



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی اراضی گندم دیم

(مطالعه موردی استان همدان)

English Title: Application of intelligent hybrid models in forecasting the drought index of rainfed wheat lands (case study of Hamadan province)

مجری طرح : سید محمد رضا حاج سید
جوادی

همکاران طرح :

آتوسا بختیاری، رمضانعلی ذبیحی افروزی، علی اصغر

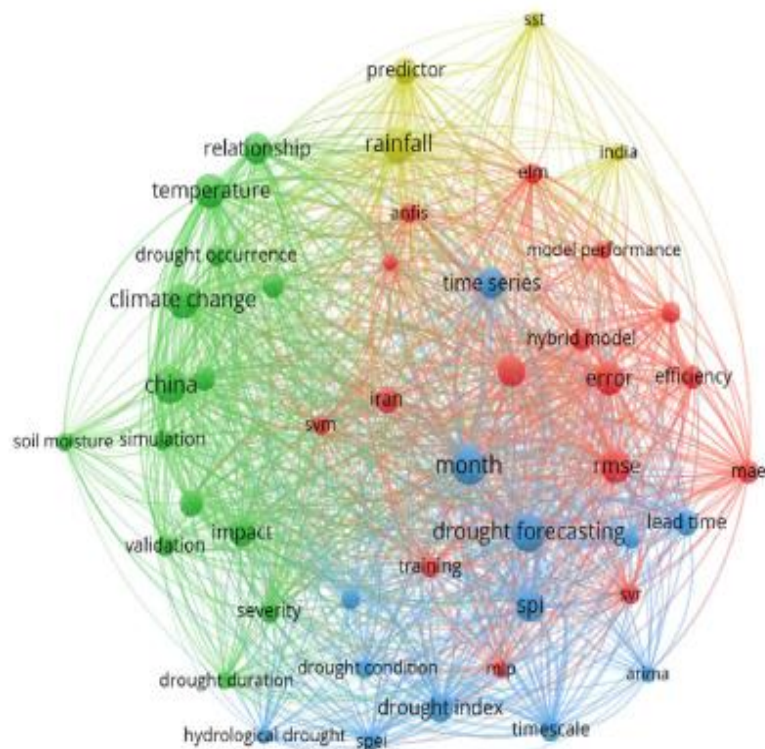
عبدالهی

۱۴۰۲/۸/۸



جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی
موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی





فهرست مطالب:

۱- مقدمه و بیان مسئله

۲- پیشینه تحقیق

۳- روش تحقیق و متدولوژی

۴- نتایج و بحث

۵- پیشنهادات

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



۱- مقدمه و بیان مسئله:

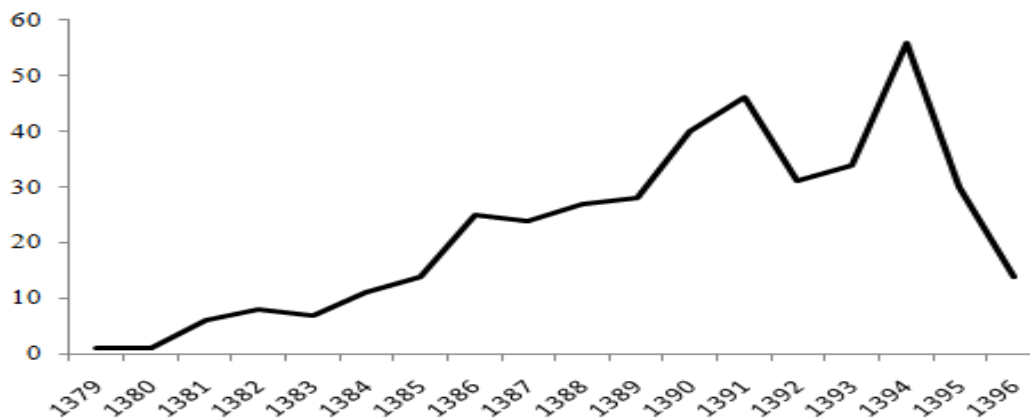
✓ خشکسالی یه عنوان یکی از مهمترین پدیده مخاطره آمیز طبیعی محسوب می شود که در اثر نوسانات اقلیمی در تمامی نواحی جهان رخ داده و همواره آثار زیانبار و مخربی را به دنبال دارد. بروز پیامدهای جبران ناپذیر ناشی از وقوع خشکسالی از یک طرف، و استقرار کشور ایران در کمربند بیابانی کره زمین از سوی دیگر، موجب شده است تمامی نواحی اقلیمی کشور بویژه نواحی خشک و نیمه خشک با تهدید خشکسالی مواجه شوند (شیوخی سوقانلو و نادی، ۱۳۹۹). با توجه به نقش حیاتی آب در زندگی بشر، بررسی اثرات تغییر اقلیم بر مشخصات خشکسالی (شدت، بزرگی و تداوم خشکسالی) برای هر منطقه ضروری میباشد.

✓ خشکسالی روی بخش کشاورزی، منابع آب، محیط زیست و فعالیتهای اقتصادی و اجتماعی را دچار آسیب کرده و موجب افزایش مهاجرت انسانها، فرسایش آبی و بادی خاک، تغییر کیفیت منابع آب و خاک، افزایش بهره برداری از آبهای زیرزمینی و نشست زمین می-گردد (نیکبخت و هادلی، ۱۴۰۰).

۱- مقدمه و بیان مسئله:



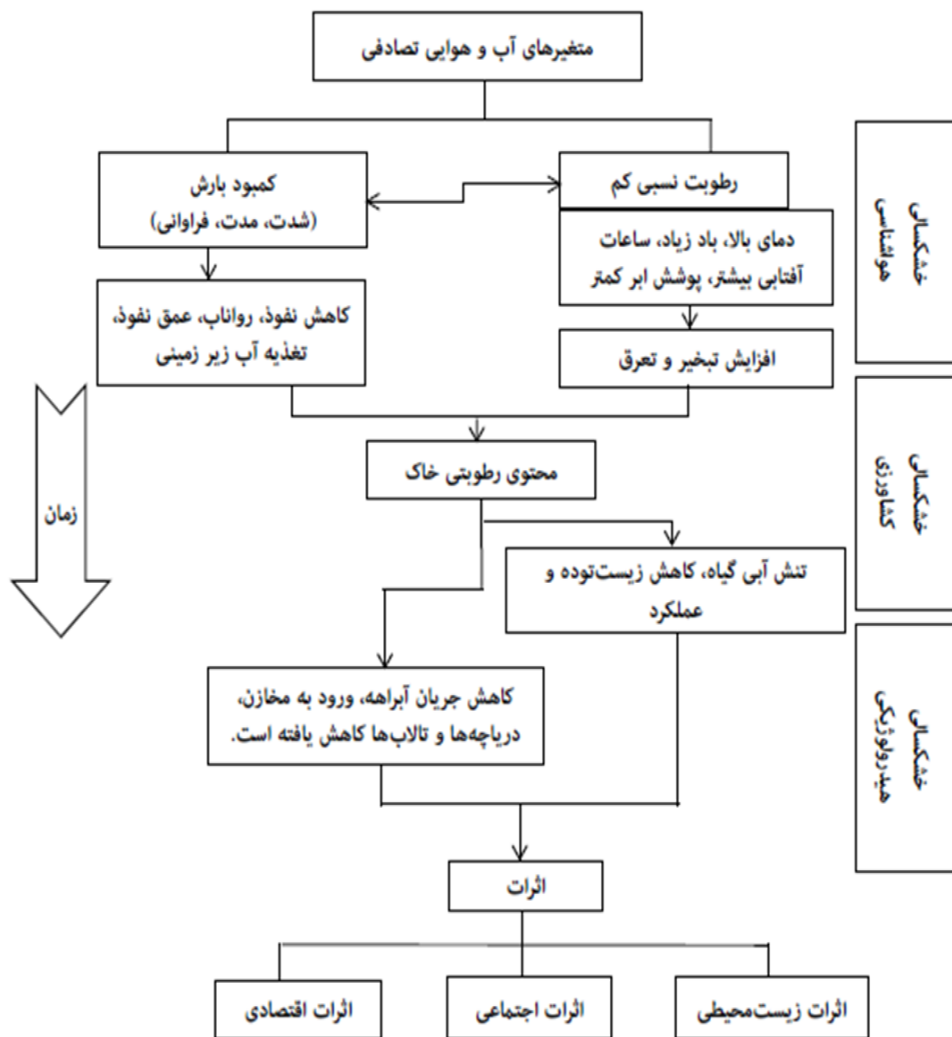
✓ در کشور ما ایران، طی یک دوره ده ساله (۱۳۷۹-۱۳۹۶) عمده تحقیقات اقلیم شناسی بر شاخص خشکسالی در نواحی مختلف ایران انجام و سپس مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج حاصل بیانگر این مطلب است که، کشور ما در چند دهه اخیر دوره های خشکسالی را با شدت های مختلف تجربه کرده است. این پدیده در ارتباط با برآورد سناریوهای تغییر اقلیم چه خوش بینانه و چه بدبینانه در آینده نیز می تواند با شدت های مختلف تکرار شود. پیامد های عمده خشکسالی های گذشته، به تناوب زمینه، ایجاد کمبود و منتجا بحران آبی، خشک شدن تالابها و دریاچه ها، شور شدن منابع آب زیرزمینی بواسطه کاهش حجم منابع آبهای زیرزمینی، خالی شدن روستاها و آسیبهای اقتصادی-اجتماعی و غیره را در ایران موجب شده است (دوستان، ۱۳۹۸).



۱- مقدمه و بیان مسئله:

✓ خشکسالی را می توان به واسطه مهمترین عوامل تأثیرگذار در سه بخش هواشناسی، هیدرولوژی و کشاورزی دسته بندی نمود.

✓ خشکسالی هواشناسی به عنوان کمبود بارش در طی یک دوره زمان از پیش تعیین شده تعریف می شود. در حالی که خشکسالی کشاورزی معمولاً به عنوان عدم دسترسی به رطوبت خاک در حمایت از محصول و تولید علوفه تعریف می شود. خشکسالی هیدرولوژی به عنوان کمبود در سطح و زیر سطح منابع آبی نسبت به شرایط متوسط و معمولی تعریف می شود (زند مقدم و همکاران، ۱۴۰۱).

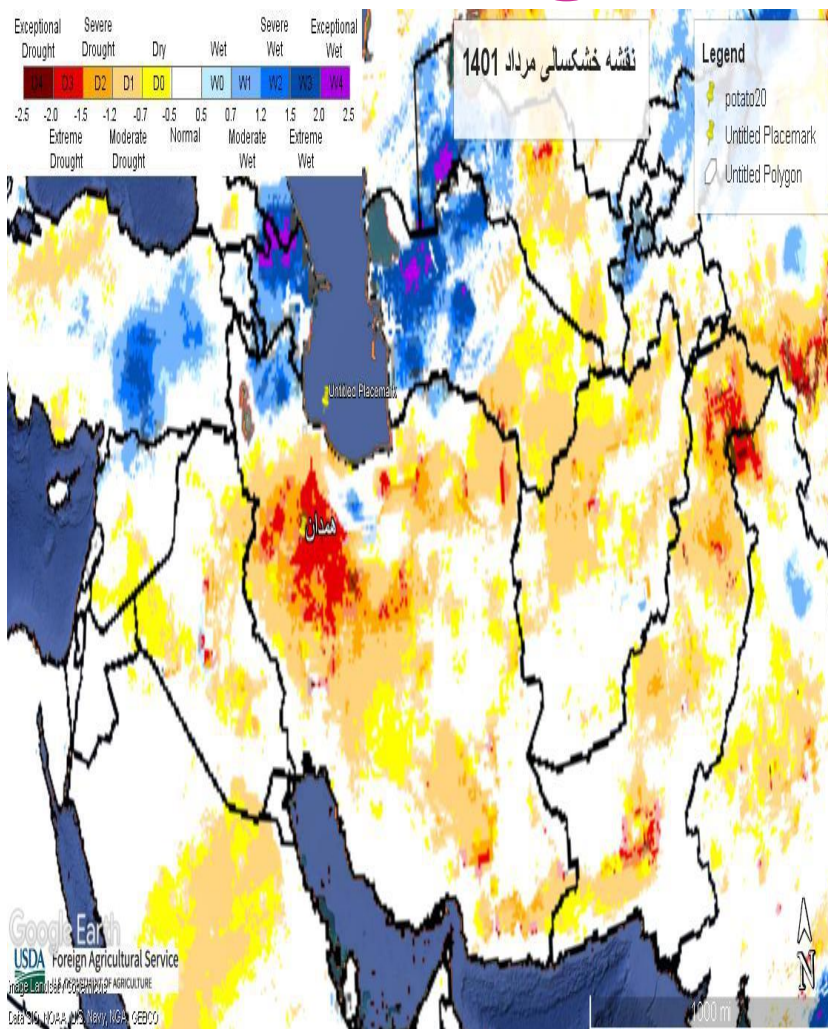


۱- مقدمه و بیان مسئله:

✓ در طی سال های اخیر پیش بینی خشکسالی می تواند نقش مؤثری در کاهش خسارات ناشی از آن در بخش های مختلف داشته باشد. پیش بینی این پدیده خزنده منوط به تعریف دقیق آن و نحوه مرتبط ساختن با پدیده های مؤثر بر آن در دوره های زمانی گذشته است. در این ارتباط، شاخص های متنوعی تعریف شده اند که به نظر می رسد تخمین های متفاوتی از خشکسالی داشته باشند (مودن زاده و همکاران، ۱۳۹۲).

✓ در این راستا، با توجه به اهمیت توسعه کشاورزی در کشور و استفاده از فناوری های محاسباتی نوین در پایش و مدیریت بلایای طبیعی از جمله پدیده خشکسالی برآورد و پیش بینی و مدیریت آن بسیار ارزشمند بوده و در جهت تامین مطمئن در زنجیره ارزش محصولات و به تبع آن امنیت غذایی کشور پر اهمیت قلمداد می شود. لذا شناخت و پیش بینی موفق این رخداد از طریق مدل های پیش بینی هوشمند در حیطه ابزارهای نوین محاسباتی کشاورزی هوشمند، یک مؤلفه مهم و ضروری می تواند کمک زیادی به بهبود زندگی در این مناطق نماید و در مقابله با این پدیده و کاهش خسارات حاصل از آن کارساز باشد.

آمار کشت محصولات کشاورزی در منطقه همدان



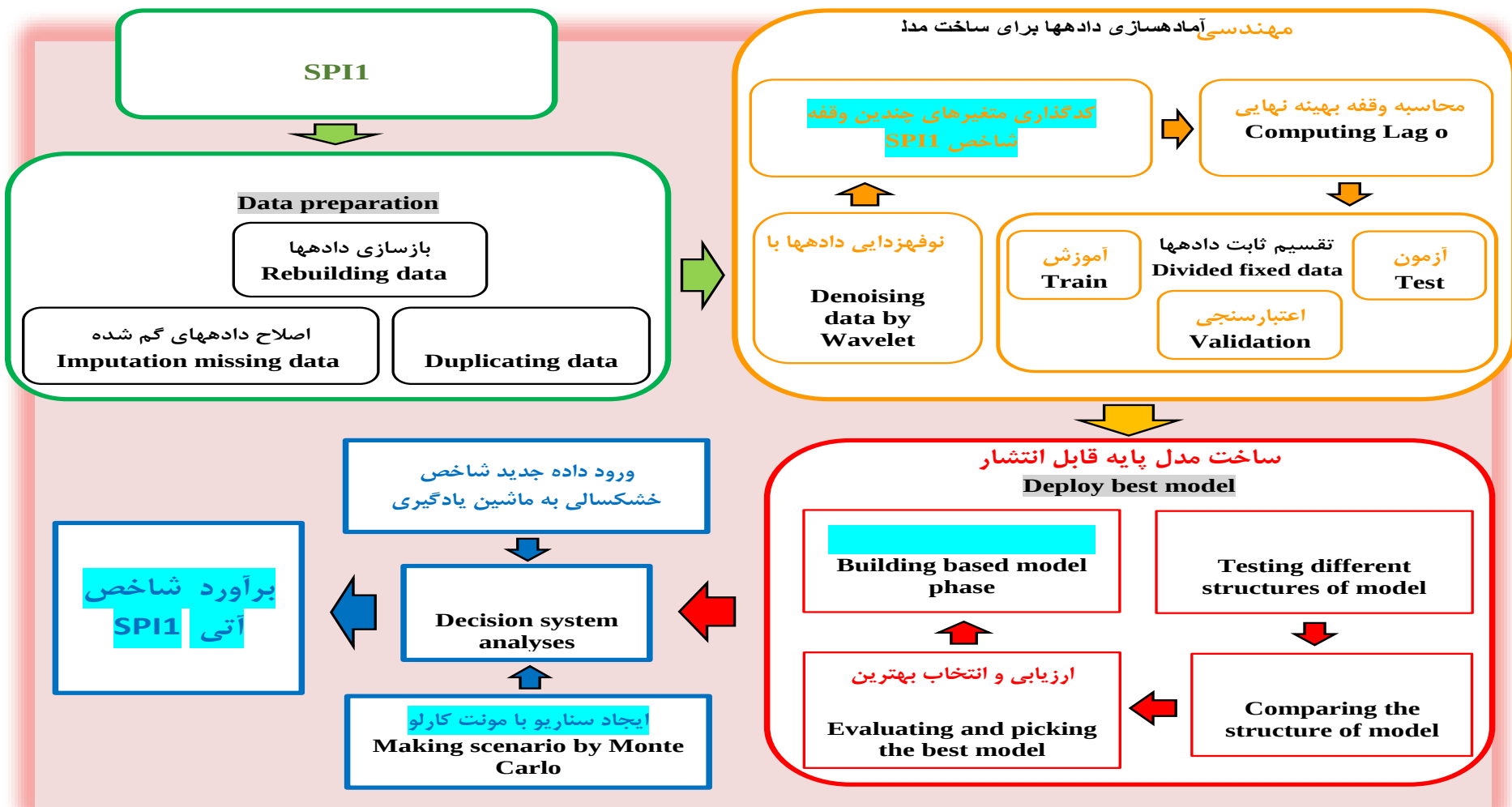
سطح زیرکشت اراضی زراعی سال ۱۴۰۰ در استان ۶۵۰۰۰۰ هکتار است که ۴۶۵۰۰۰ هکتار آن دیم و ۱۸۵۰۰۰ هکتار آن آبی می باشد. همچنین سطح اراضی آیش ۲۸۰۰۰۰ هکتار است. عمده ترین محصولات زراعی استان عبارتند از : گندم، سیب زمینی، انواع علوفه، سیر، جو دانه های روغنی و حبوبات متوسط تولید سالیانه محصولات زراعی استان ۵/۳ میلیون تن است. سطح زیرکشت باغات سال ۱۴۰۰ در استان ۷۵۰۰۰ هکتار بوده و تولید آن ۹۳۵۵۶۴ هزار تن انواع محصولات باغی آبی تولید شده است. عمده ترین محصولات باغی استان عبارتند از : انگور، گردو، سیب، شلیل، هلو، آلو، زردآلو، بادام، انواع گیاهان دارویی است. بخش امور دام و طیور شامل، ۵/۱ میلیون واحد دامی و ۱۱ میلیون قطعه طیور گوشتی و تخمگذار و نیز استقرار ۱۰۷۹ واحد صنعتی دام، طیور، اسب، شترمرغ، پرندگان زینتی و ۲۱۰۰ بهره بردار زنبور عسل و همچنین وجود نژاد برتر گوسفند مهربان از جمله توانمندیهای استان همدان و در زمینه دامپروری می باشد (آمارنامه کشاورزی، ۱۴۰۰).



۱- مقدمه و بیان مسئله:

- ✓ هدف اصلی در این مطالعه :
- ✓ پیش بینی شاخص خشکسالی هواشناسی به طور پویا (بهینه یابی تعداد وقفه مناسب در قالب متغیرهای موثر در مدل پیش بینی) در قالب یک مدل هیبریدی منتج از آزمون مدل های پارامتریک، ناپارامتریک، آماری و هوشمند است.
- ✓ توسعه مدل های منفرد اهم از آماری و هوش مصنوعی از جمله شبکه عصبی مصنوعی، مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل جنگلی و سایر منتجا مدل های هیبریدی از مدل های مذکور با تئوری موجک ناپیوسته، به منظور افزایش دقت پیش بینی با تواترهای مختلف زمانی ۱ و ۳ و ۶ ماهه است.
- ✓ نوفه زدایی، اغتشاش زدایی داده های شاخص خشکسالی با به کارگیری تئوری موجک
- ✓ استخراج مدل مبنی بر روابط حاکم بر اصول اقلیم شناسی جهت تخمین مقدار خشکسالی برای آینده به انضمام درجه اطمینان موارد مذکور را می توان از اهداف و نوآوری های منحصر به فرد این مطالعه دانست که در مطالعات پیشین به ندرت انجام گرفته است.

۱- مقدمه و بیان مسئله: چارچوب اجرای طرح در قالب نوآوری های اجرای مدل منتخب



۱- مقدمه ای برای شناخت شاخص

✓ شاخص SPI یک شاخص ساده است که از ثبت طولانی مدت بارش در هر مکان محاسبه می شود. داده ها به توزیع نرمال متصل می شود و در مقیاس زمانی چند گانه ۲، ۳، ۶، ۱۲، ۲۴ و ۴۸ نرمال می شوند.

✓ این شاخص برای توصیف خشکسالی فقط به پارامتر بارندگی نیاز دارد و اثر خشکسالی روی منابع آبی و ذخایر آب زیر زمینی، رطوبت خاک و رژیم رودخانه ای را به خوبی منعکس می کند.

✓ تغییر پذیری SPI باعث می شود در مقیاسهای کوتاه مدت برای اهداف کشاورزی و در مقیاس بلند مدت برای اهداف هیدرولوژی مثل منابع آب زیر زمینی، جریان های رودخانه ای، سطح دریاچه ها و منابع سطحی استفاده شود به این دلیل این شاخص کاربرد گسترده ای در مطالعات خشکسالی داشته و پذیرش جهانی دارد (میر یعقوب زاده و همکاران، ۱۳۹۸).

