آن مؤلفه‌ها را بدست آورد. این قضیه بیان می‌دارد که ترکیباتی از P متغیر X_1, X_2, \dots, X_p برای ایجاد P مؤلفه مستقل PC_1, PC_2, \dots, PC_p برقرار می‌شود. در این روش اطلاعات پارامترهای اصلی با کمترین تلفات در مؤلفه‌های حاصل آورده می‌شود. هر مؤلفه اصلی می‌تواند با دنباله معادله 11 مشخص شود.

$$PC_i = a_{i1} X_1 + a_{i2} X_2 + \dots + a_{ip} X_p \quad (11)$$

که در آن، PC_i : معرف مؤلفه مورد نظر، a_{ij} : بردار ویژه مربوطه، X_i : متغیرهای اصلی می‌باشد (3). بردارهای ویژه طوری تخمین زده می‌شوند که اولین مؤلفه بیشترین واریانس داده‌ها را در نظر گرفته و دومین مؤلفه بیشترین واریانس در نظر گرفته نشده توسط اولین مؤلفه را پیش‌بینی کرده و این روند ادامه می‌یابد تا آخرین مؤلفه تمامی واریانس مورد نظر را در برگیرد.

شبکه عصبی مصنوعی

یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از نورون‌ها است که با قرار گرفتن در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نورون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد. نورون یک واحد ریاضی یا یک دستگاه غیر خطی است، در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع نورون‌ها تشکیل می‌شود نیز یک سیستم پیچیده و غیر خطی خواهد بود. قابلیت یادگیری در شبکه‌های عصبی با استفاده از تنظیم پارامترهای شبکه انجام می‌گیرد. یک نورون با استفاده از تابع تحریک مقدار خروجی خاصی را بازای ورودی‌های مختلف تولید می‌کند. تابع تحریک تابعی است که براساس نوع الگوریتم یادگیری برای هر نورون تعریف می‌شود (10).

آماره‌های ارزیابی عملکرد تحلیل مؤلفه‌های اصلی در

برآورد ضریب گیاهی

از آماره‌های بیان شده در معادلات 12 تا 14 جهت بررسی عملکرد ضرایب گیاهی حاصل از شاخص گیاهی تصاویر ماهواره‌ای با ضریب گیاهی حاصل از فائو استفاده می‌شود. قابل ذکر است که در تعیین ضریب گیاهی به روش فائو ضریب گیاهی برای هر مرحله رشد را می‌توان با فرض ثابت بودن مقدار ضریب گیاهی مراحل اولیه و میانی رشد تحت شرایط مشخص تعیین کرد. ضرایب گیاهی مرحله توسعه گیاه و پایانی رشد بین دو مقدار یعنی بین ضرایب گیاهی

1- Root Mean Square Error

2- Mean Absolute Error

3- Mean Absolute Relative Error

4- Kaiser-Meyer-Olkin

شاخص‌ها می‌باشد. نتایج حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی در جدول 1 آورده شده است.

جدول 1- مشخصات مقادیر ویژه شاخص‌های مورد بررسی
Table 1- Characteristics the eigenvalues of investigated indices

مؤلفه Component	مقادیر ویژه Eigenvalues	درصد از واریانس % of Variance	درصد تجمعی Cumulative %
1	7.037	63.974	63.974
2	1.346	12.239	76.212
3	1.016	9.238	85.450
4	0.740	6.724	92.175
5	0.451	4.101	96.276
6	0.270	2.457	98.734
7	0.080	0.724	99.457
8	0.030	0.275	99.732
9	0.017	0.158	99.890
10	0.007	0.063	99.954
11	0.005	0.046	100.000

این سه مؤلفه در مجموع 85/45 درصد از پراکندگی داده‌های اصلی را بیان می‌کنند. در جدول 2 مقادیر بردارهای ویژه برای شاخص‌های مورد ارزیابی آورده شده است که ضرایب هر مؤلفه را برای محاسبه آنها نشان داده شده است.