✓

پیشینه تحقیق



جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی

Modelling agricultural drought: a review of latest advances in big data technologies

Ismaguil Hanadé Houmma, Loubna El Mansouri, Sébastien Gadai, Maman Garba & Rachid Hadria

To cite this article: Ismaguil Hanadé Houmma, Loubna El Mansouri, Sébastien Gadai, Maman Garba & Rachid Hadria (2022) Modelling agricultural drought: a review of latest

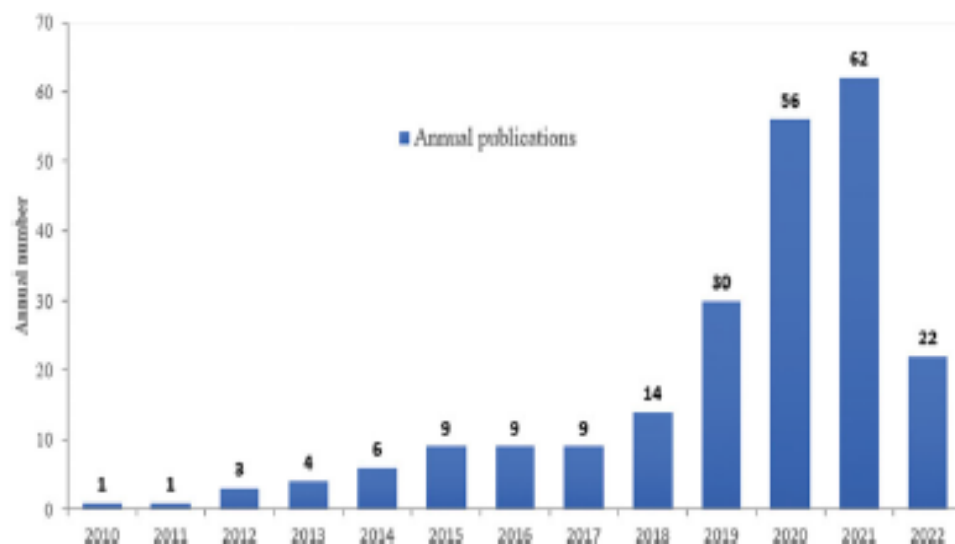


Figure 1. Annual number of publications on multivariate agricultural drought modelling based on machine learning models.

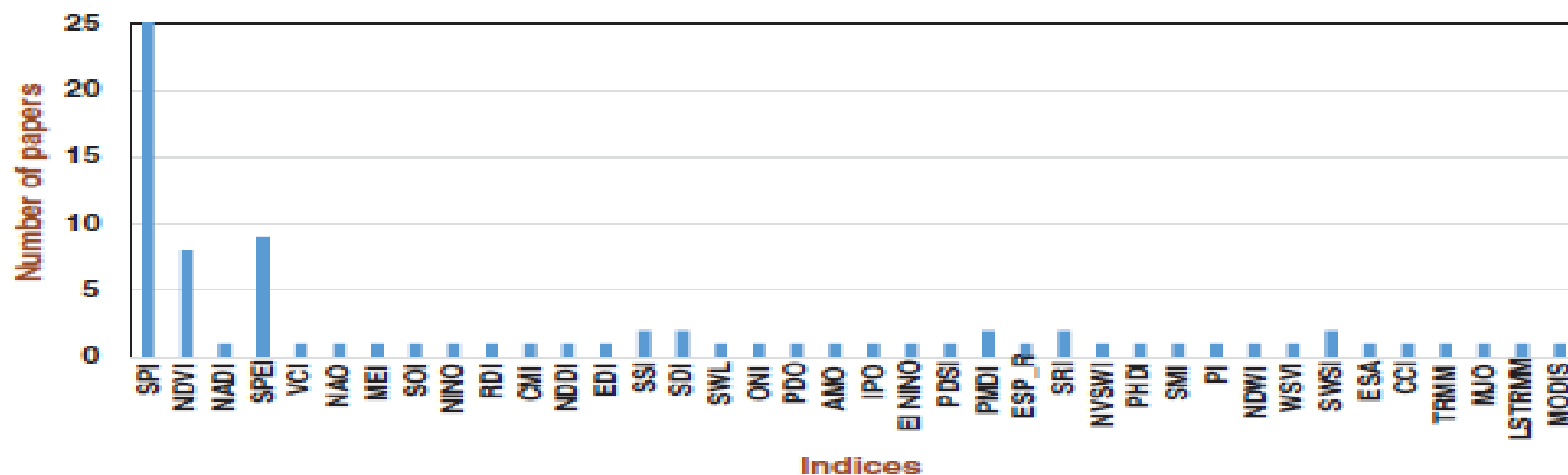


Figure 4: Drought indices vs. number of papers

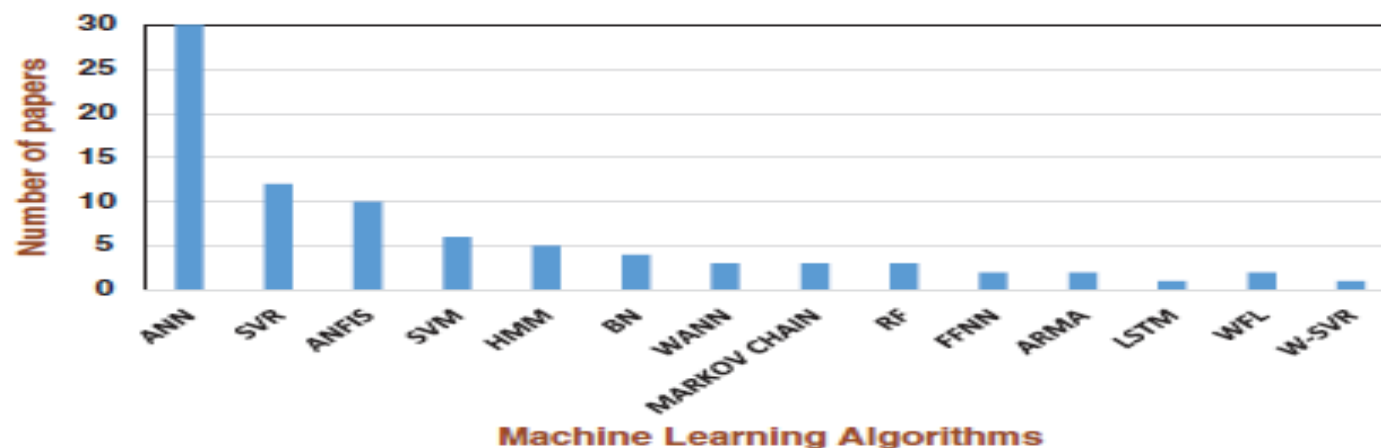


Figure 5: Machine Learning (ML) algorithms vs. the number of papers

ادامه پیشینه تحقیق: بررسی آمار

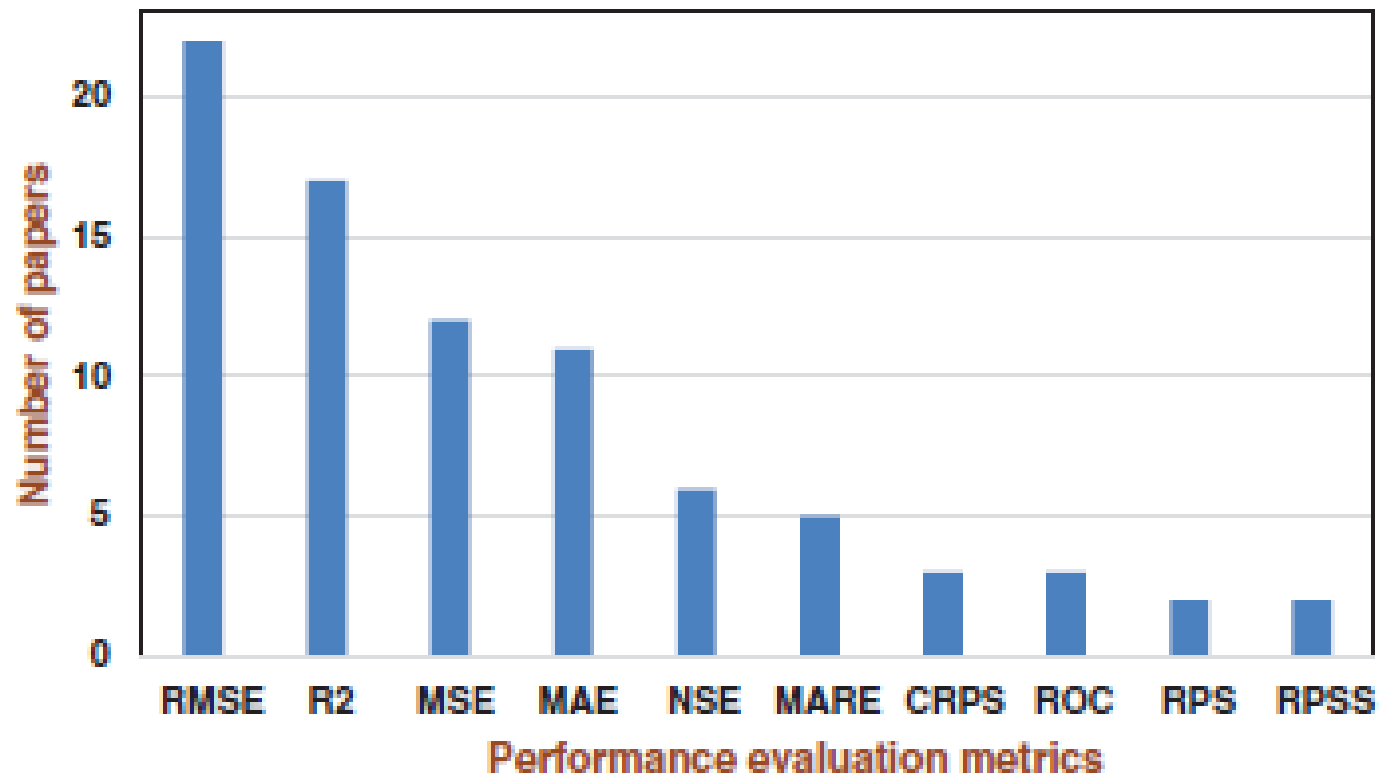


Figure 6: Performance evaluation metrics vs. number of papers

Drought Forecasting: A Bibliometric Analysis and Future Research Directions

Rodrigue B. W. Vodounon, Henoc Soude, Ossénatou Mamadou

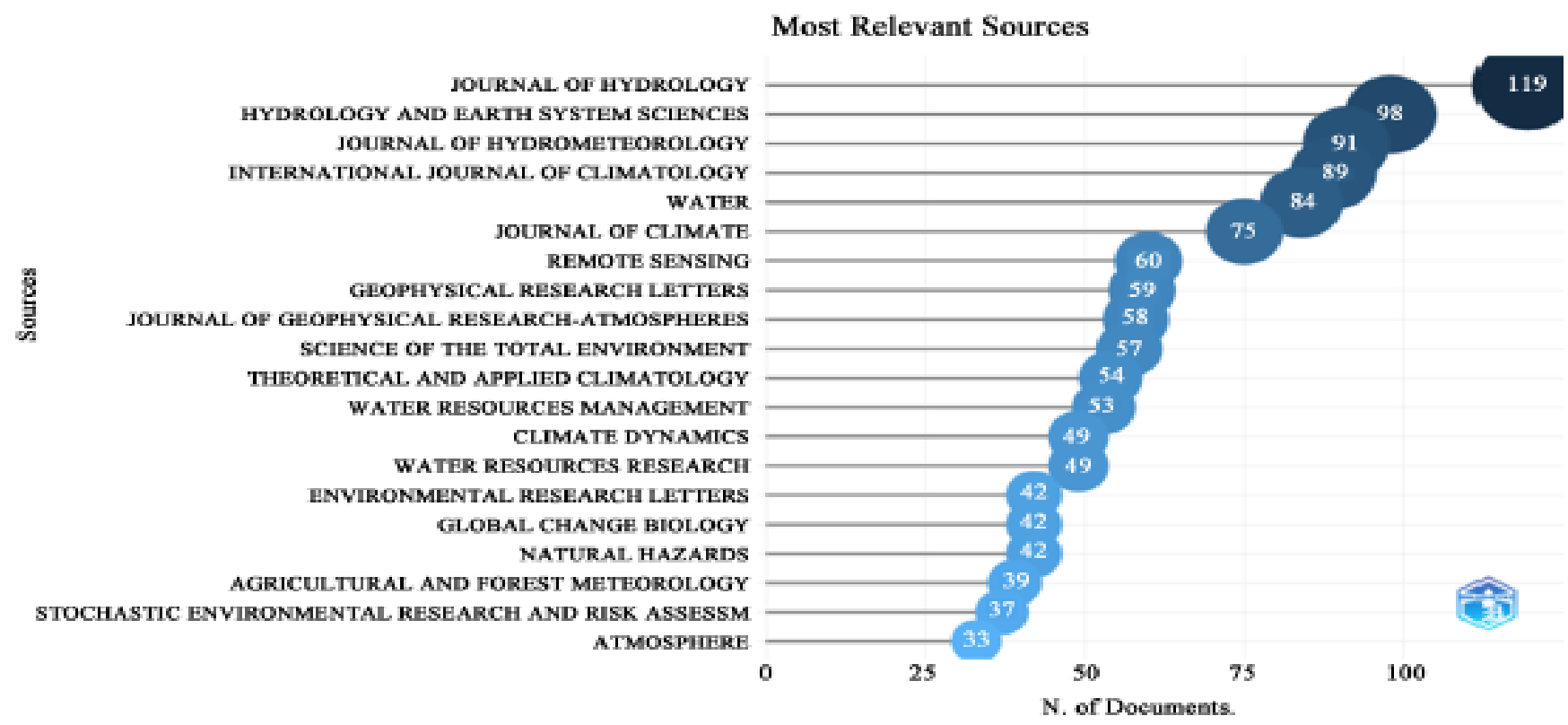


Figure 2. Top 20 most relevant sources.

ادامه پیشینه تحقیق: بررسی آمار :

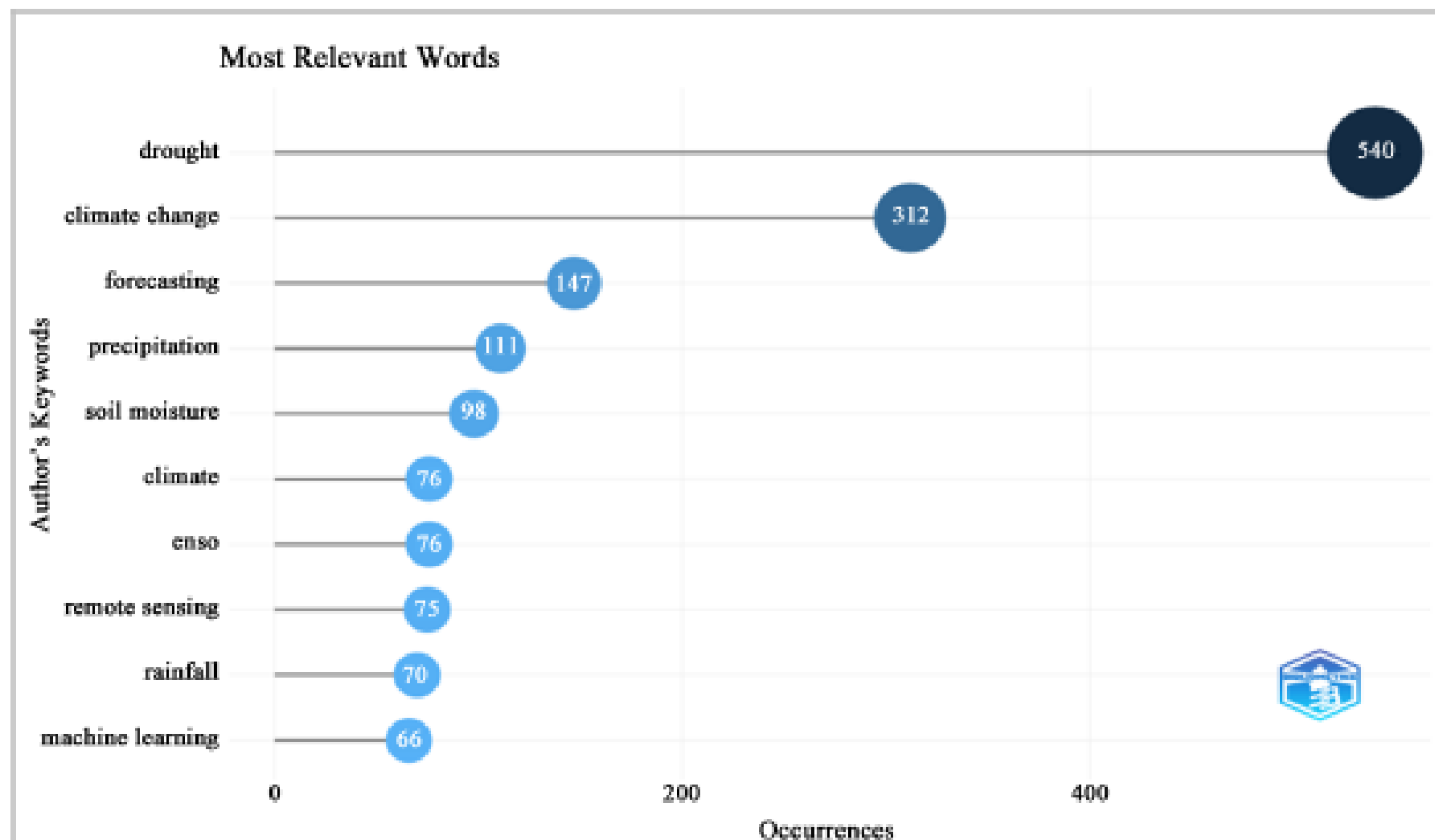


Figure 5. Most frequent words.

ادامه پیشینه تحقیق: بررسی آمار

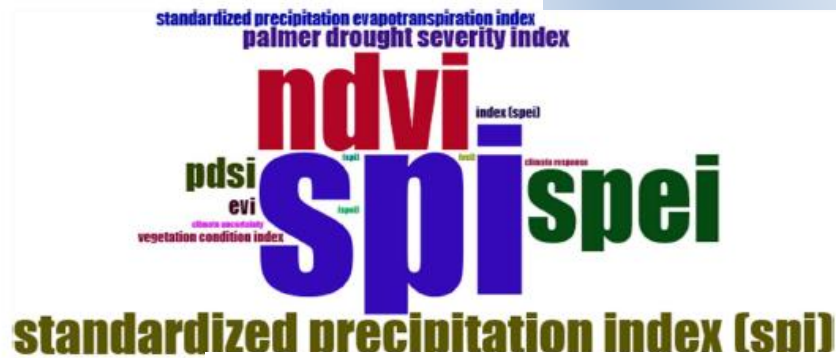


Figure 9. Word cloud of drought indices.

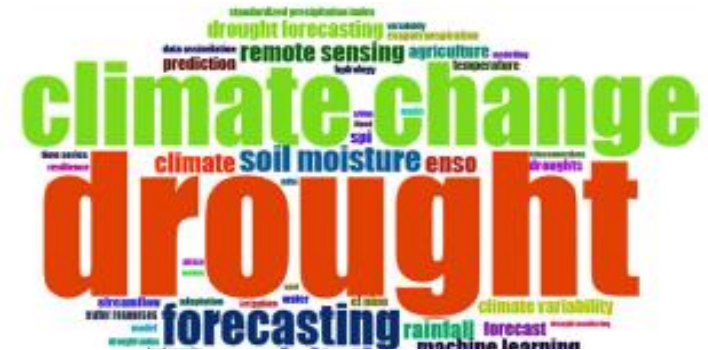


Figure 4. Word cloud related to drought forecasting in WoS.



Figure 10. Word cloud drought prediction algorithms.

3.7. Word Cloud Related to Drought Forecasting

Figure 4 and Figure 5 show the word cloud related to drought forecasting and the most used words, based on results from the WoS database.

These figures highlight the keywords most frequently used by authors in their

ادامه پیشنهاد تحقیق: بررسی آمار:

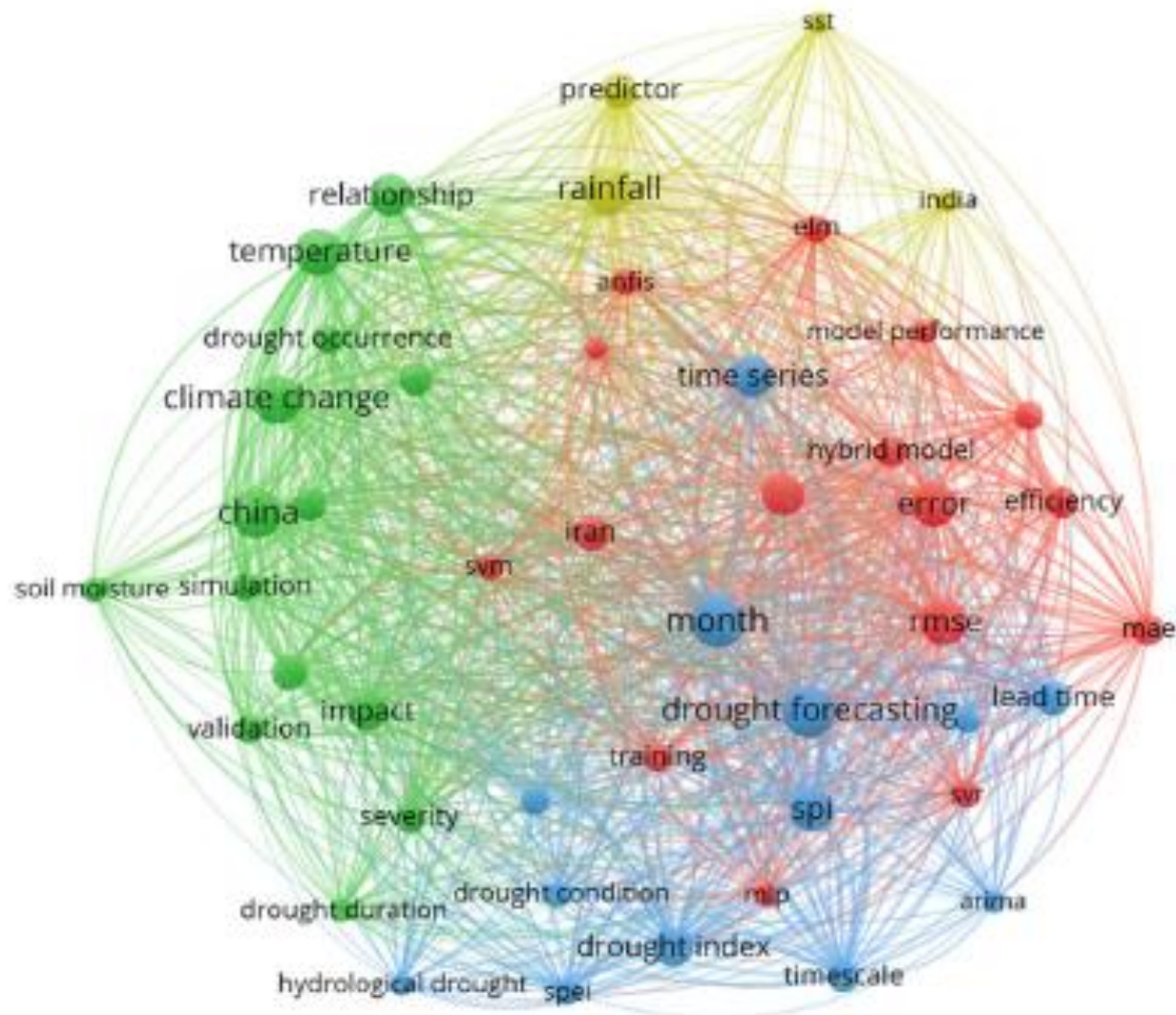


Table 5. Top 10 country-related scientific productions.

Rank	Region	Frequency
1	USA	4387
2	CHINE	2281
3	Royaume-Uni	743
4	AUSTRALIE	692
5	Espagne	577
6	INDE	478
7	IRAN	431
8	GERMANIE	392
9	FRANCE	367
10	ITALIE	365

Table 6. Top 10 most cited countries.

Rank	Country	Total number of citations	Average article citations
1	USA	38,049	40.26
2	CHINE	6795	14.10
3	AUSTRALIE	5129	31.06
4	ROYAUME-UNI	5027	34.20
5	CANADA	3422	38.89
6	ESPAGNE	3125	22.81
7	ITALIE	2952	29.52
8	INDE	2555	17.74
9	IRAN	2278	17.66
10	NETHERLAND	1686	34.41



Review article

Artificial neural networks in drought prediction in the 21st century–A scientometric analysis



Abhirup Dikshit^a, Biswaieet Pradhan^{a,b,c,d,*}, M. Santosh^{e,f,g}

1. Introduction.....	2
2. Materials and methods.....	
3. Drought index.....	
3.1. Variables used	
3.2. Model architecture	
3.2.1. Artificial Neural Network (ANN)	
3.2.2. Support Vector Machine (SVM).....	
3.2.3. Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS).....	
3.2.4. Extreme Learning Machine (ELM).....	
3.2.5. Decision trees and random forests	
4. Hybrid models	
5. Drought examination	
6. Case studies.....	
6.1. Asia	
6.2. Africa	
6.3. Australia.....	
6.4. Europe	
6.5. North America.....	
6.6. South America	
6.7. Key findings.....	
7. Discussions.....	
8. Future directions of work.....	
9. Conclusions.....	
Declaration of competing interest.....	
References	14

Table 2

Important works highlighting different case studies and results.

Models used	Drought index	Lead time	Country	Reference
ANN	SPI	1–6 months	India	[73]
	NADI	1–6 months	Australia	[98]
	ARID	1–3 months	United States	[108]
	SPI	6 and 12 months	Ethiopia	[71]
ANFIS/Fuzzy logic	PMDI	3, 6 and 12 months	United States	[34]
	SPI	6 and 12 months	Iran	[81]
	SPI	1 month	Turkey	[85]
	SPI	1 month	Australia	[36]
SVM	SPEI	1–6 months	Pakistan	[87]
	SPI	1–3 months	India	[35]
	SPEI	1 month	Australia	[123]
RF	SPI	1 month	United States	[66]
	SPI	1–6 months	China	[124]
Hybrid models	PMDI	3–12 months	United States	[72]
	SPI	1 month	Iran	[84]
	EDI	1 month	Australia	[68]
	SPEI	1–12 months	Australia	[121]
Deep learning models	SPI, SPEI	1, 6 and 12 months	India	[61]

پیشینه تحقیق: با دیدگاه کشاورزی هوشمند و مدل های الگوریتم ماشین

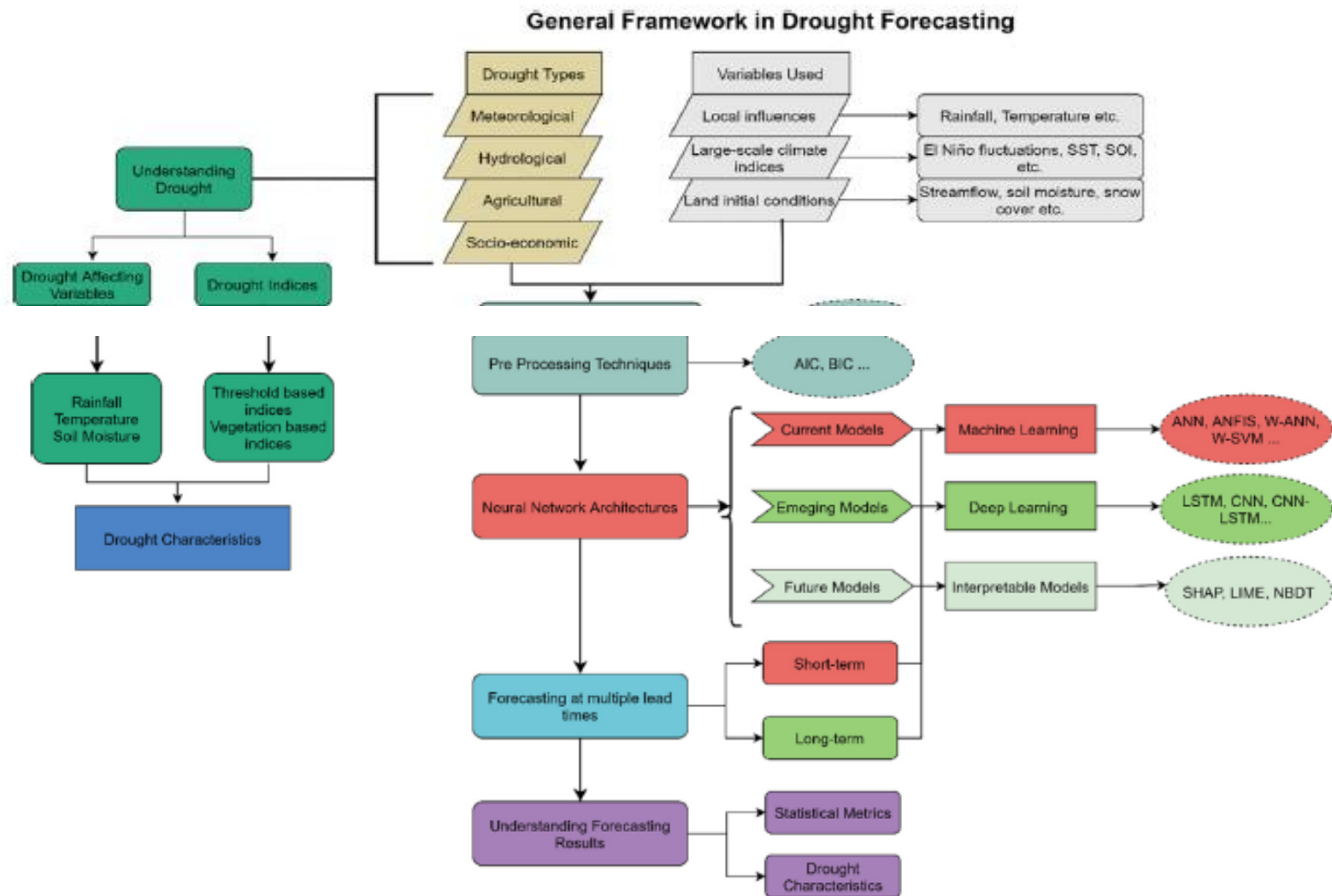


Fig. 1. General flowchart implemented in drought forecasting studies.

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و اهمیت موجک

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره هفت، مهرماه ۹۹

پیش بینی خشکسالی با بهره گیری از مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان موجکی و

شاخص SPI (مطالعه موردی: حوضه دریاچه ارومیه - ایران)

مهدی کماسی^۱

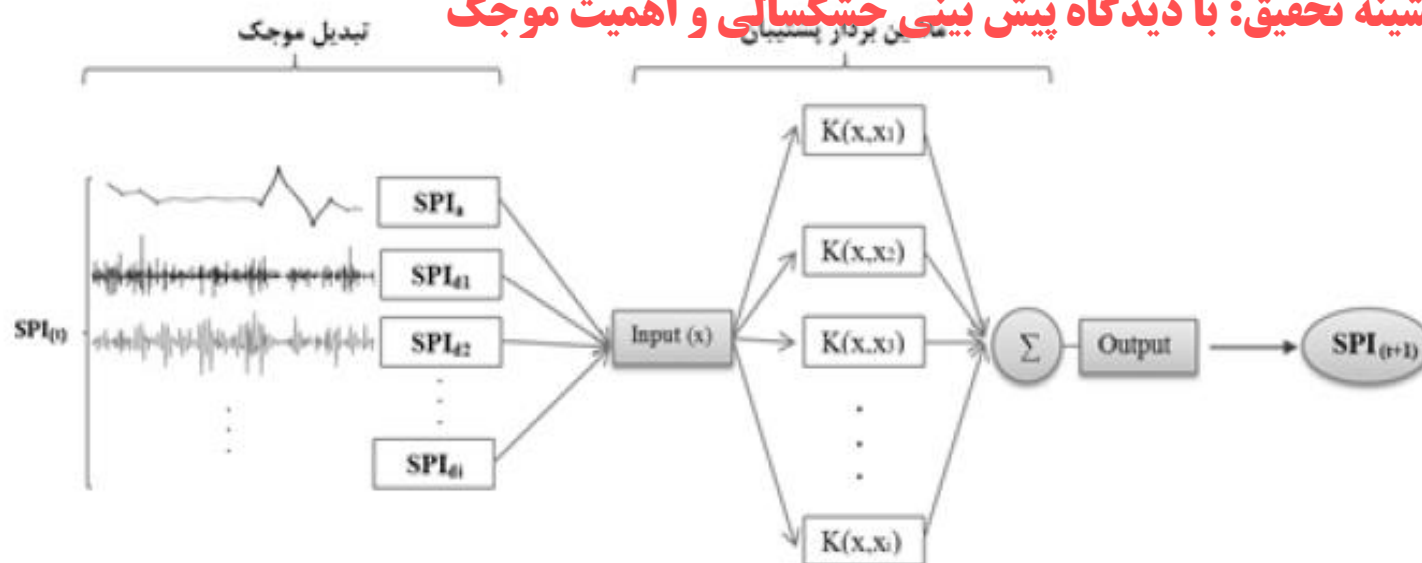
komasi@abru.ac.ir

سروش، ش. ق. ۲

مدل های هوش مصنوعی کلاسیک از متداول ترین مدل هایی هستند که جهت پیش بینی شاخص SPI مورد استفاده قرار گرفته اند. از آن - جایی که این مدل ها بر پایه ی ویژگی خودهم بستگی استوار هستند، بنابراین توانایی رصد نمودن سری های زمانی درازمدت و فصلی را دارا نمی باشند. در این پژوهش برای پیش بینی خشکسالی از مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان موجکی و شاخص SPI استفاده شده است. روش بررسی: برای این منظور سری زمانی شاخص SPI مربوط به حوضه ارومیه توسط آنالیز موجک به چندین زیر سری با مقیاس های زمانی مختلف تبدیل شده و این زیر سری های زمانی به عنوان ورودی مدل ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی خشکسالی در نظر گرفته می شوند.

بحث و نتیجه گیری: بنابراین مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان موجکی در مقایسه با مدل منفرد ماشین بردار پشتیبان توانایی به - سزایی جهت پیش بینی سری زمانی شاخص SPI و نیز رصد نمودن نقاط بیشینه این سری زمانی به سبب در نظر گرفتن تغییرات فصلی دارا می باشد. از سویی نشان داده شد که این مدل ترکیبی در مقایسه با سایر مدل های خودهم بسته کلاسیک هم چون شبکه عصبی مصنوعی از دقت و کارایی بالاتری برخوردار است.

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و اهمیت موجک



شکل ۵- ساختار مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان موجکی

Comb. (1): $SPI(t)$

Comb. (2): $SPI(t), SPI(t-1)$

Comb. (3): $SPI(t), SPI(t-1), SPI(t-2)$

Comb. (4): $SPI(t), SPI(t-1), SPI(t-2), SPI(t-3)$

Comb. (5): $SPI(t), SPI(t-1), SPI(t-2), SPI(t-3), SPI(t-4)$

Comb. (6): $SPI(t), SPI(t-1), SPI(t-2), SPI(t-3), SPI(t-4),$

$SPI(t-5)$

پیش بینی وضعیت خشکسالی با استفاده از شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده و مدل های هوش مصنوعی (مطالعه موردی: ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان)

مهشید امیرانی پور^۱، محمد نجف زاده^۲، صدیقه محمدی^۳

داده های دمای پیشینه، دمای کمینه، میانگین دما، رطوبت نسبی، بارش و سرعت باد ایستگاه هواشناسی همدیدی کرمان در دوره ۲۹ ساله (سال های ۱۹۹۱ الی ۲۰۲۰) استفاده شد. با بهره گیری از داده های جمع آوری شده نتایج جدیدی جهت پیش بینی خشکسالی توسط شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده (SPEI) و روش های هوش مصنوعی از جمله مدل درخت (MT) و رگرسیون چند متغیره تطبیقی اسپلاین (MARS) ارائه گردیده است. نتایج حاصل از پیش بینی خشکسالی شهر کرمان با استفاده از شاخص بارش-تبخیر و تعرق استاندارد شده نشان داد که فراوانی دوره های مرطوب و خشک در مقیاس های زمانی کوتاه مدت زیاد است و با افزایش طول بازه زمانی این فراوانی کاهش می یابد. در بازه زمانی ۶ ماهه اول سال ۱۹۹۲ بیشترین مقدار شاخص خشکسالی ($SPEI = 2.48$) و شدیدترین خشکسالی ها در بازه زمانی ۲۴ ماهه منتهی به سال ۲۰۰۹ با کمترین مقدار شاخص ($SPEI = -5.53$) رخ داده است. عملکرد مدل هوش مصنوعی MARS با توجه به مقادیر شاخص های آماری R و RMSE و MAE در مرحله آموزش ($R = 0.989$ ، $RMSE = 0.148$) و آزمایش ($R = 0.950$ ، $RMSE = 0.290$ ، $MAE = 0.105$)، نسبت به مدل MT مناسب تر است.

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و مدل های

نشریه تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، سال هشتم، شماره ۳۰، پاییز ۱۴۰۰
صفحات ۱۳۹ - ۱۵۶

مقایسه کارآمدی چهار روش هوش مصنوعی در پیش بینی خشکسالی

لاله شریفی پور: دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت و کنترل بیابان گروه مهندسی طبیعت دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه اردکان، اردکان، ایران.

محمد جواد قانع بافقی^۱: استادیار گروه مهندسی طبیعت دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه اردکان، اردکان، ایران.

محمد رضا کوثری: استادیار پژوهشی پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران.

ساسان شریفی پور: دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر هوش مصنوعی دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران،

داده ها برای تست شبکه ها به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که تمامی شبکه ها توانایی پیش بینی خشکسالی را داشته اند، بر اساس معیار ارزیابی ماکرو- $f1$ شبکه یادگیری عمیق در مقیاس زمانی ۱ ماهه با $22/71$ درصد، ناکارآمدترین روش و درخت تصمیم با $64/65$ درصد، کارآمدترین روش بوده اند، اما با افزایش مقیاس زمانی، شبکه یادگیری عمیق عملکرد خود را بهبود بخشید، به طوریکه در مقیاس زمانی ۲۴ ماهه با $65/35$ درصد، بهترین عملکرد مربوط به شبکه یادگیری عمیق و بعد از آن، شبکه ماشین بردار پشتیبان با $57/40$ درصد، قرار گرفت.

مقاله پژوهشی

بهره گیری از الگوریتم های تلفیقی SVR و GPR با موجک در مدل سازی و پیش بینی ماهانه خشکسالی

جهانبخش محمدی^۱، علیرضا وفایی نژاد^{۲*}، سعید بهزادی^۳، حسین اقامحمدی زنجیر آباد^۴، امیر هومن حمصی^۵

۱. دانشجوی گروه تخصصی سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران- ایران

۲. دانشیار دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

۳. استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران

۴. استادیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۵. استاد، مهندسی منابع طبیعی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، واحد علوم و تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

یافته ها: نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از روش موجک در تلفیق با الگوریتم های هوش محاسباتی SVR و GPR سبب بهبود نتایج در تمامی مقیاس های زمانی گردید. همچنین میزان بهبود مدل سازی ناشی از استفاده از موجک در تلفیق با مدل SVR با میانگین تفاضل RMSE برابر با $+0/1540$ و تفاضل R^2 برابر $+0/1491$ و در مدل GPR با میانگین تفاضل RMSE برابر با $+0/1554$ و تفاضل R^2 برابر $+0/1530$ نسبت به مدل های منفرد SVR و GPR نشان داد که مدل GPR در حالت کلی (همه مقیاس های زمانی و تمامی ایستگاه ها) بهبود بهتری در مدل هیبریدی نسبت به مدل منفرد داشته است.

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی و مدل های شبکه عصبی



نخستین از دور و سلامت اطلاعات جغرافیایی در منابع شبیهی (سال سیزدهم / شماره چهارم) زمستان ۱۴۰۱

نماینده شده در سایت: پایگاه استنادی علوم جهان اسلام، جهاد دانشگاهی، مگ ایران، تورنگ، سیولیکا، کوکل اسکولار
آدرس وب سایت: <http://girs.iaubushehr.ac.ir>



پیش بینی و مدل سازی خشکسالی به روش هیبریدی موجک و الگوریتم های شبکه عصبی

مقاله پژوهشی

جهانبخش محمدی، علیرضا وقایی نژاد، سعید بهزادی، حسین آقامحمدی زنجیر آباد، امیر هومن حمصی

دریافت: ۲۶ آبان ۱۴۰۰ / بازنگری: ۵ دی ۱۴۰۰ / پذیرش: ۱۳ دی ۱۴۰۰

دسترسی اینترنتی: ۱۶ دی ۱۴۰۰ / دسترسی چاپی: ۱۱ دی ۱۴۰۱

نتیجه گیری از یافته های این تحقیق می توان نتیجه گرفت که الگوریتم های شبکه عصبی مصنوعی روش های کارآمدی در مدل سازی و پیش بینی شاخص خشکسالی SPI می باشند. همچنین استفاده از موجک در هر سه مدل شبکه عصبی مصنوعی باعث بهبود نتایج خواهد شد. همچنین می توان نتیجه گرفت که برای مدل سازی

بهتر شاخص خشکسالی SPI لازم است نوع و مرتبه موجک بهینه انتخاب شود. از نتایج این تحقیق می توان نتیجه گیری کرد که تکنیک موجک تأثیر بیشتری در مقیاس های زمانی پایین تر یعنی ۳ و ۶ ماهه نسبت به مقیاس های بالاتر یعنی ۲۴ و ۴۸ ماهه دارد.

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



APERDRI



پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی و مدل شبکه هوشمند عمیق

نشریه پژوهش های اقلیم شناسی

سال سیزدهم | شماره پنجاهم | تابستان ۱۴۰۱

وصول: ۱۳۹۹/۱۰/۱۳ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۱/۱۸

صص ۲۰۱-۲۱۵

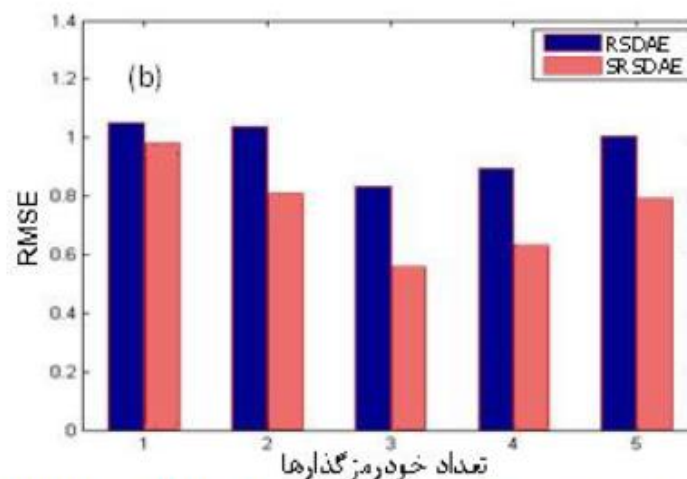
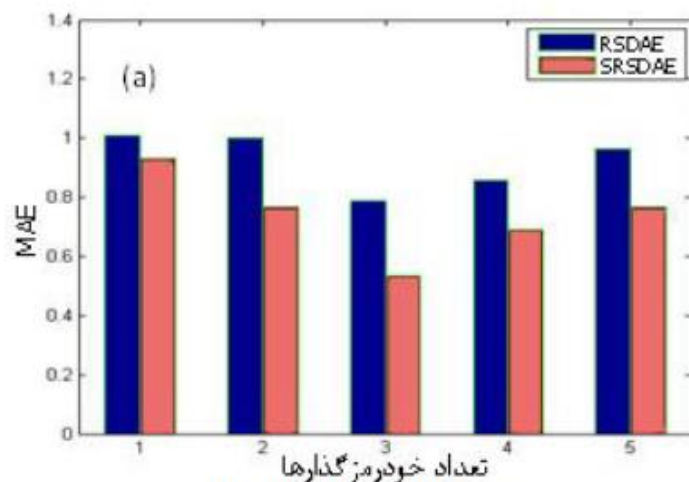
پیش بینی بارش با استفاده از شبکه عصبی عمیق (خودرمزگذار پشته ای تنک با نویز زدا مبتنی بر ترون سخت)

شراره ملبوسی^{۱*}، سید جواد سید مهدوی^۲، مرتضی پاکدامن^۳

۱- کارشناس ارشد پژوهشی، پژوهشکده اقلیم شناسی مشهد، ایران

۲- دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، گروه برق، مشهد، ایران

۳- استادیار، پژوهشکده اقلیم شناسی و تغییر اقلیم، مشهد، ایران



شکل ۱۲- نمودار میله ای مقایسه روش RSDAE و RSDSAE با استفاده از معیارهای (a) MAE و (b) RMSE

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



Majid Dehghani¹ • Bahram Saghaian² • Firoozeh Rivaz³ • Ahmad Khodadadi³

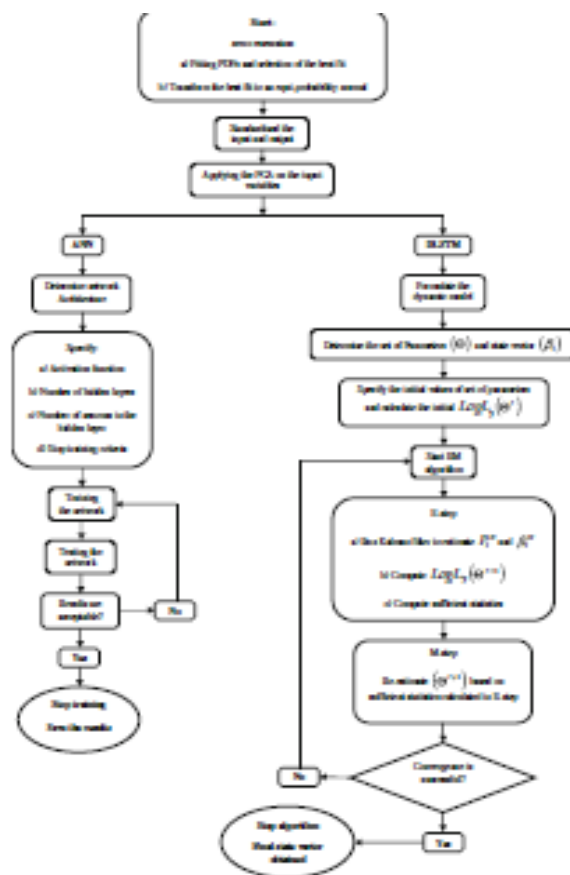


Figure 10: Number of events for DLSTM and ANN models. The chart shows the distribution of events for two models across different drought class changes. DLSTM (light gray) has a peak at 0 events (100 events) and a secondary peak at -1 (12 events). ANN (dark gray) has a peak at 0 events (88 events) and a secondary peak at -1 (12 events).