جدول 1 نشان می‌دهد که با افزایش در تعداد مؤلفه‌ها، مقادیر ویژه کاهش پیدا کرده است. کاهش مقادیر ویژه در برابر افزایش تعداد مؤلفه‌ها در تحقیق شیخ الاسلامی و همکاران (17)، محمدی و همکاران (11) نیز مشاهده شد. براساس تجزیه انجام شده، سه مؤلفه اول که دارای مقادیر ویژه بزرگتر از یک بودند، انتخاب می‌شوند که

جدول 2- بردارهای ویژه شاخص‌های مورد بررسی
Table 2- Particular vectors of investigated indices

شاخص‌ها Indices	NDVI	RI	TVI	MSAVI	SAVI	mTVI	EVI	mNDVI	LST	TVX	NVSWI
مؤلفه اول First component	0.955	0.937	0.940	0.981	0.974	0.772	0.662	-0.235	0.269	-0.705	0.886
مؤلفه دوم Second component	-0.211	-0.203	0.219	-0.055	-0.107	0.324	0.575	0.683	-0.540	0.008	0.028
مؤلفه سوم Third component	-0.042	-0.025	0.1165	0.039	0.0201	0.148	0.1483	0.3928	0.789	0.112	-0.404

شرایط حاکم بر منطقه می‌باشد. کاهش 66/66 درصد ضریب LST از مؤلفه سوم به اول بیانگر افزایش دقت نتایج شاخص‌های باندهای حرارتی در صورت ترکیب با شاخص‌های باندهای انعکاسی مانند شاخص TVX است.

در بخش دیگر برای تعیین دقیق شاخص‌های مؤثر بر ضریب گیاهی، بررسی به سه حالت انجام گرفت در بررسی اول از تأثیر مؤلفه‌ها بر ضریب گیاهی استفاده شد که برای هر مؤلفه از ضرب مقادیر شاخص‌ها در بردارهای ویژه تشکیل می‌شود. بررسی اول خود به سه دسته تقسیم شد 1-1- استفاده تنها از مؤلفه اول 1-2- مؤلفه اول و دوم 1-3- مؤلفه اول، دوم و سوم. در بررسی دوم از تمامی شاخص‌های هر مؤلفه استفاده نشده بلکه از شاخص‌هایی که دارای بیشترین مقدار ضریب در هر مؤلفه می‌باشند استفاده شده به طوری که

با توجه به جدول 2 در مؤلفه اول شاخص‌های NDVI، RI، TVI، MSAVI، NVSWI در مؤلفه دوم شاخص mNDVI و در مؤلفه سوم شاخص LST دارای بیشترین مقدار ضریب می‌باشند. وجود شاخص NDVI در مؤلفه اول و با مقدار ضریب بالا حاکی از اهمیت بالای شاخص در برآورد ضریب گیاهی است که تأثیر این شاخص بر ضریب گیاهی در تحقیق Admala و همکاران (1)، Er-Raki و همکاران (5) نیز مشاهده شد. مقایسه مقادیر ضریب شاخص NDVI، SAVI و MSAVI حاکی از افزایش مقادیر ضریب شاخص‌های SAVI و MSAVI نسبت به شاخص NDVI است. در تحقیق Gonita و Tiwari (7) در برآورد ضریب گیاهی و تیخیر- ترق، شاخص SAVI ضریب همبستگی بالایی نسبت به شاخص NDVI داشت. این مساله حاکی از تأثیر بهبود شاخص‌ها براساس