Drought Class Change	DLSTM (Number of Events)	ANN (Number of Events)
-3	0	5
-2	2	7
-1	12	12
0	100	88
1	5	7
2	2	0
3	0	3



A Review on Drought Index Forecasting and Their Modelling Approaches

Yi Xun Tan¹ · Jing Lin Ng¹ · Yuk Feng Huang²

Received: 17 April 2022 / Accepted: 8 October 2022

© The Author(s) under exclusive licence to International Center for Numerical Methods In Engineering (CIMNE) 2022

Table 1 (continued)

Types	Authors and year	Title	Method	Input data	Prediction
Fuzzy logic	El Ibrahimi and Baali (2018)	Application of several artificial intelligence models for forecasting meteorological drought using the standardized precipitation index in the Safss Plain (Northern Morocco)	ANFIS, MLP-ANN, SVR	Precipitation	SPI
Fuzzy logic	Nguyen et al. (2017)	Drought forecasting using ANFIS— a case study in drought prone area of Vietnam	ANFIS	Precipitation, Temperature, Nino12, Nino 3, Nino 4, NinoW	SPI, SPEI
Hybrid models	Mohammed Salisu and Shabri (2020)	A Hybrid Wavelet-Arima Model for Standardized Precipitation Index Drought Forecasting	DWT-ARIMA	Rainfall	SPI
Hybrid models	Das et al. (2020)	Hybrid wavelet packet machine learning approaches for drought modeling	ANN, SVR, W-ANN, W-SVR	Rainfall	SPI
Hybrid models	Zhu et al. (2020)	Internal and external coupling of Gaussian mixture model and deep recurrent network for probabilistic drought forecasting	AMA, ANN, GLR, GPR-LSTM	Precipitation	SPI
Hybrid models	Ahmadi et al. (2021)	Development of Bio-Inspired and Wavelet-Based Hybrid Models for Reconnaissance Drought Index Modeling	B-SVR, W-SVR	Precipitation, Temperature, Sunshine, Wind Speed, Relative Humidity	RDI
Hybrid models	Alquraish et al. (2021)	SPI-Based Hybrid Hidden Markov-GA, ARIMA-GA, ARIMA-GA-ANN Models for Meteorological Drought Forecasting	HMM-GA, ARIMA-GA, ARIMA-GA-ANN, HMM, ARIMA	Precipitation	SPI

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و اهمیت شاخص خشکسالی SPI

Table 1 (continued)

Types	Authors and year	Title	Method	Input data	Prediction
Hybrid models	Koushal et al. (2018)	Wavelet and cuckoo search-support vector machines conjugation for drought forecasting using Standardized Precipitation Index (case study: Urmia Lake, Iran)	CSC-SVM, W-SVM	Precipitation	SPI
Hybrid models	Bastar et al. (2019)	Reservoir Inflow Prediction by Ensembling Wavelet and Bootstrap Techniques to Multiple Linear Regression Model	MLR, B-MLR, WMLR, BWMLR	Water Discharge	Reservoir Inflow
Hybrid models	Peng et al. (2018a)	Coupling fuzzy-SVR and boosting-SVR models with wavelet decomposition for meteorological drought prediction	W-BFS-SVR, multi input W-F-SVR, weighted W-F-SVR	Precipitation, Temperature	SPI&T
Hybrid models	Peng et al. (2018)	Improvement of SVR-Based Drought Forecasting Models using Wavelet Pre-Processing Technique	SVR, BFS-SVR, W-BFS-SVR	Precipitation, Temperature	SPI&T
Hybrid models	Soh et al. (2018)	Application of artificial intelligence models for the prediction of standardized precipitation or aridness/semi-aridness index (SPI&SAI) at Langat River Basin, Malaysia	W-A-ANN, W-ANFIS	Precipitation, Temperature	SPI&T
Probability models	Chen et al. (2019)	Modified analog forecasting in the hidden Markov framework for meteorological droughts	HMM	Precipitation	SPI



Lorestan University

Online ISSN: 2717-2325

Journal of Geographical Studies of Mountainous Areas

journal homepage: <http://www.gsma.lu.ac.ir>



Research Paper

Evaluation and prediction of droughts in the west and northwest of Iran using artificial neural network

Jafar Masoompoor Samakoosh^{a,*}, Vahid Sohrabi^b and Morteza Miri^c

^a Associate Professor, Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Razi University, Kermanshah, Iran

^b M. Sc. in Climatology, , Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Razi University, Kermanshah, Iran

^c Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI), Agricultural Research Education And Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran.

neural networks, in general, has an appropriate ability to simulate properly. Among the algorithms used to optimize the artificial neural network, the genetic algorithm has the best performance compared to other methods in predicting drought.

Application of several artificial intelligence models and ARIMAX model for forecasting drought using the Standardized Precipitation Index

A. Jalalkamali • M. Moradi • N. Moradi

Environ Monit Assess (2023) 195:2
<https://doi.org/10.1007/s10661-022-10639-y>



Determining the most appropriate probability distribution function for meteorological drought indices in Urmia Lake Basin, Iran

Mohammad Hossein Jahangir •
Seyed Mohammad Ehsan Azimi • Mina Arast

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و مدل های داده کاوی

Modeling Earth Systems and Environment
<https://doi.org/10.1007/s40808-019-00655-2>

ORIGINAL ARTICLE



Modeling, monitoring and forecasting of drought in south and southwestern Iran, Iran

Behroz Sobhani¹ · Vahid Safarian Zengir¹ 

Received: 9 September 2019 / Accepted: 25 September 2019
© Springer Nature Switzerland AG 2019

models of ANFIS and RBF, the RBF model with a RMSE value of 1.15 and R^2 values of 0.9161 have the highest accuracy than the ANFIS model for prediction. According to the SMS fuzzy index, stations such as Kerman, Yasuj and Abadan with drought of 0.69, 0.97, and 0.89, respectively were exposed more to future drought. Also, based on Topsis model, central and northern stations such as Koohrang and Safashahr with drought of 0.19 and 0.21, respectively, were subjected lower to drought in the following years.

پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و اهمیت شناسایی وقفه طریق شناسایی متفاوت

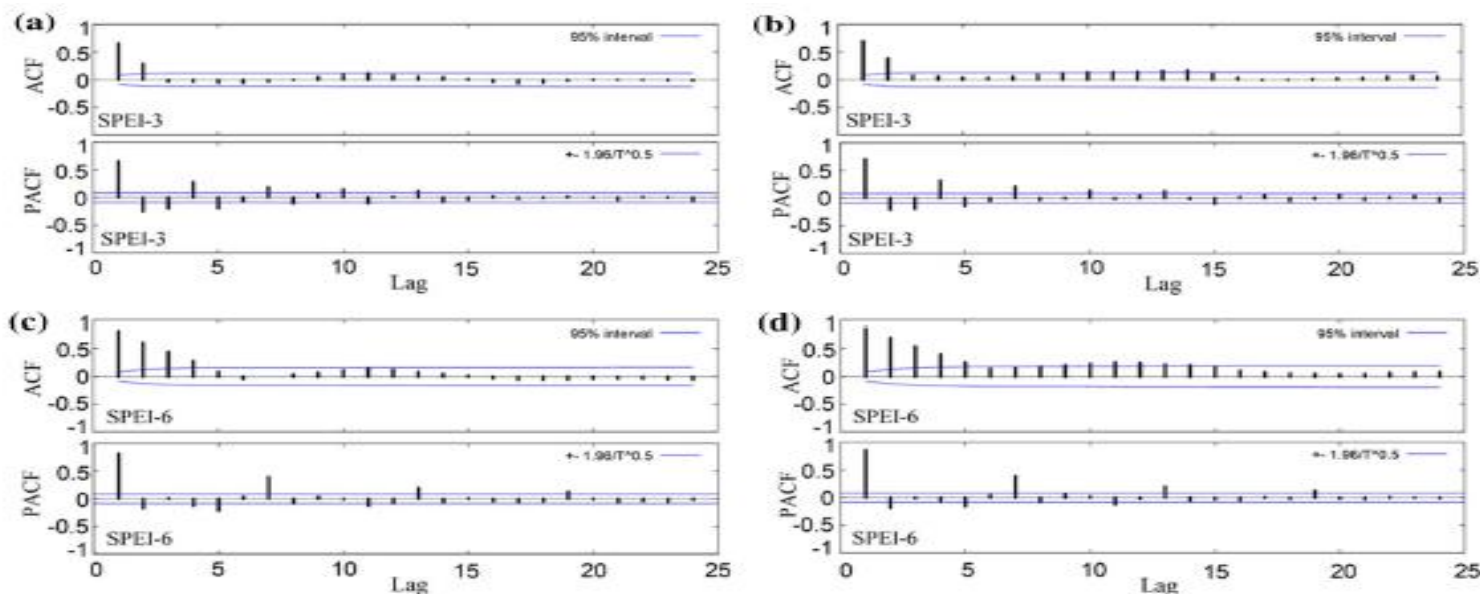
Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing
<https://doi.org/10.1007/s12652-022-03701-7>

ORIGINAL RESEARCH



A novel intelligent deep learning predictive model for meteorological drought forecasting

Ali Danandeh Mehr¹ · Amir Rikhtehgar Ghiasi² · Zaher Mundher Yaseen^{3,4,5} · Ali Unal Sorman⁶ · Lalth Abualgah^{7,8}



جمهر

وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و اثر موجک

J. Earth Syst. Sci. (2021)130:38
https://doi.org/10.1007/s12040-020-01488-9

© Indian Academy of Sciences



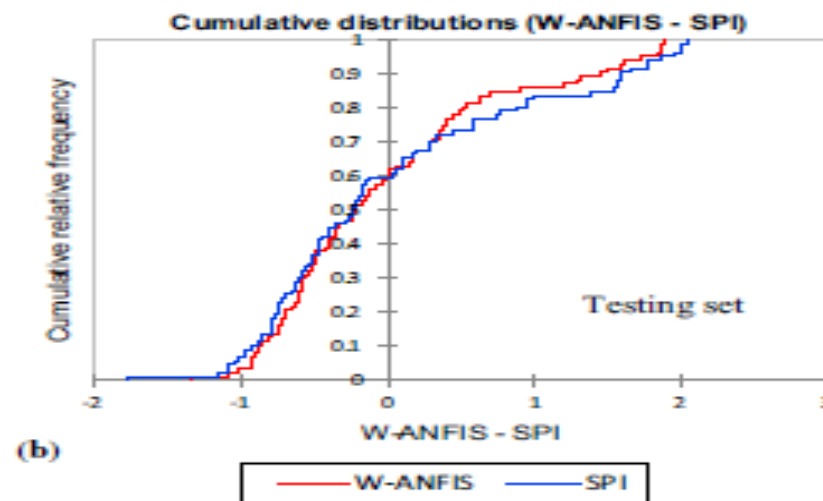
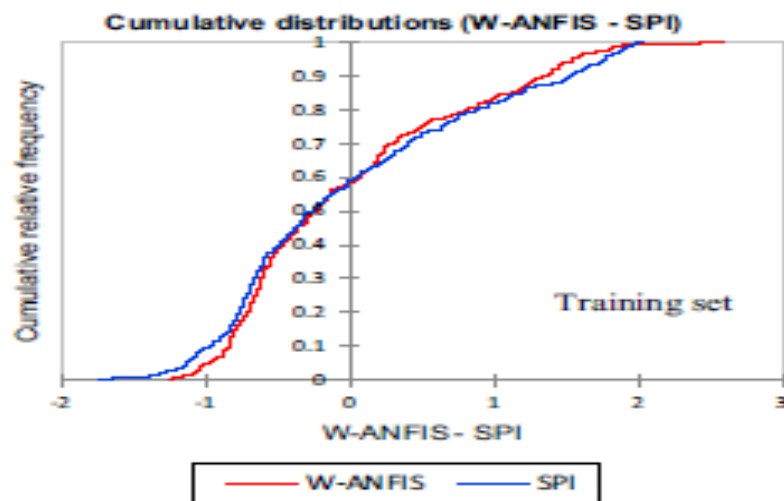
Hybrid wavelet-artificial intelligence models in meteorological drought estimation

EMINE DILEK TAYLAN^{1,*}, ÖZLEM TERZI² and TAHSIN BAYKAL³

¹Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Suleyman Demirel University, Isparta, Turkey.

²Department of Civil Engineering, Faculty of Technology, Isparta Applied Sciences University, Isparta, Turkey.

³Department of Civil Engineering, Graduate School of Natural and Applied Sciences, Suleyman Demirel University, Isparta, Turkey.



Soft Computing (2019) 23:8399–8412
https://doi.org/10.1007/s00500-019-04120-1

FOCUS



Drought prediction based on SPI and SPEI with varying timescales using LSTM recurrent neural network

S. Poornima¹ · M. Pushpalatha¹

Published online: 6 June 2019
© Springer-Verlag GmbH Germany, part of Springer Nature 2019

Long short-term memory is used in recurrent neural network to predict the drought indices which handle the real-time nonlinear data well and good that can help authorities better prepare and mitigate natural disasters. In this paper, we compare the 1-, 6- and 12-month prediction of the ARIMA statistical model with LSTM using multivariate input in hopes of bettering said performance.

Table 2 RMSE error table

SPI	RMSE	Correlation coefficient
SPI-6	0.005	0.999
SPI-4	0.028	0.999
SPI-3	0.074	0.994
SPI-2	0.193	0.963
SPI-1	0.444	0.823

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و موجک در مقیاس زمانی متفاوت

Natural Hazards (2023) 116:2565–2589
<https://doi.org/10.1007/s11069-022-05779-w>

ORIGINAL PAPER

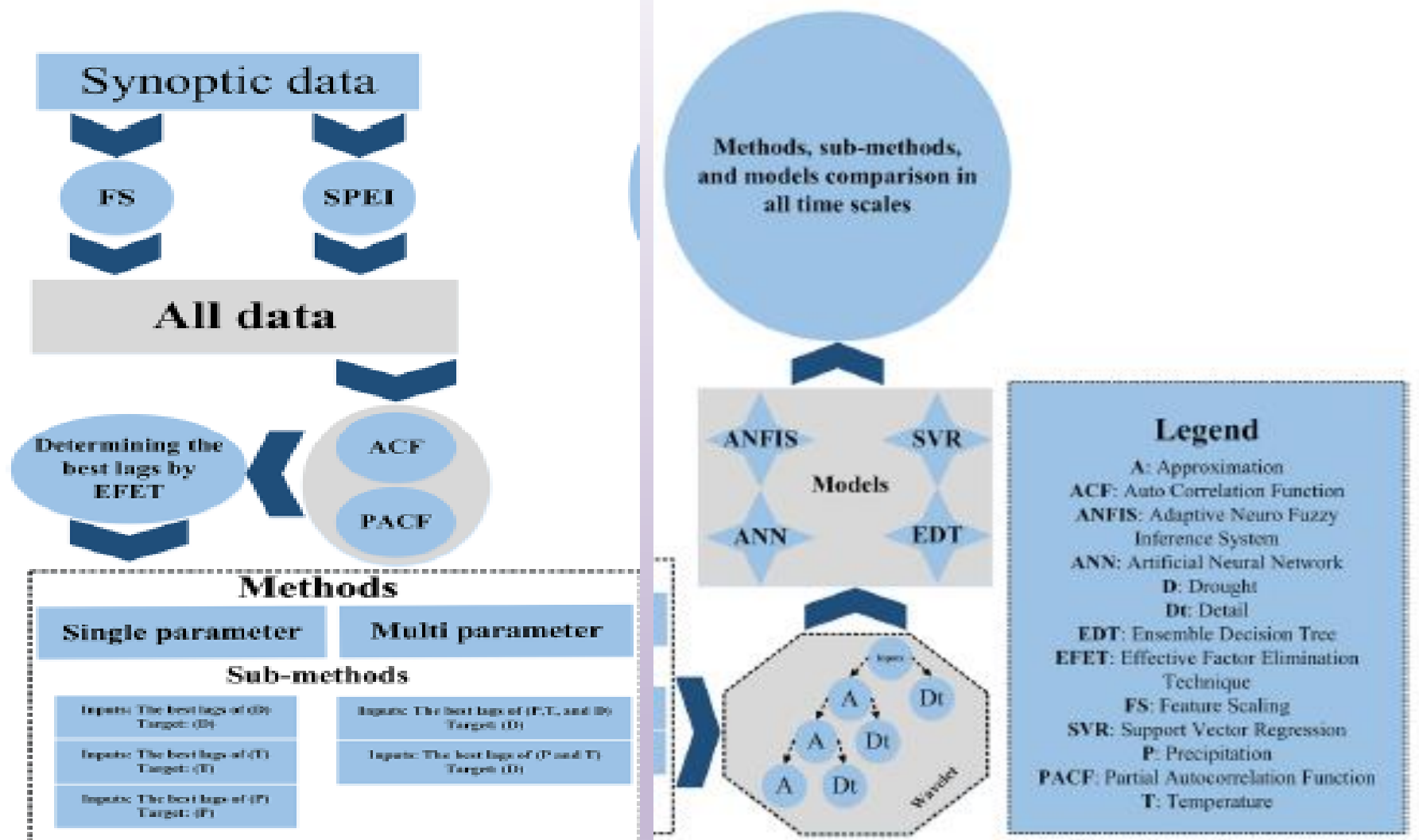


Application of artificial intelligence hybrid models for meteorological drought prediction

Seyed Mohammad Ehsan Azimi¹ · Seyed Javad Sadatinejad¹ · Arash Malekian² · Mohammad Hossein Jahangir¹

assess AI models, methods, and sub-methods. The results revealed that the sub-method (D) with W-MLPNN in the 1-month and 6-month time scales and the sub-method (D, P, T) with W-SVR in the 12-month time scale were the best models and sub-methods of this area, respectively. Moreover, based on the results, the efficiency of the AI was enhanced in longer time scales (more than the 6th month) and the longer the time scale, the more the number of lags (under the 6th month) in input data is decreased.

ادامه پیشینه تحقیق: با دیدگاه پیش بینی خشکسالی و موجک در مقیاس زمانی متفاوت



Article

Evaluation of Hybrid Wavelet Models for Regional Drought Forecasting

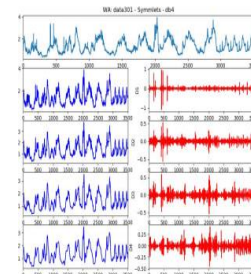
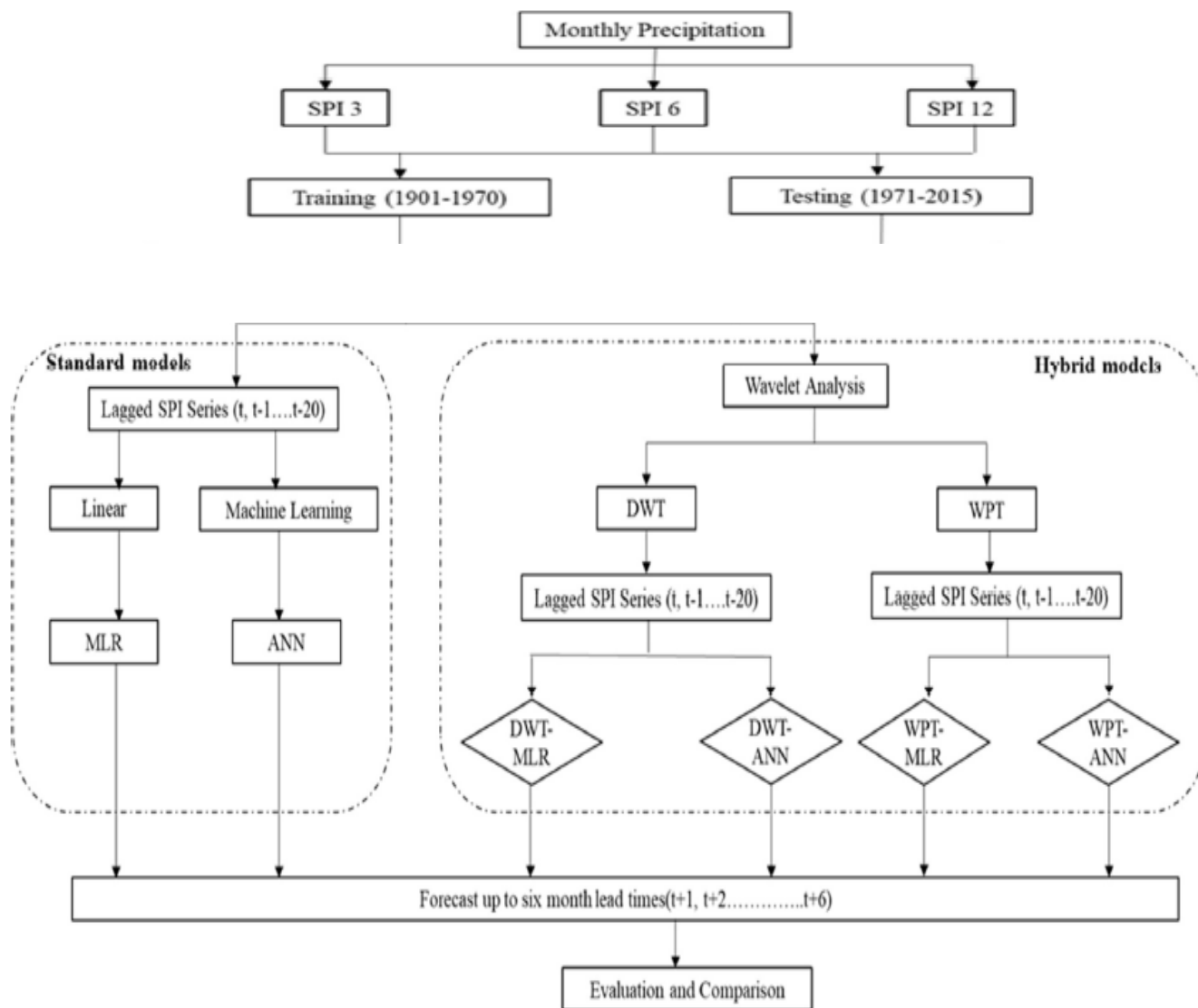
Gilbert Hinge¹, Jay Piplodiya², Ashutosh Sharma³, Mohamed A. Hamouda^{4,5,*} and Mohamed M. Mohamed^{4,5}

2022, 14, 6381. <https://doi.org/10.3390/rs14246381>

Table 2. Description of different types of models.