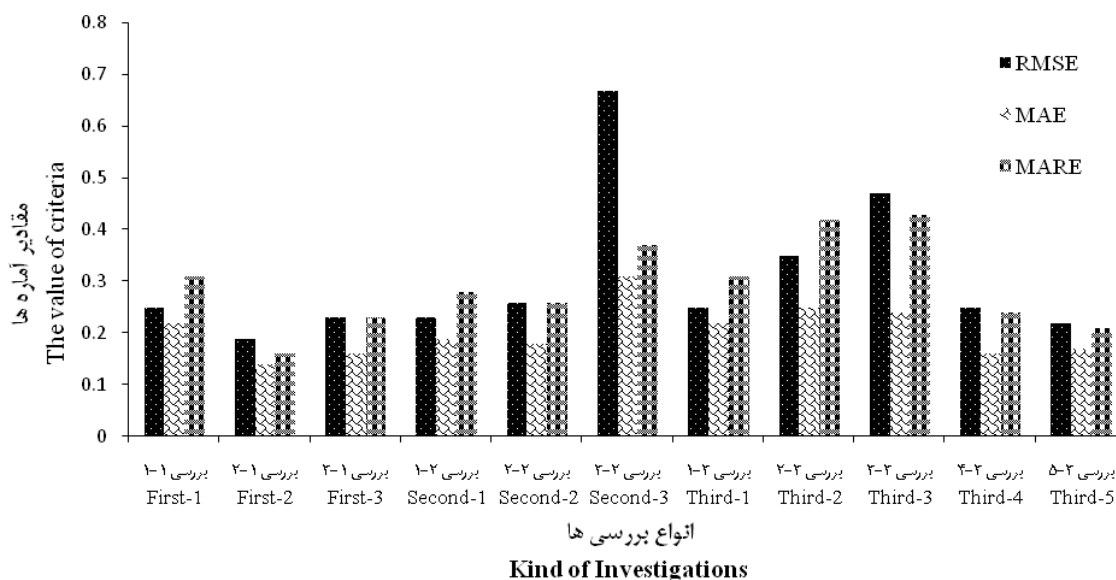
(2-1)، دارای کمینه مقدار معیارهای خطا است و حالتی که از ترکیب سه مؤلفه استفاده می‌شود مقدار مقادیر خطا افزایش می‌یابد و دلیل آن شاید تأثیر کم مؤلفه سوم باشد. اگر مقایسه‌ای بین متوسط مقادیر معیارهای خطا در بررسی اول، دوم و سوم انجام گیرد نتایج حاکی از کمینه مقدار خطا مربوط به بررسی اول است به‌عنوان نمونه متوسط مقادیر MAE برای بررسی اول، دوم و سوم به ترتیب شامل 0/17، 0/22 و 0/2 خواهد بود. بنابراین زمانی که مؤلفه‌ها براساس بردار ویژه تشکیل می‌شوند از کمینه معیار خطا برخوردار هستند. کمینه مقدار خطای بررسی اول می‌تواند بیانگر این مسأله باشد که تأثیر شاخص‌ها با ضریب صحیح می‌تواند دقت مدلسازی را افزایش دهد که تعیین ضریب در این تحقیق با تحلیل مؤلفه‌های اصلی حاکی از کارایی این روش می‌باشد. بنابراین مؤلفه‌ها با بیشترین واریانس و ضرایب با دقت بالا در مؤلفه‌ها می‌توانند در تعیین شاخص‌های مؤثر کمک چشمگیری بنمایند.

تحلیل حساسیت یکی از مراحل مهم مدلسازی می‌باشد. به‌عنوان نمونه باید به این نکته توجه داشت که تعداد نورون‌های بیشتر در لایه مخفی ممکن است شبکه را دچار آموزش بیش از حد کرده و ممکن است شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست دهد. اجرای شبکه عصبی مصنوعی در قسمت قبل بدون انجام تحلیل حساسیت انجام گرفت. برای این منظور انواع توابع تحریک و تعداد نورون میانی مورد آزمون قرار گرفت و انتخاب نهایی براساس کمینه معیار خطا می‌باشد. نتایج اجرای شبکه عصبی با انواع توابع تحریک در جدول 3 آورده شده است.

در مؤلفه اول شاخص‌های SAVI، TVI، RI، NDVI و MSAVI در مؤلفه دوم شاخص mNDVI، در مؤلفه سوم شاخص LST انتخاب شدند، بنابراین براساس این انتخاب مؤلفه‌ها در سه دسته تقسیم شدند 1-2- استفاده تنها از مؤلفه اول 2-2- مؤلفه اول و دوم 3-2- مؤلفه اول، دوم و سوم. در بررسی سوم در هر مؤلفه بیشینه مقدار ضریب در نظر گرفته شد، بنابراین در مؤلفه اول شاخص MSAVI و در مؤلفه دوم شاخص mNDVI در مؤلفه سوم شاخص LST انتخاب شدند، بدین صورت براساس این انتخاب مؤلفه‌ها در چهار دسته تقسیم شدند 1-3- مؤلفه اول 2-3- مؤلفه اول و دوم 3-3- مؤلفه اول، دوم و سوم 4-3- تنها مؤلفه دوم 5-3- تنها مؤلفه سوم.

شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی هر کدام از بررسی‌های مذکور در راستای تأثیر نوع مؤلفه‌ها (که خود از شاخص‌های گیاهی تشکیل شده‌اند) و ضریب گیاهی استفاده شد که انتخاب بررسی برتر براساس کمینه معیار خطای حاصل از اجرای شبکه عصبی مصنوعی در دوره صحت‌سنجی بود. در مدلسازی شبکه عصبی انتخاب نوع شبکه برای رسیدن به جواب مطلوب از اهمیت بسزایی برخوردار است. در این حالت از شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا (با سه لایه) استفاده شده است. در این مرحله بعد از استاندارد کردن داده‌ها، اجرای شبکه عصبی مصنوعی برای انواع بررسی‌ها با استفاده از تابع تحریک تانژانت زیگموئیدی و تعداد نورون دو انجام گرفت. معیارهای خطا برای انواع بررسی‌ها در شکل 2 در طی دوره صحت‌سنجی آورده شده است.

با توجه به شکل 2 استفاده از دو مؤلفه اول و دوم زمانی که مؤلفه‌ها از ضرب مقادیر شاخص‌ها در بردارهای ویژه تشکیل می‌شود



شکل 2- مقادیر معیارهای خطا برای انواع حالت‌های ترکیبی مؤلفه‌ها

Figure 2- The error criteria value for the combined cases of components

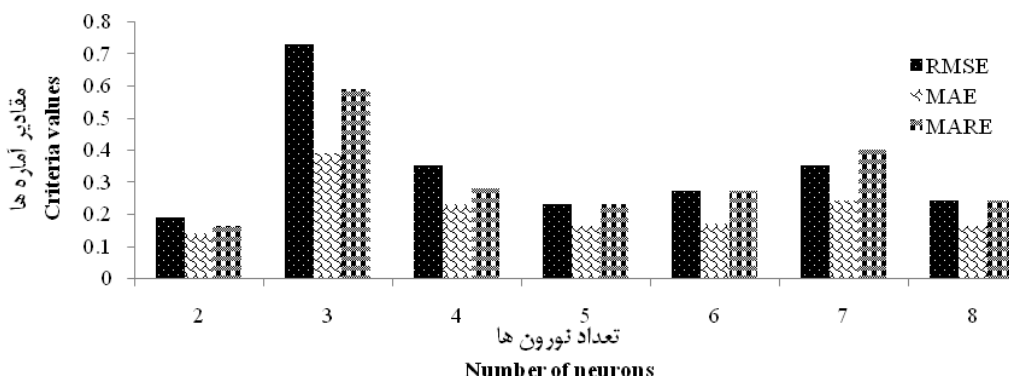
جدول 3- بررسی انواع توابع تحریک لایه میانی و خروجی

Table 3- Investigation the activation functions of hidden – output layer

لایه میانی	لگاریتم زیگموئیدی	لگاریتم زیگموئیدی	لگاریتم زیگموئیدی	تائزانت زیگموئیدی	لگاریتم زیگموئیدی	خطی	تائزانت زیگموئیدی					
Hidden layer	Log sigmoid	Log sigmoid	Tan sigmoid	Log sigmoid	Log sigmoid	Linear	Tan sigmoid					
لایه خروجی	خطی	تائزانت زیگموئیدی	تائزانت زیگموئیدی	لگاریتم زیگموئیدی	لگاریتم زیگموئیدی	خطی	تائزانت زیگموئیدی					
Output layer	Linear	Tan sigmoid	Log sigmoid	Log sigmoid	Log sigmoid	Linear	Tan sigmoid					
مقادیر آماره‌ها	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
Criteria values	0.22	0.25	0.15	0.19	0.18	0.25	0.15	0.2	0.21	0.24	0.14	0.18

زیگموئیدی در لایه‌های میانی و خروجی دارای کمترین خطا است. در مرحله بعد مقدار بهینه تعداد نورون‌های لایه میانی مورد بررسی قرار گرفت که نتایج در شکل 3 آورده شده است.