Model	Model Description
MLR	$SPI_i(t+T) = f_{MLR,i}(SPI_i(t-1), SPI_i(t-2), \dots, SPI_i(t-L))$
ANN	$SPI_i(t+T) = f_{ANN,i}(SPI_i(t-1), SPI_i(t-2), \dots, SPI_i(t-L))$
DWT-MLR	$SPI_i(t+T) = f_{DWT_MLR,i}(DWT_{SPI,i}(t-1), DWT_{SPI,i}(t-2), \dots, DWT_{SPI,i}(t-L))$ where $DWT_{SPI,i}(t-1) = [D_{SPI,i}, A_{SPI,i}]$
DWT-ANN	$SPI_i(t+T) = f_{DWT_ANN,i}(DWT_{SPI,i}(t-1), DWT_{SPI,i}(t-2), \dots, DWT_{SPI,i}(t-L))$ where $DWT_{SPI,i}(t-1) = [D_{SPI,i}, A_{SPI,i}]$
WPT-MLR	$SPI_i(t+T) = f_{WPT_MLR,i}(WPT_{SPI,i}(t-1), WPT_{SPI,i}(t-2), \dots, WPT_{SPI,i}(t-L))$ where $WPT_{SPI,i}(t-1) = [D_{SPI,i}, A_{SPI,i}]$
WPT-ANN	$SPI_i(t+T) = f_{WPT_ANN,i}(WPT_{SPI,i}(t-1), WPT_{SPI,i}(t-2), \dots, WPT_{SPI,i}(t-L))$ where $WPT_{SPI,i}(t-1) = [D_{SPI,i}, A_{SPI,i}]$

i: Stations, t: time period, T: lead time [1–6], L: optimum number of lags [1–20], SPI: Standardized Precipitation Index, D: Detail component, A: Approximation component, DWT: Discrete Wavelet Transform, MLR: Multiple Linear Regression, ANN: Artificial Neural Network, WPT: Wavelet Packet Transform.



3. Schematic diagram of coefficients for decomposition of data301.

جمع بندی ادبیات موضوع

خوشبختانه با توجه به جایگاه علمی مناسب کشور ما ایران در چاپ مقالات علمی در خصوص پیش بینی خشکسالی از جایگاه مناسبی در سطح جهان برخوردار است و همواره از اعتبار مهم علمی برخوردار بوده و از روند رشد مناسبی در سطوح مختلف علمی در داخل و خارج کشور برخوردار می باشد.



در طی سالیان اخیر به کارگیری مدل های داده کاوی و یادگیری ماشین بواسطه اهمیت تدوین ابزارهای محاسباتی دقیق به همراه به کارگیری سایر مدل های آماری برای دستیابی به نتایج دقیق تر در برآورد شاخص های هواشناسی و تغییر اقلیم بالاخص در بخش کشاورزی هوشمند و کشاورزی دقیق همواره مد نظر بوده است لیکن به فرآیند به کارگیری الگوریتم های هوشمند در مرحله آغازین الگوریتم های ساده تر نسبت به مدل های پیچیده هیبریدی قابل توجه می باشد.



در واقع مطالعات مربوط به مقوله پیش بینی، تنها مدل مناسب برای پیش بینی را معرفی کرده اند، اما کاربرد عملی آن یعنی ارائه مقادیر پیش بینی برای آینده را ارائه نداده اند. مرحله پیش بینی با داده های جدید آنقدر مهم است که شکست در مدیریت دقیق و مؤثر این مرحله می تواند حتی بهترین و مؤثرترین مدل های پیش بینی را بی اهمیت نماید. (نورث، 2012)



روش تحقیق و متدولوژی



جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی

روش تحقیق: داده ها و محاسبه شاخص خشکسالی :



داده های هواشناسی

داده های ماهانه ایستگاه های سینوپتیک همدان از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۳ از سایت متومنز گرفته شدند. برای تولید شاخص های خشکسالی هواشناسی از نرم افزار **DIP** استفاده شد. این نرم افزار توانایی تولید شاخص های خشکسالی هواشناسی: CZI ، $MCZI$ ، SPI ، ZSI ، DI و PNI را دارد. برای تولید این شاخص ها آمارهای بارندگی بر اساس فرمت مورد نظر تهیه و شاخص ها به صورت ماهانه، سه ماهه، شش ماهه و دوازده ماهه تولید شدند.



روش تحقیق: بررسی

مدل تحقیق



به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...
به کارگیری آزمون مویک برای
سری زمانی شاخص خشکسالی با
مقیاس های متفاوت



تعیین وقفه بهینه با الگوریتم ژنتیک



پیش بینی سری زمانی با مدل های هیبریدی
یادگیری ماشین مانند مدل گرادیان تقارن
بافته، جنگلی تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و
شبکه عصبی عمیق



شبیه سازی نتایج هر مدل با روش مونت کارلو

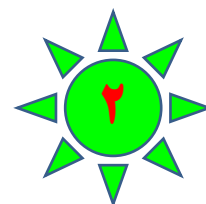


مقایسه نتایج با معیارهای ارزیابی خطا در
GA-RFM-MCM; GA-LSTM-MCM; GA-SVM-MCM



انتخاب بهترین مدل پیش بینی قیمت

پیش بینی شاخص خشکسالی با مقیاس زمانی یک برای ماه
های آتی از طریق مدل منتخب



به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

مدل پیشنهادی برای پیش بینی شاخص
خشکسالی



شکل ۱- شمای کلی فرآیند پیشنهادی هیبریدی دو مرحله ای برای
پیش بینی شاخص خشکسالی
ماخذ: یافته های محقق

اجزای
مدل
پیشنهادی:

ممدولوژی

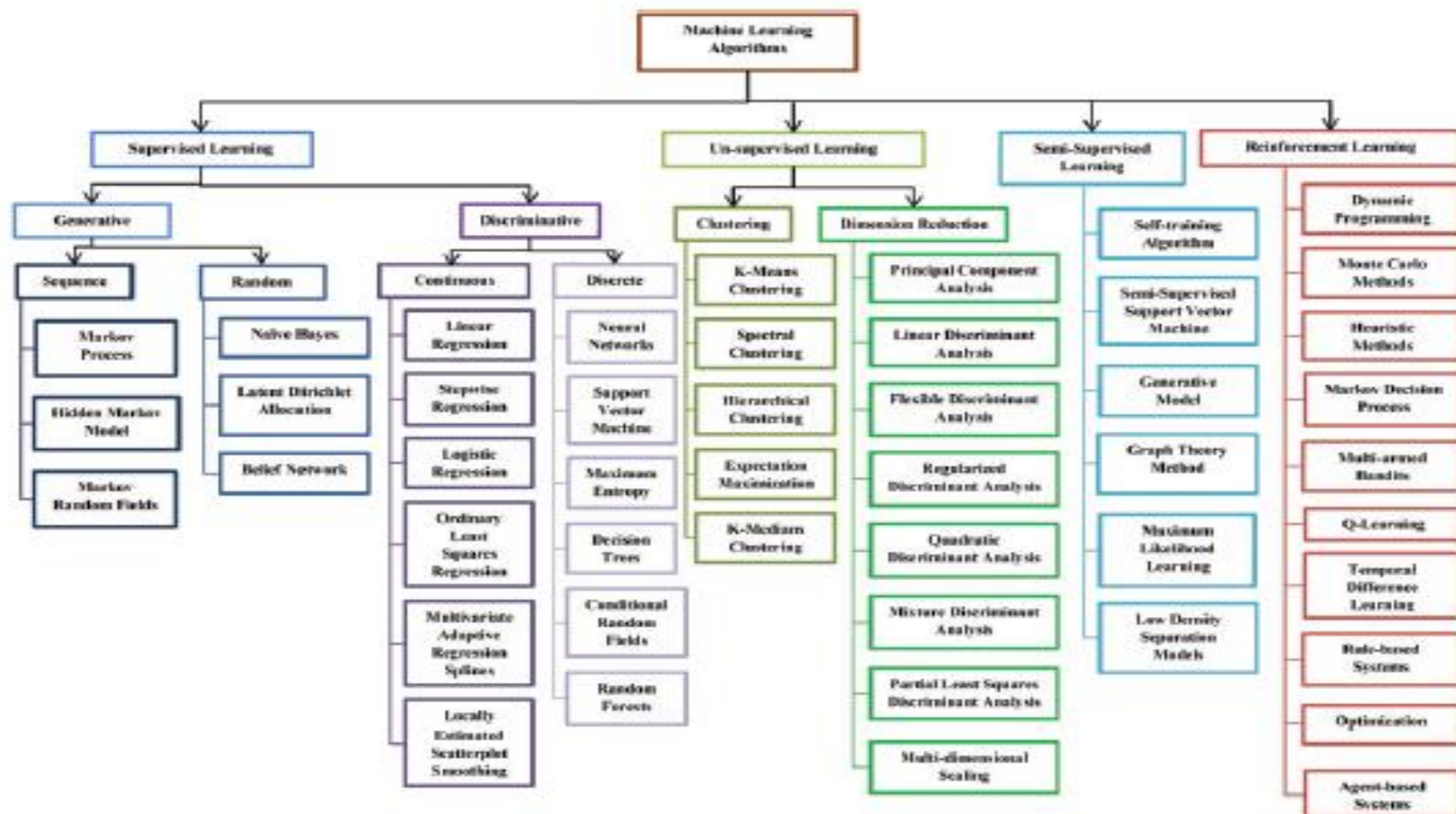


Figure 2: Machine Learning (ML) methods–taxonomy

متدولوژی: تعریف شاخص SPI

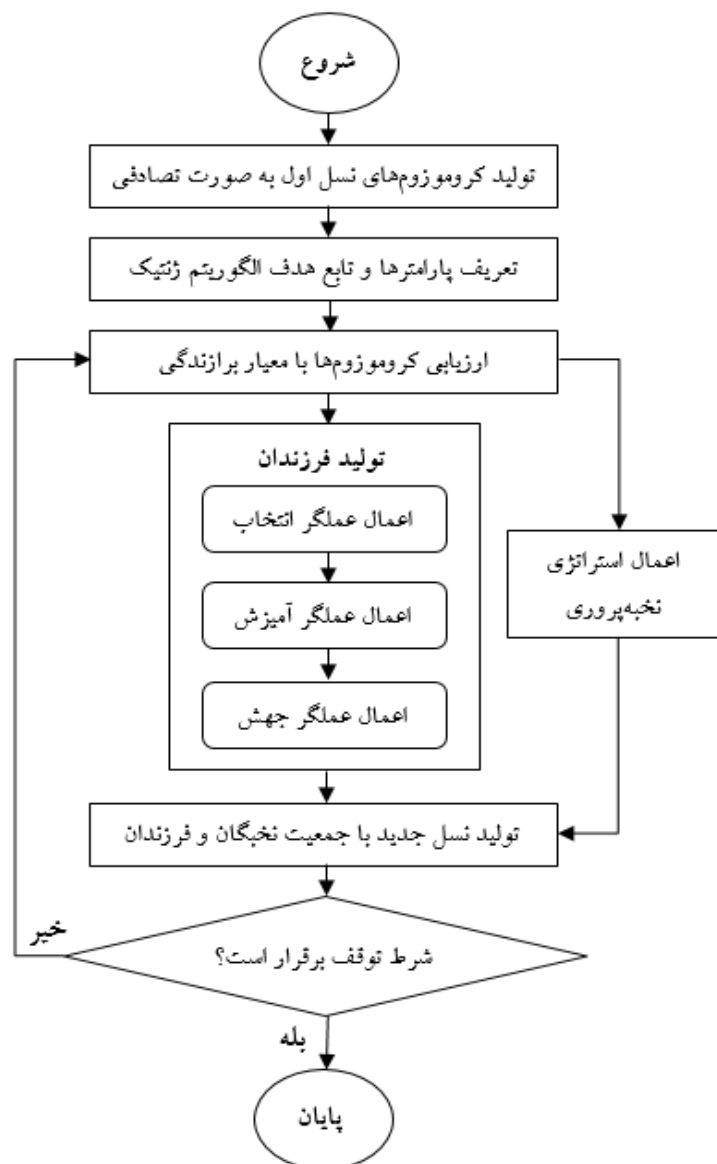
نمایه (شاخص) بارش استاندارد، از بهترین و جامعترین و در عین حال ساده ترین روش مطالعه خشکسالی و ترسالی و خصوصیات آن ها محسوب میشود. اساس این شاخص انحراف از میانگین نسبت به انحراف معیار دادههای آماری است. به عبارت دیگر در این روش علاوه بر انحراف از میانگین بارش های رخ داده در طی یک دوره آماری، انحراف معیار داده ها نیز مورد استفاده است، به طوری که نسبت اختلاف میانگین جامعه یا نمونه از مقدار بارندگی هر سال آماری به انحراف معیار جامعه یا نمونه محاسبه میشود.

$$SPI = \frac{P_i - \bar{P}}{SD}$$

- SPI: شاخص بارش استاندارد $i = \text{بارش سال مفروض به میلی متر}$ $\bar{P} = \text{میانگین بارش دراز مدت ایستگاه}$
- SD = انحراف بارش ایستگاه

کلاسهای شاخص SPI

SPI	طبقه خشکسالی
> 2	ترسالی بسیار شدید
$1.5 - 1.99$	خیلی مرطوب
$1 - 1.49$	ترسالی متوسط
$0.99 - 0.99 -$	تقریباً نرمال
$1 - 1.49 -$	خشکسالی متوسط
$1.5 - 1.99 -$	خشکسالی شدید
≤ -2	خشکسالی بسیار شدید



❖ الگوریتم های تکاملی:

الف) الگوریتم ژنتیک:

➤ الگوریتم ژنتیک الهامی از علم ژنتیک و نظری تکامل داروین بوده و بر اساس بقای برترین ها یا انتخاب طبیعی استوار است.

➤ یکی از برتری های این الگوریتم نسبت به سایر مدل های مشابه، عدم وابستگی این الگوریتم بر فرضیه های آماری محدودکننده و نرمال بودن توزیع نسبت ها یا برابری واریانس یا کوواریانس ماتریس نسبت ها می باشد.

➤ الگوریتم ژنتیک با تعریف یک کروموزوم که باید بهینه باشد، شروع می شود.

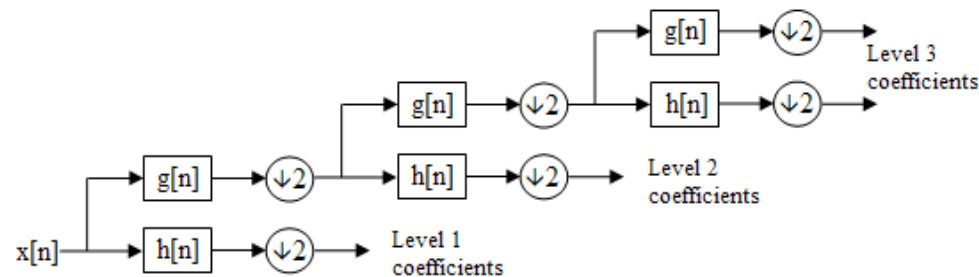
➤ در هر مرحله از بهینه سازی، نسل جدیدی تولید می شود و این فرآیند تا آنجا ادامه می یابد تا یک راه حل بهینه بدست آید.

معرفی بسیار خلاصه توابع موجک

در ادبیات اقتصاد سنجی، یکی از مسائلی که برای استفاده از سری زمانی وجود دارد، وجود مانایی در داده ها است، مانایی به مفهوم تابع زمان نبودن متغیر مورد استفاده است. چرا که در صورت وجود نامانایی، رگرسیون کاذب ایجاد می شود، و بسیاری از تغییرات موجود در متغیرها به دلیل تغییرات زمان است، بنابراین تفسیرهای مبتنی بر داده های نامانا اشتباه است. به همین دلیل ابتدا مانایی داده ها بررسی می شود و چنانچه تمام متغیرها در سطح مانا نباشند از تحلیل هم انباشتگی استفاده می شود.

ایده اصلی در تجزیه و تحلیل هم انباشتگی آن است که اگرچه بسیاری از سری های زمانی اقتصادی نامانا هستند، اما ممکن است در بلندمدت ترکیب خطی این متغیرها، مانا باشد. تجزیه و تحلیل هم انباشتگی به ما کمک می کند که این روابط تعادلی بلندمدت را آزمون و برآورد کنیم. اگر یک نظریه اقتصادی صحیح باشد مجموعه ویژه ای از متغیرها که توسط نظریه مذکور مشخص شده با یکدیگر در بلندمدت مرتبط می شوند. به علاوه تئوری اقتصادی تنها روابط را به صورت استاتیک تصریح کرده و اطلاعاتی را در خصوص پویایی های کوتاه مدت میان متغیرها بودن متغیرها یک

ن از موجک ها به رگرفته می شود.



به دست نمی دهد. ترکیب خطی از این عنوان یک روش پ ارائه شده از مایر و

• معرفی بسیار خلاصه الگوریتم جنگل تصادفی

- الگوریتم جنگل های تصادفی از ترکیبی از درخت های تصمیم مستقل برای مدل سازی داده ها و ارزیابی اهمیت متغیرها استفاده می کند. هر درخت تصمیم در یک جنگل با استفاده از نمونه ای خود سازمانده از داده ها تشکیل می شود. در درخت استاندارد، هر گره از طریق بهترین انشعاب از بین تمام متغیرها تفکیک می شود. در جنگل های تصادفی هر گره از طریق بهترین زیر مجموعه از متغیرهایی که به صورت تصادفی در هر گره انتخاب شده است، تفکیک می شود.
- برای تشکیل هر درخت، دسته متفاوتی از الگوریتم های موجود، با در نظر گرفتن جایگزینی دوباره هر الگوی انتخاب شده، انتخاب می گردد. اندازه این دسته نمونه برداری شده برابر تعداد کل الگوهای موجود خواهد بود. این طریقه نمونه برداری معمولا در حدود یک سوم از الگوهای موجود را بیرون دسته قرار می دهد. هر درخت بر اساس دسته الگوی انتخاب شده، تا ماکزیمم عمق از پیش تعیین شده رشد داده می شود. این عمق بر اساس حداقل تعداد الگوها در هر گره انتهایی تعیین می شود. بر اساس الگوریتم جنگل های تصادفی، در مرحله رشد هر درخت در هر گره دسته ای از ویژگی ها (متغیرها) به صورت تصادفی انتخاب و بهترین انشعاب در میان دسته ویژگی انتخاب شده برای تشکیل گره های جدید بعدی در نظر گرفته می شود

معرفی بسیار خلاصه شبکه عصبی ساده

❖ شبکه عصبی پرسپترون:

مهم ترین مزیت شبکه های عصبی، (Multi Layer Perceptron (MLP) و انایی آموزش و یادگیری و کشف ارتباطات ورودی و خروجی از روی اطلاعات قبلی، بدون نیاز به یک مدل مناسب می باشد. از مزیت های دیگر شبکه عصبی می توان به پیاده سازی آسان، مدل کردن مسائل پیچیده در جهان واقعی، داشتن عملکرد بهتر نسبت به مدل های سنتی و برخی مدل های غیر خطی و سرعت و انعطاف پذیری بالا اشاره کرد.

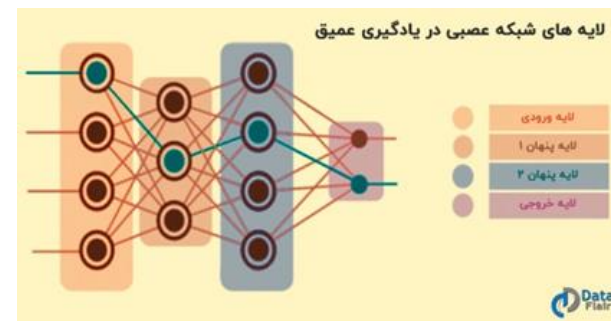
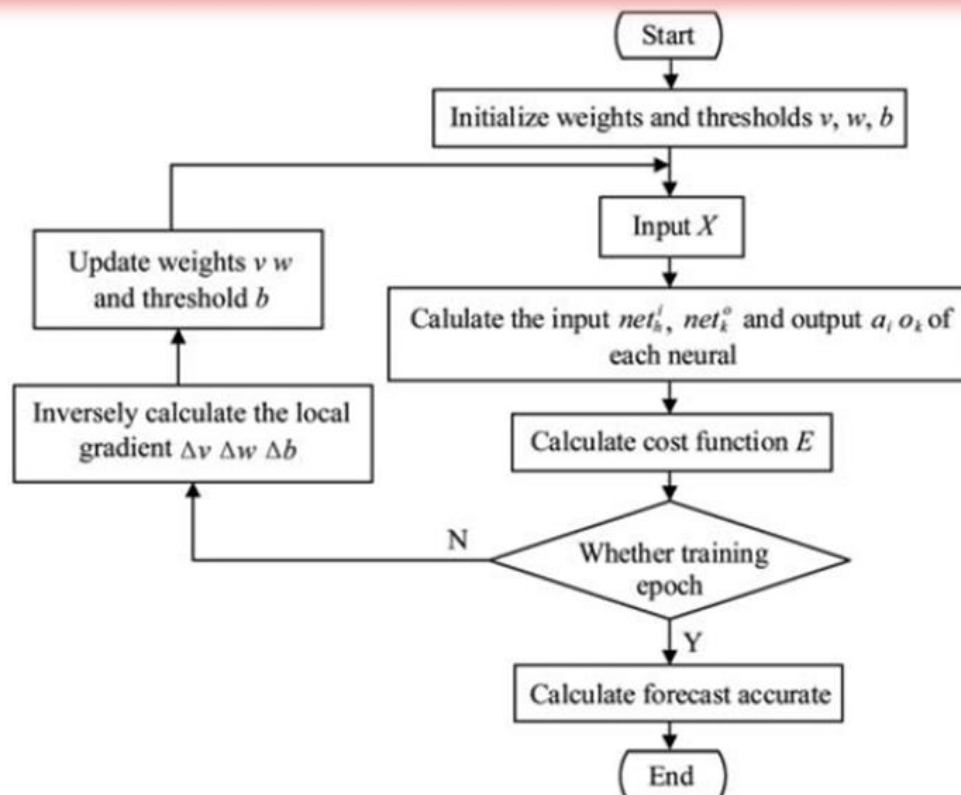


Figure 3 Flowchart of the BP programming

معرفی بسیار خلاصه شبکه عمیق

لیکن در حال حاضر یکی از دقیق ترین روش های در دسترس مدل های شبکه عمیق هستند .

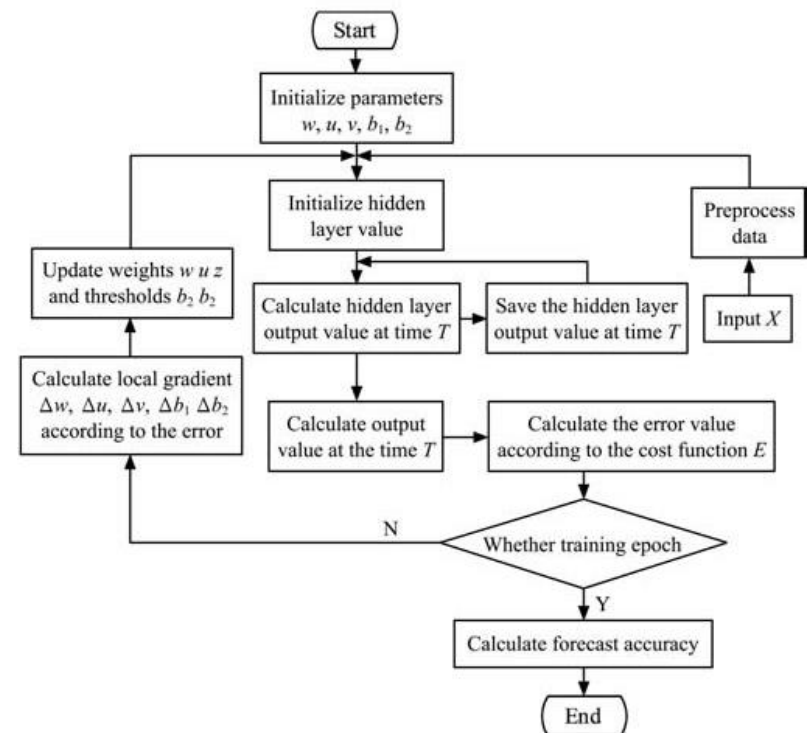
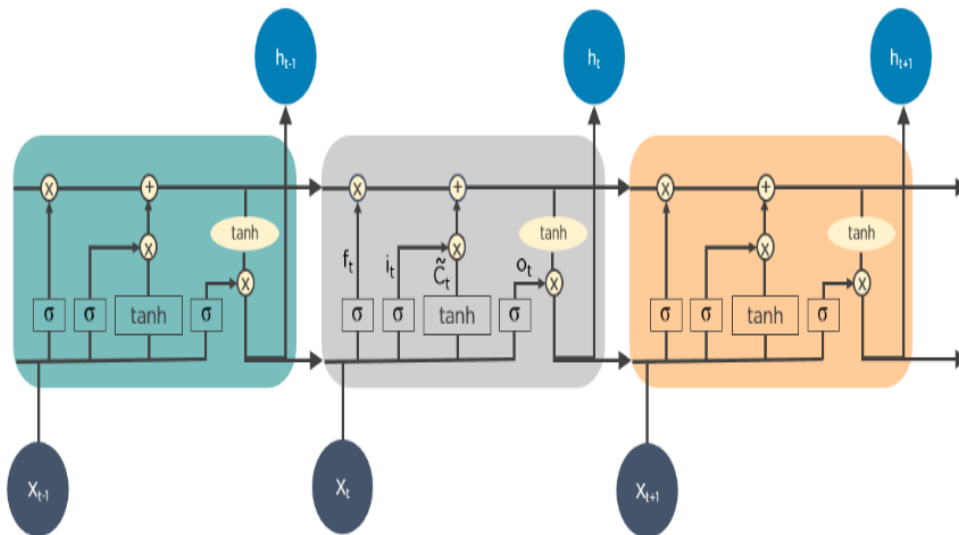
به طور کلی شبکه های عمیق از پشت سر هم قرار دادن شبکه های کم عمق (مانند شبکه عصبی تک لایه) تشکیل می شوند . در نتیجه شبکه های عمیق قادر به یادگیری و استخراج ویژگیهای سلسه مراتبی غیرخطی می باشد و می تواند الگوهای آماری پیچیده را ذخیره کند. مدل های عمیق کارایی خود را برای کاربردهای مختلف به اثبات رسانده اند

. شبکه های عصبی عمیق دارای بیش از یک لایه مخفی میباشند. شبکه عصبی با تعداد زیادی لایه دارای پارامترهای زیادی است ، که تشکیل یک مدل انعطاف پذیر را می دهد. این خاصیت ، شبکه عصبی عمیق را قادر می سازد روابط پیچیده و غیرخطی بین ورودی و خروجی را مدل کند. یادگیری بهینه شبکه عصبی با تعداد زیادی لایه بسیار مشکل می باشد . روش کاهش شیب ، مقداردهی اولیه وزنها به صورت تصادفی روش بهینه ای برای یافتن وزن های شبکه نیست مگر آنکه وزن های شوند . بنابراین شبکه عصبی عمیق با مقادیر اولیه ی تصادفی برای وزنها دقت خوبی بر رویدادهای تست ندار (ذوقی و همایون پور ۱۳۹۷)

اصل استفاده شده در یادگیری عمیق ، آموزش لایه های خارجی با استفاده از یادگیری بدون نظارت است که در هر سطح انجام می شود. یک شبکه عصبی عمیق شامل یک لایه ورودی ، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی ، تشکیل توپولوژی شبکه است . لایه ورودی مطابق با فضای ویژگی است ، بنابراین نورونهای ورودی به عنوان پیش بینی کننده های بسیاری وجود دارد . لایه خروجی یا یک لایه طبقه بندی یا رگرسیون برای مطابقت با فضای خروجی است . در واحدهای پایه ای چنین مدلی ، تمام لایه ها از نرون تشکیل شده اند

Deep learning for smart agriculture: Concepts, tools, applications, and opportunities

Nanyang Zhu^{1,2}, Xu Liu^{1,2}, Ziqian Liu^{1,2}, Kai Hu^{1,2}, Yingkuan Wang³, Jinglu Tan⁴, Min Huang¹,

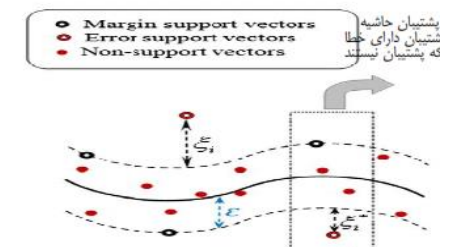
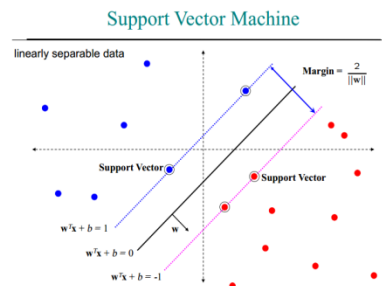


• معرفی خلاصه الگو غیر خطی ماشین بردار پشتیبان

- SVM یا ماشین بردار پشتیبان ، یک دسته بند یا مرزی است که با معیار قرار دادن بردارهای پشتیبان ، بهترین دسته بندی و تفکیک بین داده ها را برای ما مشخص می کند .
- در SVM فقط داده های قرار گرفته در بردارهای پشتیبان مبنای یادگیری ماشین و ساخت مدل قرار می گیرند و این الگوریتم به سایر نقاط داده حساس نیست و هدف آن هم یافتن بهترین مرز در بین داده هاست به گونه ای که بیشترین فاصله ممکن را از تمام دسته ها (بردارهای پشتیبان آنها) داشته باشد.
- یک راه ساده برای انجام اینکار و ساخت یک دسته بند بهینه ، محاسبه فاصله ی مرزهای به دست آمده با بردارهای پشتیبان هر دسته (مرزی ترین نقاط هر دسته یا کلاس) و در نهایت انتخاب مرزیست که از دسته های موجود، مجموعاً بیشترین فاصله را داشته باشد که در شکل فوق خط میانی ، تقریب خوبی از این مرز است که از هر دو دسته فاصله ی زیادی دارد . این عمل تعیین مرز و انتخاب خط بهینه (در حالت کلی ، ابر صفحه مرزی) به راحتی با انجام محاسبات ریاضی نه چندان پیچیده قابل پیاده سازی است.

• Machine Support Vector

- اگر داده ها به صورت خطی قابل تفکیک باشند، الگوریتم فوق می تواند بهترین ماشین را برای تفکیک داده ها و تعیین دسته یک رکورد داده، ایجاد کند اما اگر داده ها به صورت خطی توزیع شده باشند (مانند شکل زیر (SVM) را چگونه تعیین کنیم ؟
- در این حالت، ما نیاز داریم داده ها را به کمک یک تابع ریاضی (Kernel functions) به یک فضای دیگر ببریم (نگاشت کنیم که در آن فضا، داده ها تفکیک پذیر باشند و بتوان SVM آنها را به راحتی تعیین کرد. تعیین درست این تابع نگاشت در عملکرد ماشین بردار پشتیبان موثر است که در ادامه به صورت مختصر به آن اشاره شده است.



• معرفی بسیار خلاصه شبیه سازی مونت کارلو:

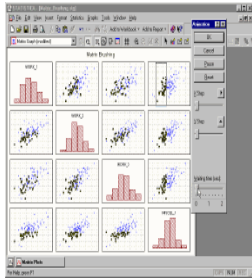
- به صورت کلی، روش مونت کارلو (یا شبیه سازی مونت کارلو) به هر تکنیکی اطلاق می شود که از طریق نمونه سازی آماری، پاسخ های تقریبی برای مسائل کمی فراهم می کند. شبیه سازی مونت کارلو بیشتر برای توصیف روشی جهت انتشار عدم قطعیت های موجود در ورودی مدل به عدم قطعیت ها در خروجی مدل، به کار می رود. بنابراین مونت کارلو، شبیه سازی ای است که صریحا و به صورت کمی، عدم قطعیت را نمایش می دهد. شبیه سازی مونت کارلو متکی به فرآیند نمایش صریح عدم قطعیت با تعیین ورودی ها به عنوان توزیع های احتمال است. اگر ورودی های توصیف کننده یک سیستم، غیرقطعی باشند، آنگاه پیش بینی عملکرد پیش رو الزاما غیرقطعی است. این بدان معنی است که نتیجه هر گونه تحلیل مبتنی بر ورودی های نمایش داده شده با توزیع های احتمال، خود یک توزیع احتمال است.
- به منظور محاسبه توزیع احتمال کارایی پیش بینی شده، لازم است تا عدم قطعیت های ورودی به عدم قطعیت های خروجی منتقل شود. متدهای گوناگی برای انتقال عدم قطعیت وجود دارند. شبیه سازی مونت کارلو احتمالا رایج ترین تکنیک برای انتشار عدم قطعیت موجود در جنبه های مختلف یک سیستم به کارایی پیش بینی شده است.

مدل گرادیان تقریب یافته



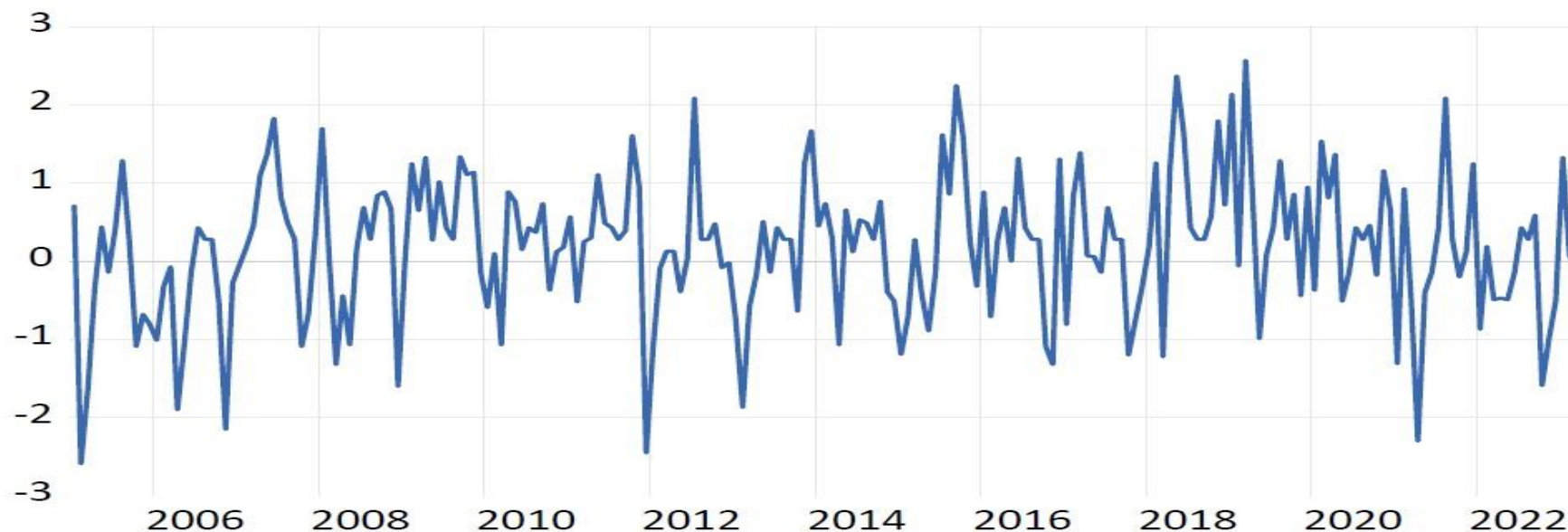
نتایج و بحث حاصل از

مدل های هیبریدی علم داده و الگوریتم ماشین هوشمند در پیش بینی شاخص خشکسالی

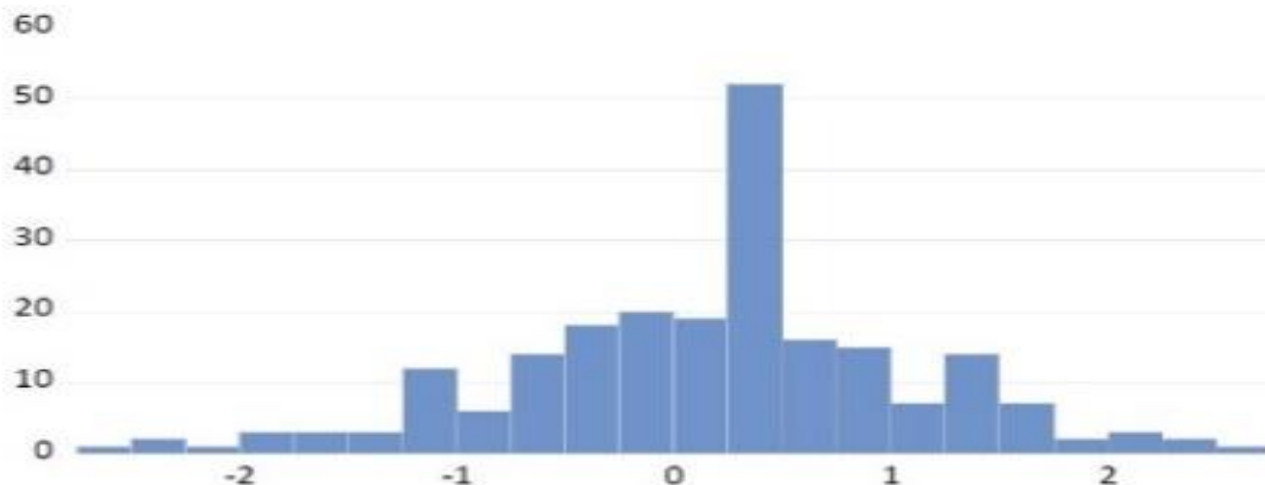


بررسی ویژگی های سری زمانی داده های شاخص خشکسالی

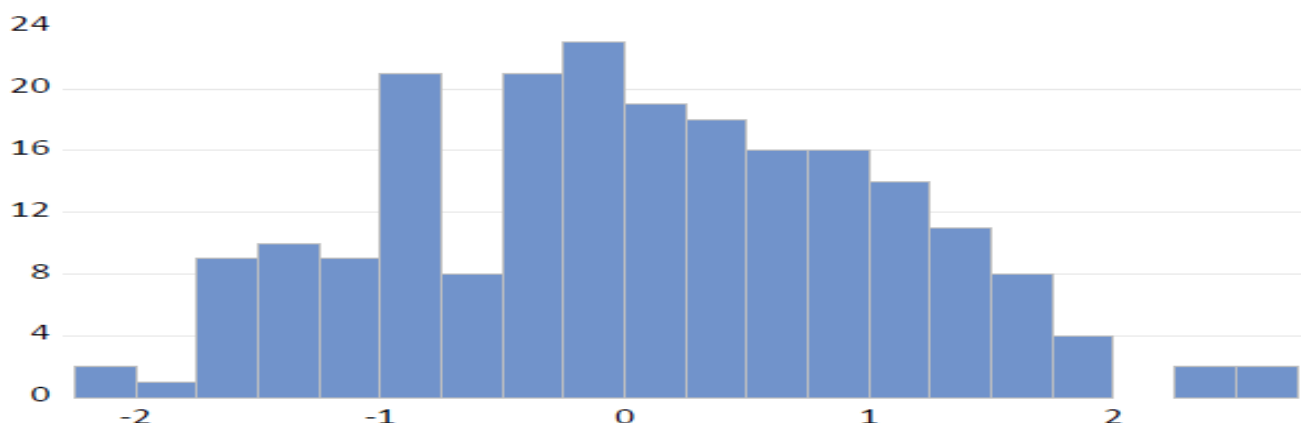
در شکل (۱) طی دوره زمانی ۱۳۸۳ / ۱۰ / ۱۲ تا ۱۴۰۱ / ۱۰ / ۱۰ (معادل ۲۰۰۵-۲۰۲۳) داده های مورد بحث در انجام این مطالعه ارائه شده است.



ادامه بررسی ویژگی های سری زمانی داده های شاخص خشکسالی



Series: SERIES03	
Sample 2005M01 2023M05	
Observations 221	
Mean	0.169231
Median	0.280000
Maximum	2.570000
Minimum	-2.590000
Std. Dev.	0.909627
Skewness	-0.263675
Kurtosis	3.462357
Jarque-Bera	4.529334
Probability	0.103865



Series: SERIES03	
Sample 2005M03 2022M12	
Observations 214	
Mean	0.075561
Median	0.065000
Maximum	2.660000
Minimum	-2.100000
Std. Dev.	0.978089
Skewness	0.128718
Kurtosis	2.525097
Jarque-Bera	2.601938
Probability	0.272268

نمودار ۲- نمودار آماری و نرمالیت شاخص خشکسالی به ترتیب یک و سه ماهه

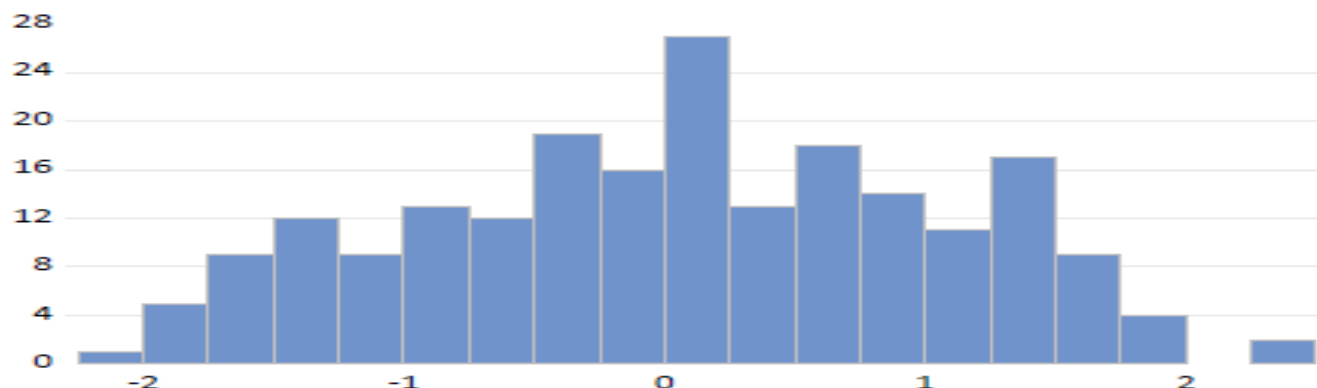
منبع: یافته های پژوهش

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



ادامه بررسی ویژگی های سری زمانی داده های شاخص خشکسالی



Series: SERIES03
Sample 2005M06 2022M12
Observations 211

Mean 0.067488
Median 0.120000
Maximum 2.440000
Minimum -2.220000
Std. Dev. 1.001683
Skewness -0.079922
Kurtosis 2.268518

Jarque-Bera 4.928749
Probability 0.085062



Series: WSPI6
Sample 2005M06 2022M12
Observations 211

Mean 0.067488
Median 0.074980
Maximum 2.251875
Minimum -1.943673
Std. Dev. 0.961255
Skewness -0.032614
Kurtosis 2.309518

Jarque-Bera 4.228971
Probability 0.120695

نمودار ۳- نمودار آماری و نرمالیت شاخص خشکسالی ساده و نوفه

زدایی شده شاخص شش ماهه

منبع: یافته های پژوهش

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



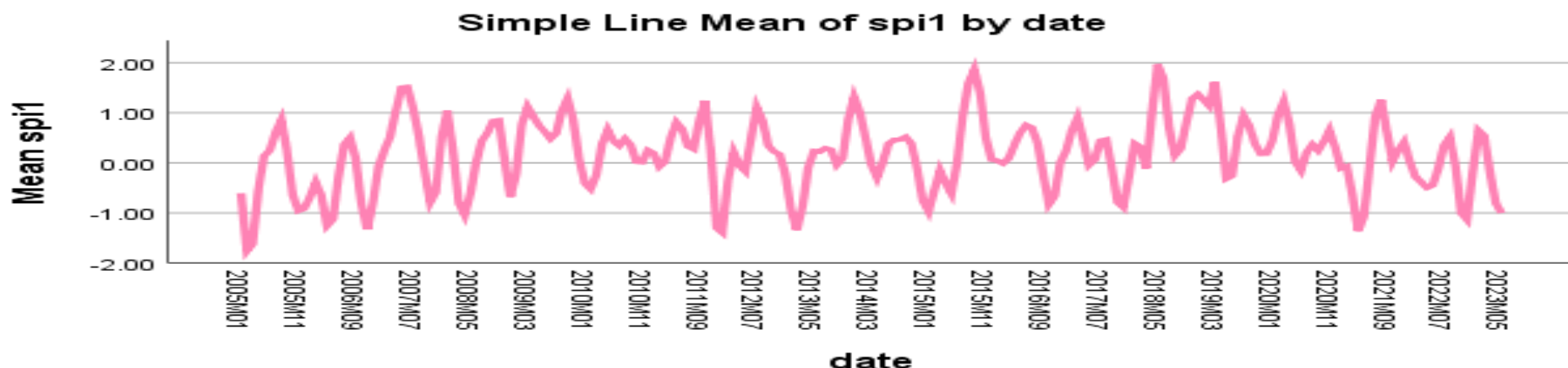


به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

نتایج آزمون مقادیر بحرانی شاخص خشکسالی با مقیاس زمانی یک ماهه طی دوره منتخب

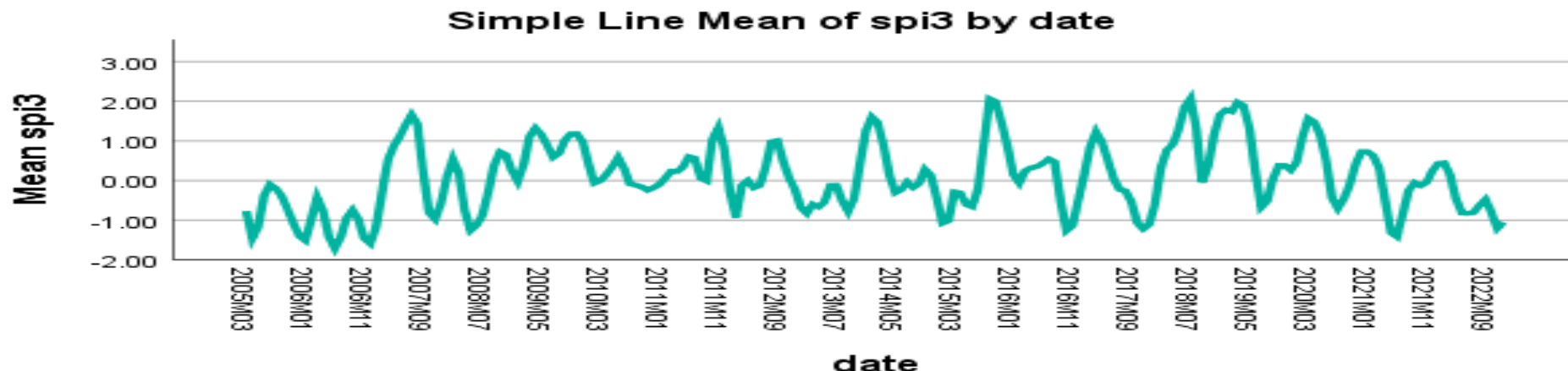
SPI	تاریخ	ردیف	کمترین مقادیر	SPI	تاریخ	ردیف	بیشترین مقادیر
-1.76	2005M02	1		1.97	2018M05	1	
-1.62	2005M03	2		1.86	2015M09	2	
-1.39	2012M01	3		1.68	2018M06	3	
-1.36	2021M04	4		1.61	2019M03	4	
-1.34	2013M02	5		1.60	2015M08	5	