با توجه به جدول 3 توابع تحریک تائزانت زیگموئیدی و لگاریتم زیگموئیدی در لایه میانی از کمترین خطا و تابع خطی در لایه‌های میانی و خروجی از بیشترین خطا برخوردار می‌باشند. تابع تائزانت

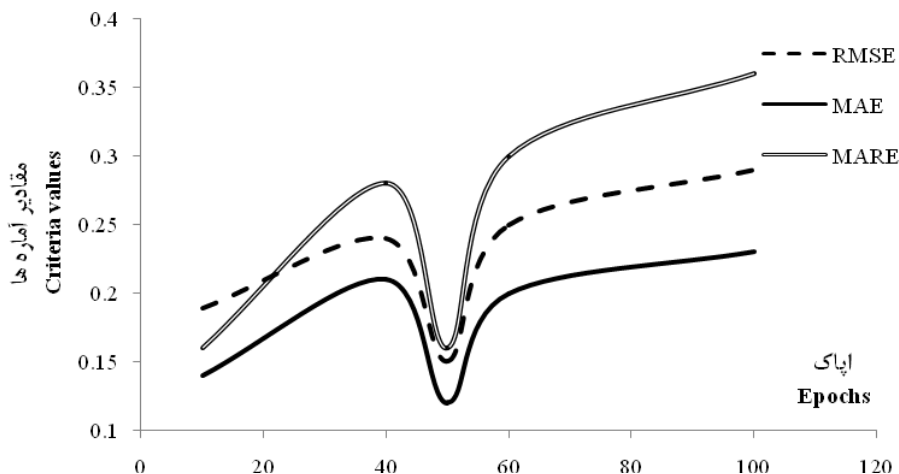


شکل 3- تغییرات معیارهای خطا در برابر تعداد نورون‌ها

Figure 3- The variation of error criteria versus the number of neurons

نتایج تحلیل حساسیت اپاک در شکل 4 آورده شده است.

نورون‌های لایه میانی با تعداد 2 از کمینه خطا برخوردار هستند. تعیین مقدار دقیق اپاک نیز در آموزش شبکه بسیار مهم است که

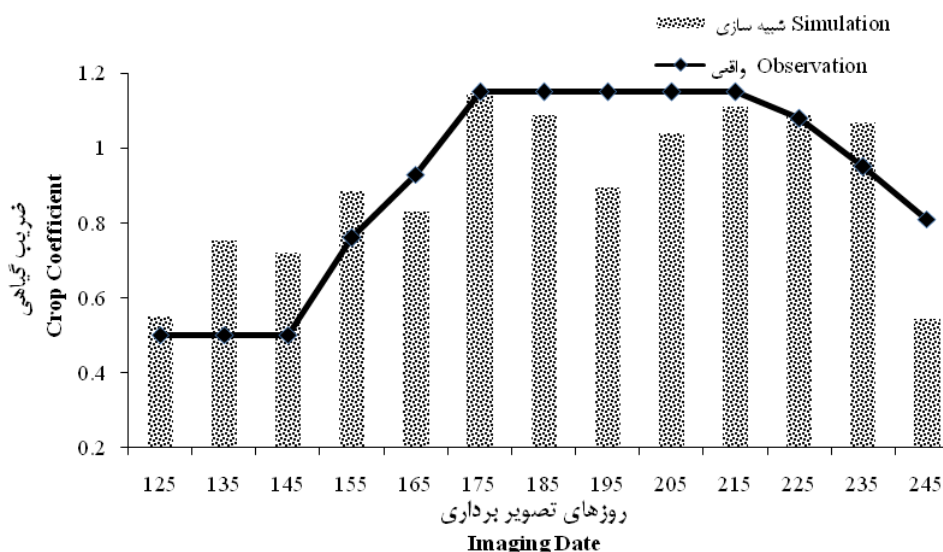


شکل 4- تغییرات معیارهای خطا در برابر اپاک

Figure 4- The variation of error criteria versus the epochs

گیاهی حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (1-2) و ضریب گیاهی فانو در طی دوره صحت‌سنجی در شکل 5 آورده شده است تا مقایسه زمانی هم بین ضرایب گیاهی حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و فانو انجام گیرد.