منبع: یافته‌های پژوهش



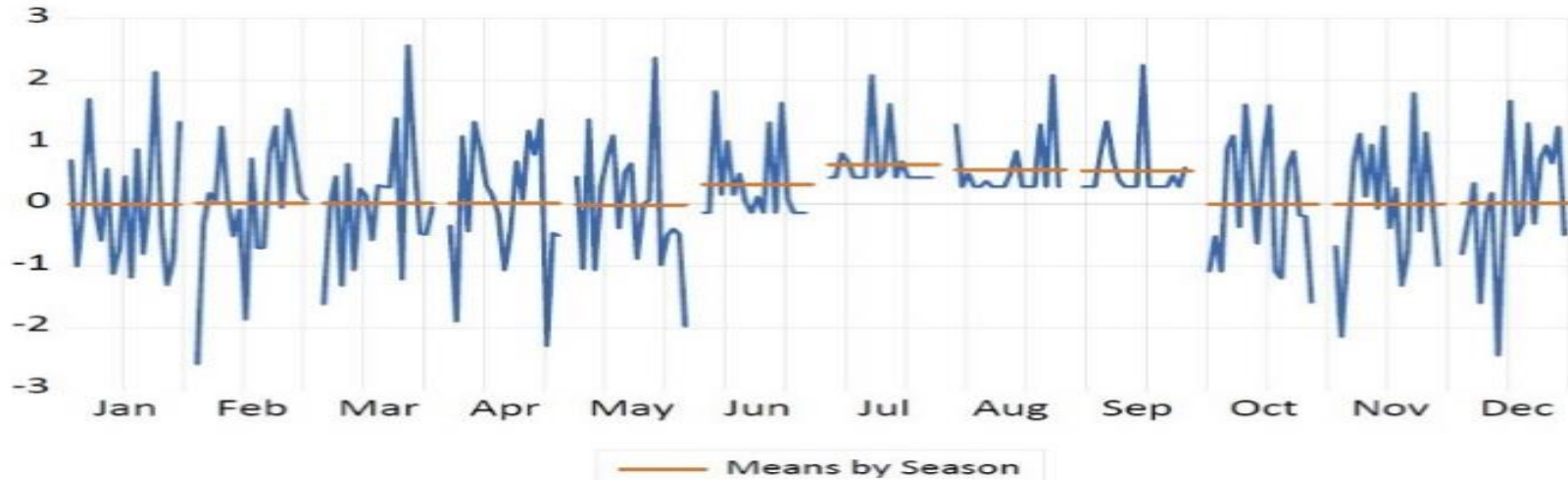
بیشترین مقادیر	ردیف	تاریخ	مقدار قیمت	کمترین مقادیر	ردیف	تاریخ	مقدار قیمت
	1	2015M09	2.06		1	2006M06	-1.70
	2	2018M07	2.06		2	2006M12	-1.59
	3	2015M10	1.99		3	2006M01	-1.51
	4	2019M03	1.97		4	2006M11	-1.46
	5	2019M04	1.89		5	2005M04	-1.45

منبع: یافته‌های پژوهش

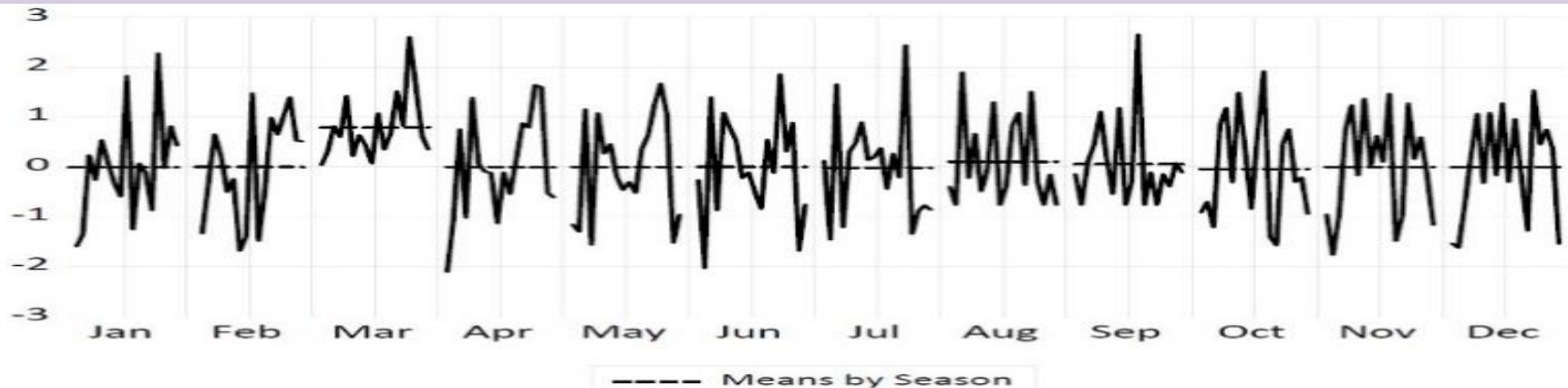


به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

نتایج بررسی ویژگی های ایستگاهی همدیدی خشکسالی های هواشناسی در مقیاس های یک و سه ماهانه طی دوره منتخب



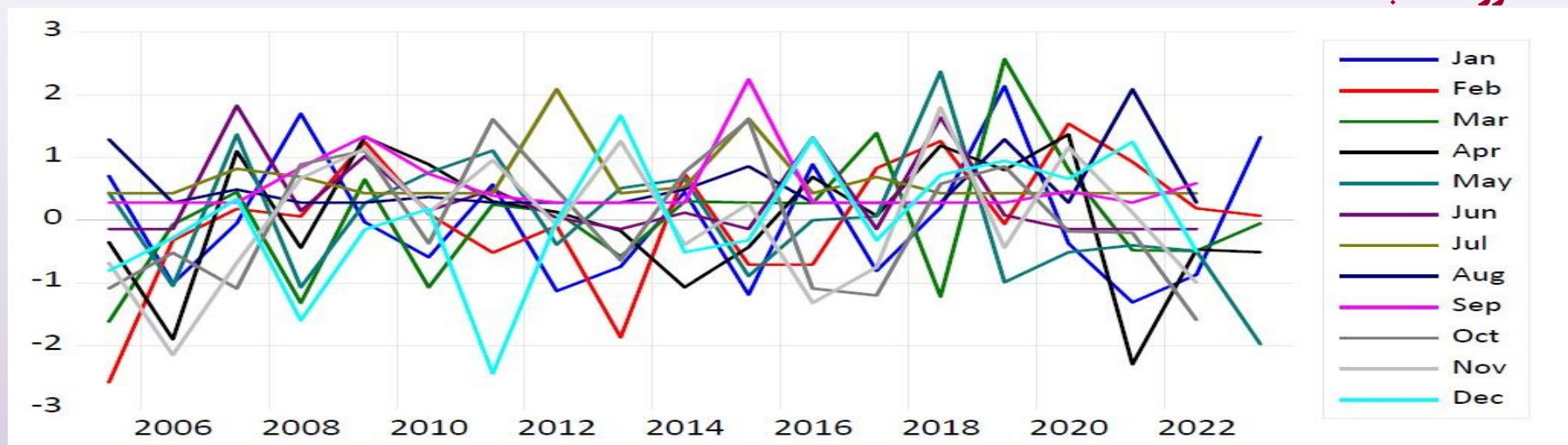
منبع: یافته های پژوهش



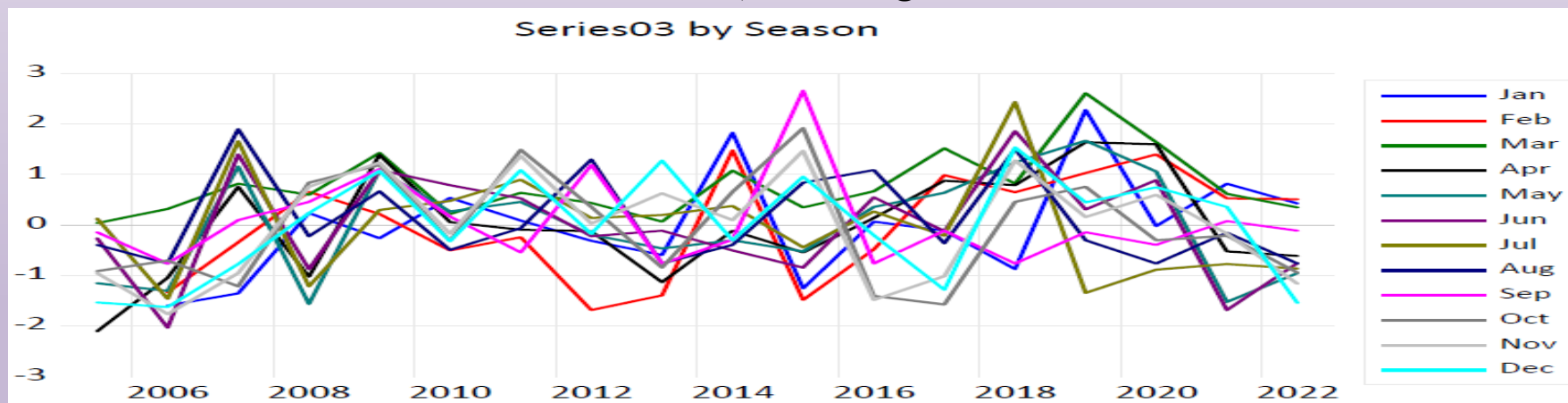
منبع: یافته های پژوهش

به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

نتایج بررسی ویژگی های سالانه ایستگاهی همدیدی خشکسالی های هواشناسی در مقیاس های یک و سه ماهانه طی دوره منتخب



منبع: یافته های پژوهش



منبع: یافته های پژوهش

نتیجه گیری از پردازش اولیه آماری :

✓ در یک فرآیند تطبیقی می توان به این نتیجه رسید که وضعیت خشکسالی در این ایستگاه، به طور غالب (افزایشی) است. بطوریکه، اوج بارش و ترسال را در سال ۲۰۱۹-۲۰۱۸ دیده می شود

✓

✓ و بعد از آن روند بارش کاهش پیدا کرده است و به نوعی هر چه به سال های ۲۰۲۱-۲۰۲۰ نزدیک می شود شرایط احتمال افزایش خشکسالی در این ایستگاه افزایش می یابد.

✓ ذکر این نکته ضروری است که در بررسی سیستم طبقه بندی شاخص SPI در سایر مقیاس های زمانی به مانند ۱۲ و ۱۸ ماهه، نیز با وجود کاهش شدید احتمال سال های مرطوب اثبات می باشد. (به منظو است)

یجه فوق به راحتی قابل شده لیکن بیان نشده



اقتصاد سنجی – آزمون ریشه واحد:

برای مطالعه ای ایستایی متغیر پژوهش از آزمون ریشه واحد (دیکی فولر تعمیم یافته) استفاده شده است. فرض صفر و فرض مقابل این آزمون به شرح زیر است:

H_0 : سری زمانی شاخص خشکسالی به ترتیب یک ماهه و سه ماهه و شش ماهه دارای خاصیت ریشه واحد (گام تصادفی) یا به عبارت بهتر نامانا (ناایستا) است.

H_1 : سری زمانی شاخص شاخص خشکسالی به ترتیب یک ماهه و سه ماهه فاقد خاصیت ریشه واحد (گام تصادفی) یا به عبارت بهتر مانا (ایستا) است.

جدول ۴ – یافته های حاصل از آزمون ریشه واحد برای شاخص خشکسالی ۱ ماهه

متغیر	نوع آزمون	آماره t	سطح خطا	سطح معنی داری
شاخص خشکسالی یک ماهه	ریشه واحد (دیکی فولر تعمیم یافته)	-9522/10		000/0
		-4600/3	1%	
		-8744/2	5%	
		-5737/2	10%	

جدول ۵ – یافته های حاصل از آزمون ریشه واحد برای شاخص خشکسالی ۳ ماهه

متغیر	نوع آزمون	آماره t	سطح خطا	سطح معنی داری
شاخص خشکسالی سه ماهه	ریشه واحد (دیکی فولر تعمیم یافته)	-۲۵۲۱/۶		۰۰۰/۰
		-۴۶۱۰/۳	۱٪	
		-۸۷۴۹/۲	۵٪	
		-۵۷۳۹/۲	۱۰٪	

جدول ۵- یافته های حاصل از آزمون ریشه واحد برای شاخص خشکسالی شش ماهه

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on SERIES03

Null Hypothesis: SERIES03 has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.318513	0.0005
Test critical values:	1% level	-3.461478
	5% level	-2.875128
	10% level	-2.574090
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

پس متغیر سری زمانی شاخص خشکسالی به ترتیب برای دوره یک ماهه و سه ماهه و شش ماهه مانا است. که نشان می دهد که تمامی سری های زمانی مورد بررسی در سطح از مانایی برخوردارند. در حالت کلی شاخص های فوق در این سطح از فرآیند گام تصادفی پیروی نکرده و احتمال وجود فرآیند آشوب گونه را تأیید می کند.

اقتصاد سنجی – آزمون بی دی اس

این آزمون را بروک و دی کرت و شینکمن در سال ۱۹۸۷ معرفی کردند. این آزمون بر مبنای انتگرال همبستگی عمل می کند که تصادفی بودن فرآیند ایجادکننده یک سری زمانی را در مقابل وجود همبستگی کلی در آن ارزیابی می کند. این آزمون به خوبی برای ارزیابی وجود فرآیند غیرخطی کلی از جمله فرآیند آشوب گونه در سری زمانی شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه و سه ماهه مورد استفاده قرار می گیرد.

H: سری زمانی شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه و سه ماهه و شش ماهه به ترتیب از فرآیند خطی تصادفی پیروی می کند.

H: سری زمانی شاخص شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه و سه ماهه و شش ماهه به ترتیب از فرآیند خطی تصادفی پیروی نمی کند.

بیان این نکته ضروری است که سیستم هایی که به کمک نظریه های آشوب تحلیل می شوند، دارای روابط غیرخطی هستند. در این ارتباط به واقع آزمون بی دی اس، آزمونی برای تشخیص روند غیرخطی است. این آزمون در حقیقت برای تشخیص مستقل و هم توزیع بودن متغیرها مورد استفاده قرار می گیرد (سلامی، ۱۳۸۲). اگر این آزمون بر پسماندهای یک مدل خطی اعمال شود و تصادفی بودن آنها تأیید گردد به معنی نیکویی برازش مدل خطی است. در غیر این صورت بیان گر غیرخطی بودن فرآیند مولد داده ها (آشوبناکی داده ها) است (مشیری، ۱۳۸۴).

به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

اقتصاد سنجی –
آزمون بیداس
به ترتیب برای
مقیاس زمانی یک
ماهه و سه ماهه

BDS Test for WSPI1F

Date: 09/11/23 Time: 15:09

Sample: 2005M01 2023M05

Included observations: 221

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.	
2	0.074019	0.004531	16.33638	0.0000	
3	0.109268	0.007192	15.19220	0.0000	
4	0.127576	0.008553	14.91674	0.0000	
5	0.129261	0.008900	14.52293	0.0000	
6	0.124504	0.008570	14.52872	0.0000	
Raw epsilon		1.039839			
Pairs within epsilon		34361.00	V-Statistic	0.703528	
Triples within epsilon		5705135.	V-Statistic	0.528554	
Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))^k
2	13753.00	0.570901	16981.00	0.704898	0.496882
3	11034.00	0.462235	16870.00	0.706715	0.352966
4	8884.000	0.375597	16692.00	0.705703	0.248021
5	7108.000	0.303294	16520.00	0.704898	0.174033
6	5720.000	0.246339	16349.00	0.704091	0.121836

BDS Test for SERIES03

Date: 07/09/23 Time: 10:36

Sample: 2005M03 2022M12

Included observations: 214

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.	
2	0.060194	0.003678	16.36389	0.0000	
3	0.095173	0.005844	16.28537	0.0000	
4	0.108487	0.006954	15.60124	0.0000	
5	0.110303	0.007241	15.23409	0.0000	
6	0.103026	0.006975	14.77140	0.0000	
Raw epsilon		1.475962			
Pairs within epsilon		32288.00	V-Statistic	0.705040	
Triples within epsilon		5134632.	V-Statistic	0.523924	
Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))^k
2	12607.00	0.558375	15936.00	0.705820	0.498182
3	10030.00	0.448449	15811.00	0.706921	0.353275
4	7948.000	0.358745	15670.00	0.707290	0.250259
5	6267.000	0.285578	15491.00	0.705901	0.175275
6	4924.000	0.226537	15339.00	0.705696	0.123511

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



BDS Test for SERIES03
Date: 07/09/23 Time: 10:49
Sample: 2005M06 2022M12
Included observations: 211

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.
2	0.098315	0.003391	28.99146	0.0000
3	0.163360	0.005359	30.48383	0.0000
4	0.196027	0.006342	30.90956	0.0000
5	0.209203	0.006568	31.85342	0.0000
6	0.208783	0.006292	33.18169	0.0000

Raw epsilon	1.519411		
Pairs within epsilon	31233.00	V-Statistic	0.701534
Triples within epsilon	4854045.	V-Statistic	0.516721

Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))/k
2	12987.00	0.591798	15416.00	0.702483	0.493483
3	11142.00	0.512606	15307.00	0.704223	0.349246
4	9573.000	0.444677	15202.00	0.706150	0.248650
5	8208.000	0.384973	15059.00	0.706299	0.175769
6	7043.000	0.333554	14926.00	0.706891	0.124771

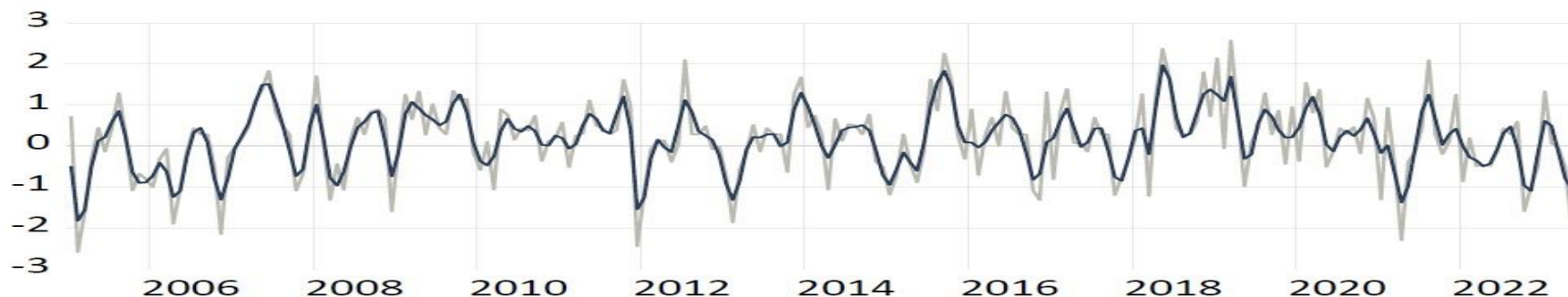
با توجه به یافته های حاصل از آزمون بی دی اس فرضیه ی صفر این آزمون در مورد هر دو شاخص خشکسالی رد می شود. لازم به ذکر است که فرضیه ی صفر به معنی فرآیند خطی تصادفی بودن سری زمانی شاخص خشکسالی تواتر یک و سه ماهه است؛ بنابراین می توان به وجود فرآیندی غیر خطی در سری مذکور پی برد که ممکن است فرآیندی آشوب گونه داشته باشد. اگر در زمان در یافته های آزمون بی دی اس تصادفی بودن پسماندهای یک سری در بعدهای بیش از دو رد شود، احتمال غیر خطی بودن آن سری زیاد خواهد بود. و به کارگیری مدل های هوشمند غیر خطی در این خصوص به عنوان یک ابزار مناسب قابل ارزیابی است.