با توجه به شکل 4 مقدار بهینه اپاک برابر 50 می‌باشد که مقادیر معیارهای خطا نیز نسبت به حالت‌های قبل کاهش قابل ملاحظه‌ای داشته است به طوری که درصد کاهش RMSE از اپاک 100 به 50، 48/27 محاسبه شد. در حالت دیگر تغییرات دوره‌ای بین ضرایب



شکل 5- تغییرات زمانی ضرایب گیاهی تحلیل مؤلفه‌های اصلی و فانو

Figure 5- Temporal variation of principle component analysis and FAO crop coefficients

بخش‌های کشاورزی و منابع آب از اهمیت چشمگیری برخوردار است. در این میان استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با در اختیار داشتن اطلاعات مقیاس‌های بزرگ کارآمدتر می‌باشند. در این راستا به تعیین شاخص های گیاهی مؤثر با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی در قالب مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. مقایسه آماره‌ها حاکی از بهبود عملکرد شبکه عصبی مصنوعی با ترکیب شاخص‌های گیاهی با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌باشد. مؤلفه‌ها با واریانس بالا و مقادیر بردار ویژه حاصل از نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی نقش مهمی در افزایش دقت شبیه‌سازی دارند. در مقایسه بین عملکرد شاخص‌های گیاهی، شاخص‌های انعکاسی دارای وزن بیشتری می‌باشند. تنها استفاده از شاخص حرارتی نمی‌تواند کارایی بالایی داشته باشد ولی در قالب ترکیب باندهای حرارتی و انعکاسی کارایی شاخص‌ها بالا می‌رود. علاوه بر کارایی شاخص NDVI در برآورد ضریب گیاهی، توسعه شاخص‌ها بسته به منطقه مورد مطالعه عملکرد شاخص‌ها را بهبود می‌بخشد. نوع معادلات ریاضی مورد استفاده نیز از جمله عواملی است که می‌تواند افزایش کارایی روش‌ها شود، به طوری که استفاده از باندهای یکسان با نوع معادلات مختلف، دارای نتایج متفاوتی می‌باشند. با توجه به کاهش خطا در مقادیر ضرایب شاخص گیاهی شبیه-

با توجه به شکل 5 در برخی از مراحل، مؤلفه‌های منتخب نسبت به ضریب گیاهی دارای بیش‌برآورد و در برخی دارای کم‌برآورد است. بیش‌برآوردها بیشتر در مرحله اولیه انجام گرفته‌اند. اگر در تمامی دوره‌ها بیش‌برآورد و کم‌برآورد با هم مقایسه شوند، مقدار ضریب گیاهی فانو بیشتر از ضریب گیاهی حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌باشد. رستمی و رائینی (15) در مقایسه ضریب گیاهی حاصل از مدل سبال با مدل فانو به این نتیجه رسیدند که مقدار پیشنهادی فانو برای ضریب گیاهی سیب همواره بالاتر از مقدار بدست آمده از مدل سبال می‌باشد. در تحقیق غلامی و همکاران (6)، ضریب گیاهی سنجش از دور کمتر از ضریب گیاهی گندم بود. مرحله ابتدایی رشد و میانی دارای بیشترین بیش‌برآورد و کم‌برآورد هستند و دلیل این مسأله می‌تواند ثابت فرض شدن ضریب گیاهی در این مراحل به پیشنهاد فانو باشد که می‌تواند نتایج را تحت تأثیر قرار دهد. کمترین میزان اختلاف بین مقادیر ضریب گیاهی شبیه‌سازی و فانو مربوط به مرحله رشد و توسعه است.

نتیجه‌گیری کلی

برآورد دقیق ضریب گیاهی در برنامه‌ریزی‌های مدیریتی در

های اصلی و شاخص‌های گیاهی - بالا برد.

سازی شده، می‌توان دقت تعیین مصرف آبیاری و برنامه‌ریزی کشاورزی را با استفاده از روندنمای انجام شده - ترکیب تحلیل مؤلفه-

منابع

- 1- Adamala S., Rajwade Y.A., and Krishna Reddy Y.V. 2016. Estimation of wheat crop evapotranspiration using NDVI vegetation index. *Journal of Applied and Natural Science*, 8(1):159-166.
- 2- Agapiou A., Hadjimitsis D.G., and Alexakis D.D. 2012. Evaluation of broadband and narrowband vegetation indices for the identification of archaeological crop marks. *Remote Sensing*, 4:3892-3919.
- 3- Amirmoradi K., and Bahmani O. 2014. Estimation the daily soil temperate using neural artificial network. *Journal of Soil Research (Soil Science and Water)*, 28(3):543-556. (In Persian)
- 4- El-Shirbeny M.A., Ali A-E M., Badr M.A., and Bauomy E.M. 2014. Assessment of wheat crop coefficient using remote sensing techniques. *World Research Journal of Agricultural Sciences*, 1(2):012-016.
- 5- Er-Raki S., Chehbouni A., Guemouria N., Duchemin B., Ezzahar J., and Hadria R. 2007. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agriculture Water Management*, 87(1):41-54.
- 6- Gholami M.A., Mirlatifi S.M., Mohammadi K., and Alimohammadi A. 2010. Estimating crop coefficient and actual evapotranspiration of wheat by remote sensing: A case study, gorgan rood command area, Golestan, Iran. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*, 2(4):222-231. (In Persian with English abstract)
- 7- Gontia N.K., and Tiwari K.N. 2010. Estimation of crop coefficient and evapotranspiration of wheat (*Triticum aestivum*) in an irrigation command using remote sensing and GIS. *Water Resources Managemnet*, 24:1399-1414.
- 8- Jiang Z., Huete A.R., Didan K., and Miura T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112: 3833-3845.
- 9- Kamble B., Kilic A., and Hubbard K. 2013. Estimating crop coefficients using remote sensing-based vegetation index. *Remote Sensing*, 5:1588-1602.
- 10- Karamouz M., and Araghinejad S. 2006. *Advanced hydrology*. 2nd ed. Amirkabir University of Technology, Tehran. (In Persian)
- 11- Mohammadi H., Ahmadi A., Moradi F., Abbasi A., Poustini K., Joudi M., and Fatehi F. 2011. Evaluation of critical traits for improving wheat yield under drought stress. *Iranian Journal of Agricultural Science*, 42(2):373-385. (In Persian)
- 12- Pimpale A.R., Rajankar P.B., Wadatkar S.B., and Ramteke I.K. 2014. Determination of spatial crop coefficient of chickpea using remote sensing and GIS. *American International Journal of Research in Formal, Applied and Natural Sciences*, 59-64.
- 13- Price J.C. 1984. Land surface temperature measurements from the split window channel of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research*, 89(5):7231-7237.
- 14- Richard G.A., Luis S.P., Dirk R., and Martin S. 2006. Crop evapotranspiration (guidelines for computing crop water requirements). *FAO Irrigation and Drainage, Paper No. 56*.
- 15- Rostami A., and Raeni-Sarjanz M. 2016. Remotely sensed measurements of apple orchard actual evapotranspiration and plant coefficient using MODIS images and SEBAL algorithm (Case Study: Ahar plain, Iran). *Journal of Agricultural and Meteorology*, 4(1):32-43. (In Persian with English abstract)
- 16- Shahabfar A., Ghulam A., and Eitzinger J. 2012. Drought monitoring in Iran using the perpendicular drought indices. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18:119-127.
- 17- Sheikholeslami N., Ghahraman B., Mosaedi A., Davary K., and Mohejerpour M. 2014. Estimating reference evapotranspiration by using principal component analysis (PCA) and the development of a regression model (MLR-PCA) (Case Study: Mashhad Station). *Journal of Water and Soil*, 28(2):420-429. (In Persian with English abstract)

Combining FAO Model and Vegetation Indices to Estimate Crop Coefficient Using Principle Component Analysis

L. Parviz^{1*}

Received: 08-05-2017

Accepted: 17-09-2017

Introduction: The globally growing demand for water has shown the need for its efficient and judicial utilization, and particularly in agriculture being single largest consumer of water. Crop evapotranspiration represents crop water demand and governed by weather and crop conditions and most of the current water demand models are non-spatial models, they use point data. Global scale satellite images can solve these problems. According to the high performance of satellite indices, it is necessary to estimate crop coefficient using combination of reflectance and thermal bands. The aim of this research was to estimate the effective crop coefficient of potato using vegetation indices and principle component analysis.

Materials and Methods: Principle component analysis (PCA) was used for effective crop coefficient estimation. Modeling of associations between vegetation indices and crop coefficient were conducted using artificial neural network. In the present study, NDVI, RI, EVI, SAVI, MSAVI, NVSWI, TVX, TVI, mNDVI and mTVI were the used as vegetation indices. PCA is designed to transform the original variables into new and uncorrelated variables (axes), namely the principal components, which are linear combinations of the original variables. The new axes lie along the directions of maximum variance. PCA provides an objective procedure of finding indices and information on the most meaningful parameters, which describes a whole data set affording data reduction with minimum loss of original information. Artificial neural networks are a computational model which is based on a large collection of simple neural units, loosely analogous to the observed behavior of a biological brain's axons. RMSE, MAE and MARE were the statistics used for investigating the performance of crop coefficient of vegetation indices with FAO crop coefficient.

Results and Discussion: Eleven MODIS vegetation indices are derived in the period of 2013 to 2016 for potato over the limited area between Tabriz and Bostanabad. The last year was considered as the validation period. According to the FAO-56 paper, the lengths of initial stage, crop development stage, mid-season stage, late season stage were considered to be 25, 30, 45, 30 days, respectively. The vegetation indices were derived using MODIS sensor with 2×2 pixels. The PCA showed that with increasing the number of components, the eigenvalues decreased. The analysis indicated that the three first components accounted for the 85.45 % of the total variance of data and the eigenvalues of them were greater than 1, the three first components were thus selected. NDVI, RI, TVI, MSAVI and NVSWI in the first component, mNDVI in the second component and LST in the third component had the highest coefficients. NDVI in the first component with high coefficient indicted the importance of index in the crop coefficient determination. The coefficients of SAVI and MSAVI were higher than NDVI. From the three investigations on the kind of principle component, the first investigation led to a 55.75 % decrease in RMSE relative to the second and third investigations. The first and second components together had less error rather than third component. The average of MAE for first, second and third investigations was, respectively, 0.17, 0.22 and 0.2. Therefore, component with exact values of particular vectors resulted in a reduced error. The sensitivity of artificial neural network led to an increase in the simulation accuracy (for example the RMSE decreased from epoch 100 to 50 was 48.27%). Crop coefficient estimation using vegetation indices of principle component analysis was underestimated about 1% in the validation period. Overestimation and underestimation were found in the initial and crop development stages, respectively.

Conclusions: The quantities of statistics showed the improvement of artificial neural network performance with combination of vegetation indices using principle component analysis. The vegetation indices with reflectance bands performed well. The combination of thermal and reflectance bands enhanced the vegetation indices efficiency. In addition to NDVI index for crop coefficient estimation, improvement of indices according to the study area condition increased the indices performance. The kind of mathematical equations of indices can increase the indices performance which using the same bands with different equations have different results. The selected component of principle component analysis has important role in increasing the simulation accuracy.

1- Assistant Professor Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran
(*- Corresponding Author Email: laleh_parviz@yahoo.com)

The error reduction of simulated crop coefficients can increase the precision of irrigation consumption and agricultural planning which the principle component analysis has more important role.

Keywords: Artificial neural network, Components, SAVI , Water demand