جمهوری اسلامی ایران

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



Wavelet Shrinkage Estimator



Wavelet Shrinkage Estimator: Noise



نمودار (۹): سری زمانی شاخص خشکسالی یک ماهه و مولفه نوفه زدایی شده توسط موجک دابشیز ۲ با

سطح بهینه ۲

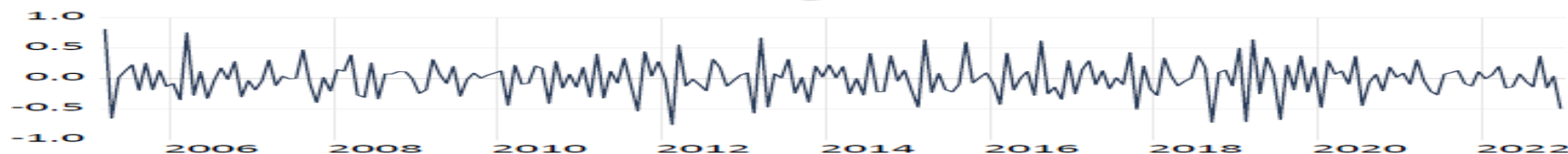
ماخذ: یافته‌های پژوهش

Wavelet Shrinkage Estimator
Series: SERIES03
Date: 07/10/23 Time: 08:06
Decomposition: Maximum overlap discrete wavelet transform - MODWT.
(max scale = 1)
Filter: Haar
Sample: 2005M03 2022M12
Included observations: 214
Threshold type: Soft
Threshold limit: Universal
Wavelet coefficient variance: Median (Gaussian)

Wavelet Shrinkage Estimator



Wavelet Shrinkage Estimator: Noise



سری زمانی شاخص خشکسالی سه ماهه و مولفه نوفه زدایی شده توسط موجک هار ۲ با سطح بهینه ۱
ماخذ: یافته‌های پژوهش

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



Wavelet Shrinkage Estimator
Series: SERIES03
Date: 07/10/23 Time: 08:19
Decomposition: Maximum overlap discrete wavelet transform - MODWT.
(max scale = 1)
Filter: Daubechies 8
Sample: 2005M06 2022M12
Included observations: 211
Threshold type: Soft
Threshold limit: Universal
Wavelet coefficient variance: Median (Gaussian)

inkage Estimator



Wavelet Shrinkage Estimator: Noise



سری زمانی شاخص خشکسالی شش ماهه و مولفه نوفه زدایی
شده توسط موجک دابشیر ۶ با سطح بهینه ۱
ماخذ: یافته‌های پژوهش

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی





انتخاب وقفه بهینه با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک

پس از پردازش داده های شاخص خشکسالی با مقیاس های زمانی یک و سه و شش ماهه با استفاده از تابع موجک، از داده های نوفه زدایی شده برای ورودی مدل شبکه عصبی هوشمند عمیق استفاده می شود. اما یکی از مراحل مهم قبل از ساخت مدل پایه و پیش بینی شاخص خشکسالی، تعیین تعداد وقفه های بهینه موثر بر میزان افزایش دقت و پایداری نتایج است. در این مطالعه برای یافتن تعداد وقفه بهینه از الگوریتم ژنتیک استفاده شد، که یکی از نقاط قوت این مطالعه می باشد. نتایج حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک نشان داد که وقفه بهینه یک، بهترین متغیر ورودی (مابین ۴ وقفه انتخابی) برای پیش بینی شاخص خشکسالی مقیاس یک و وقفه دو برای مقیاس های سه و شش در دوره مورد بررسی است. **خطا زیادی**



است. ذکر این نکته ضروری است همواره استفاده می

نمونه کالیبره پارامترهای چند مدل یادگیری ماشین در برآورد مدل های منتخب

- تعداد درخت مورد نظر: ۹۰، میزان ماکزیمم عمق درخت: ۷،
- الگوریتم گرادیان تقرب یافته:
- نرخ یادگیری ۰.۱۱،
- پارامتر نمونه برداری ستونی: ۰.۹۲

الگوریتم جنگل تصادفی:

یکی دیگر از مدل های یادگیری رقیب منتخب در این مطالعه برای پیش بینی خشکسالی، مدل هیبریدی «تبدیل موجک-کدکننده خودکار-جنگل تصادفی» است. پس از چندین مرتبه آزمون و خطا در اجرای الگوریتم جنگل تصادفی، مقادیر بهینه پارامترهای مدل جنگل تصادفی به شرح ذیل تعیین شد:

- به صورتی که تعداد درخت مورد نظر: ۱۲۰
- قانون جداسازی: معیار نسبت افزایشی، میزان ماکزیمم عمق درخت: ۷
- مینیمم ضریب جداسازی: ۶
- حداقل سایز برگ ها: ۲

نرخ یادگیری ۰.۶ تعیین شد

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان:

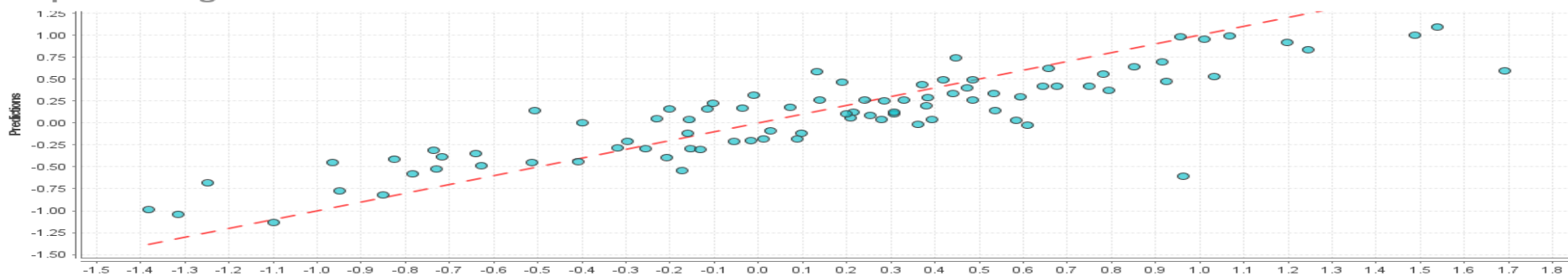
در جدول حاصل از کالیبره شدن پارامترها می توان به میزان عدد ۰.۰۰۵ برای گرادیان و عدد ۱۰۰ برای ثابت رسید. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای شاخص خشکسالی در نمودار (۱۶) ارائه شده است. بر اساس نتایج رگرسیون مدل های هیبریدی منتخب برای تواتر ماهانه به شرح ذیل می باشند:



به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

نتایج مربوط به کارگیری مدل های یادگیری ماشین در خصوص شاخص خشکسالی یک ماهه

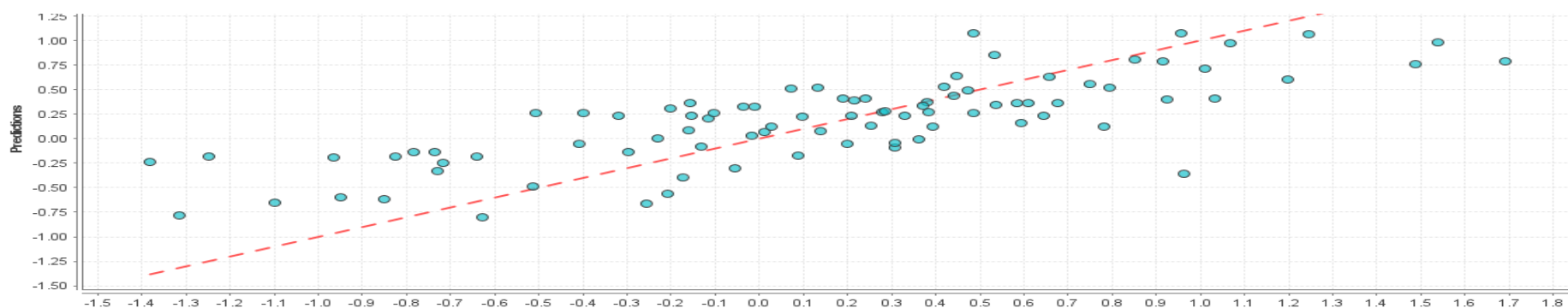
Deep Learning - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-DL برای شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه

منبع: یافته‌های تحقیق

Random Forest - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-RF برای شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه

منبع: یافته‌های تحقیق

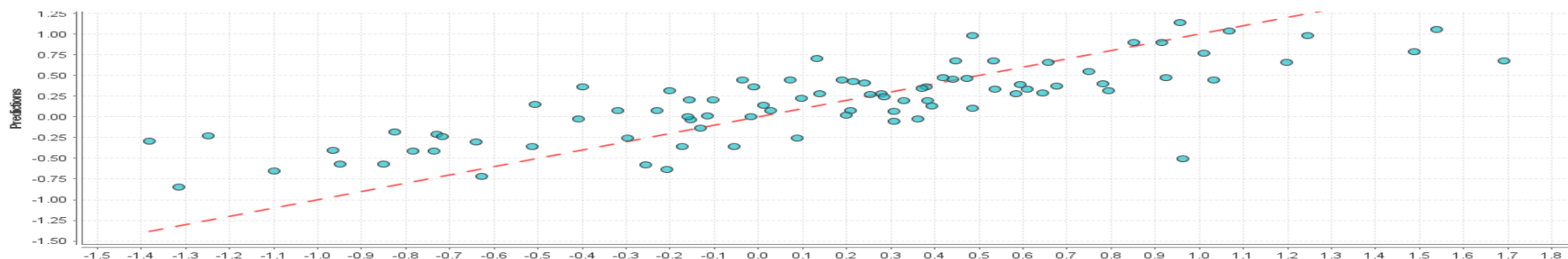
جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



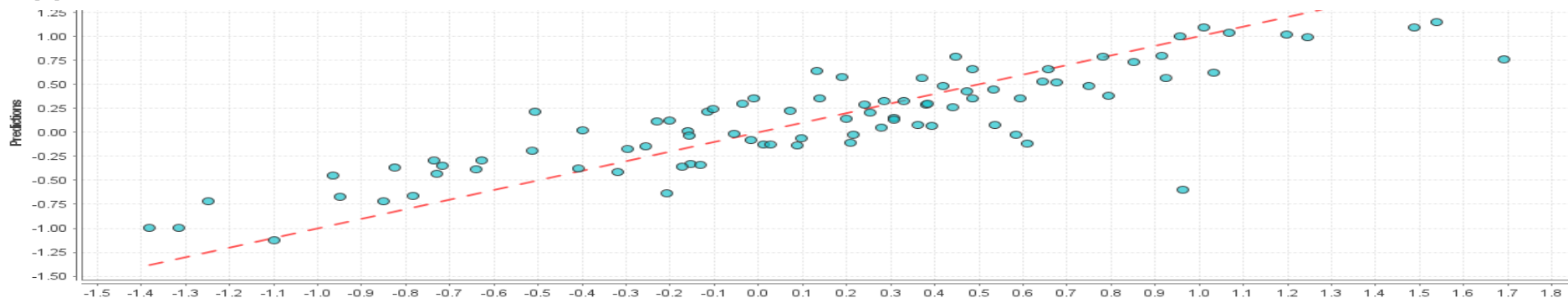
نتایج مربوط به کارگیری مدل های یادگیری ماشین در خصوص شاخص خشکسالی یک ماهه

Gradient Boosted Trees - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-XGBoost برای شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه
منبع: یافته‌های تحقیق

Support Vector Machine - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-SVM برای شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه
منبع: یافته‌های تحقیق

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

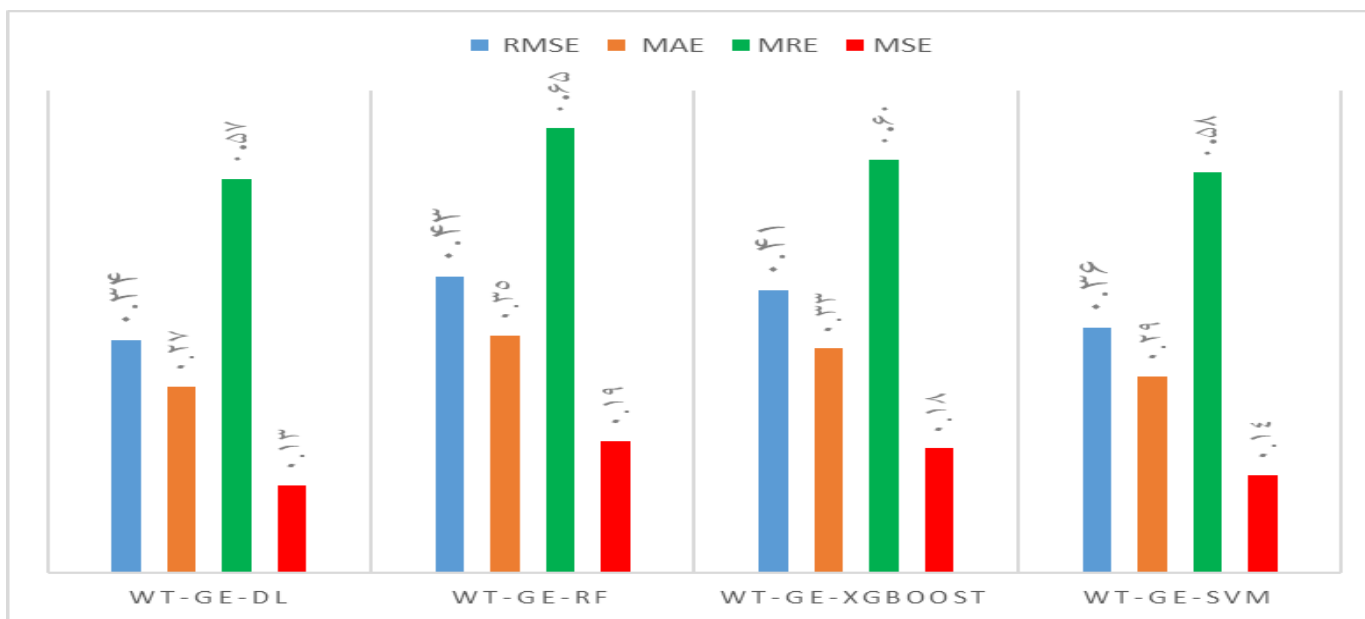
مؤسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



به کارگیری مدل های هوشمند هیبریدی در پیش بینی شاخص خشکسالی...

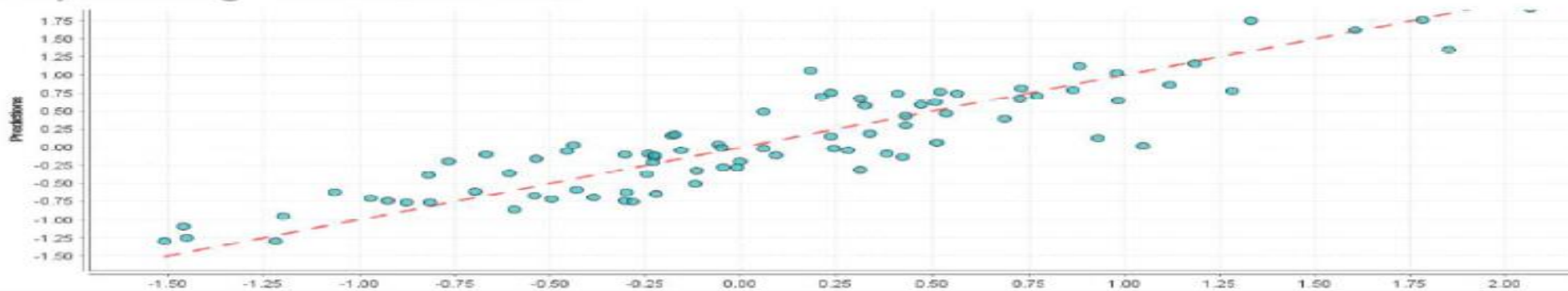
مقایسه مدل های هیبریدی منتخب برای مقیاس زمانی یک ماهه با استفاده از شاخص های نیکویی برازش

مدل منتخب	RMSE	MAE	MRE	MSE
WT-GE-DL	۰.۳۳۹	۰.۲۷۱	%۵۷.۳	۰.۱۲۸۰
WT-GE-RF	۰.۴۳	۰.۳۴۵	%۶۴.۶	۰.۱۹۲
WT-GE-XGBoost	۰.۴۱۱	۰.۳۲۶	%۶۰.۱	۰.۱۸۱
WT-GE-SVM	۰.۳۵۷	۰.۲۸۶	%۵۸.۲	۰.۱۴۲



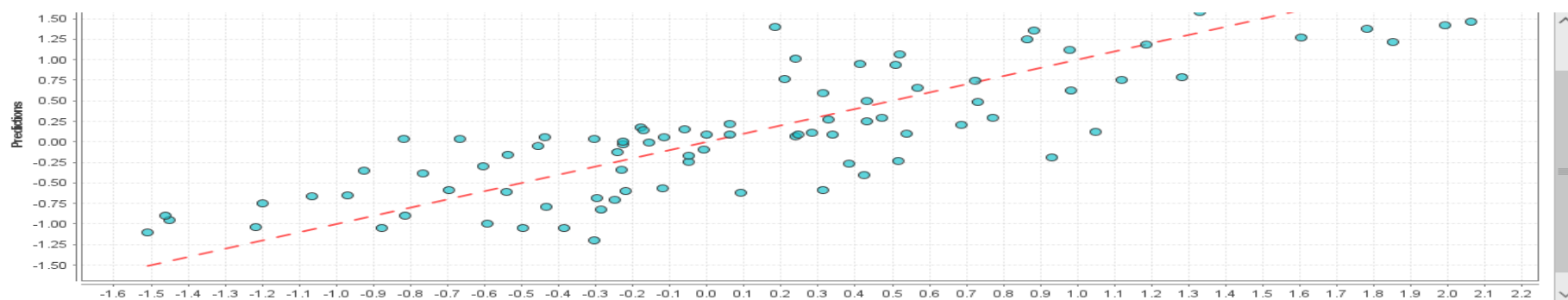


Deep Learning - Predictions Chart



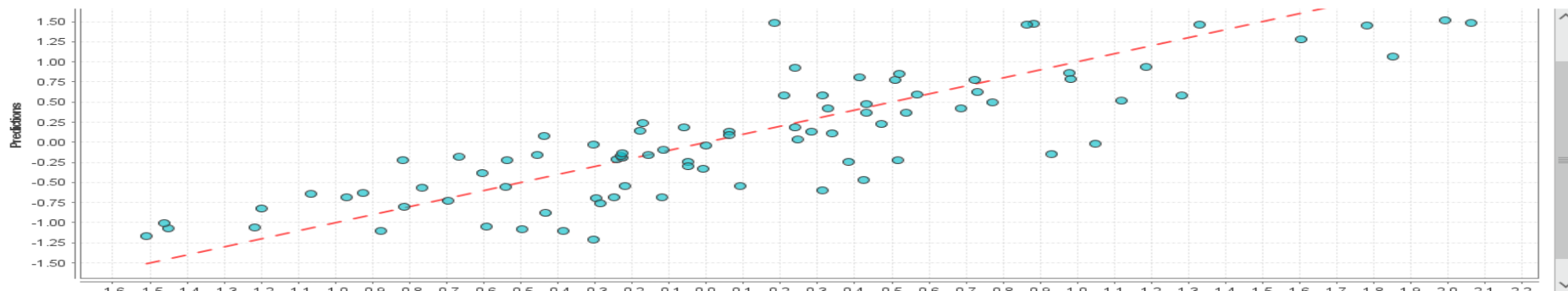
رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-DL برای شاخص خشکسالی با تواتر سه ماهه

Random Forest - Predictions Chart



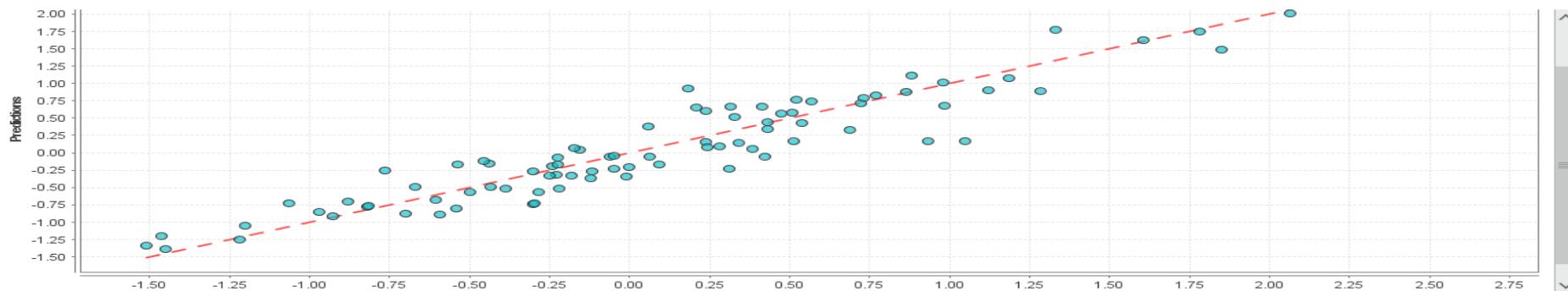
رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-RF برای شاخص خشکسالی با تواتر سه ماهه

Gradient Boosted Trees - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-XGBoost برای شاخص خشکسالی با تواتر سه ماهه

Support Vector Machine - Predictions Chart

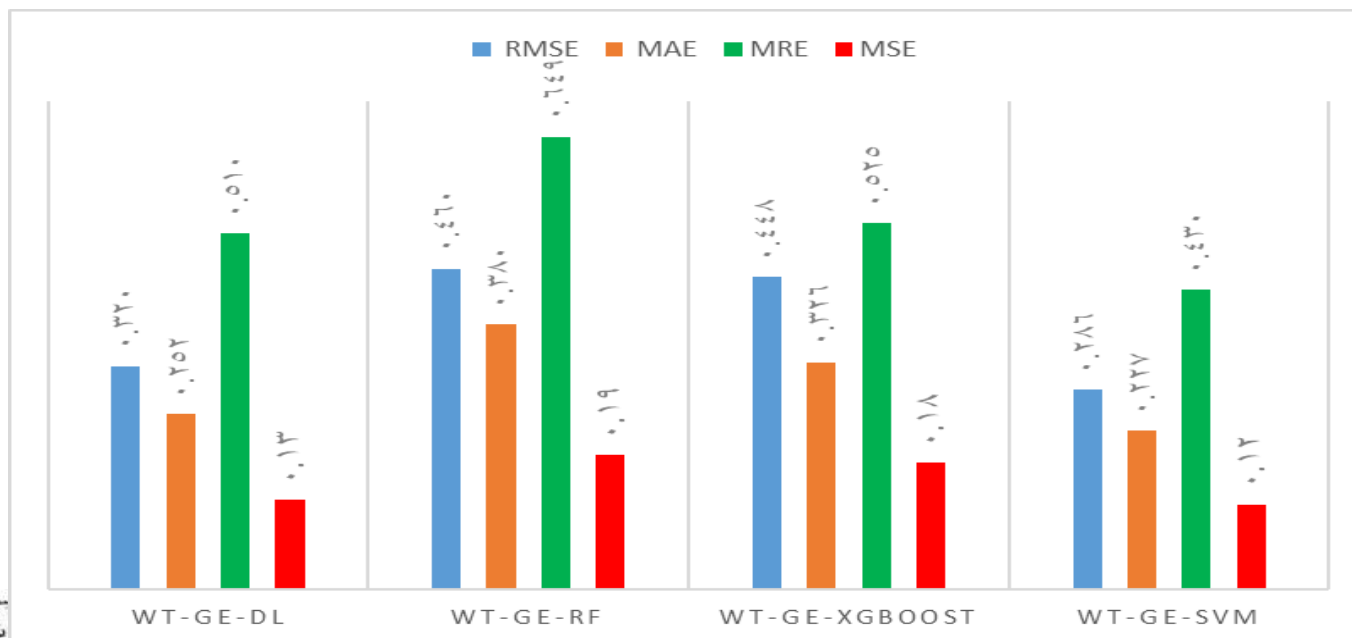


رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-SVM برای شاخص خشکسالی با تواتر سه ماهه

منبع: یافته‌های تحقیق

مقایسه مدل های هیبریدی منتخب برای مقیاس زمانی سه ماهه با استفاده از شاخص های نیکویی برازش

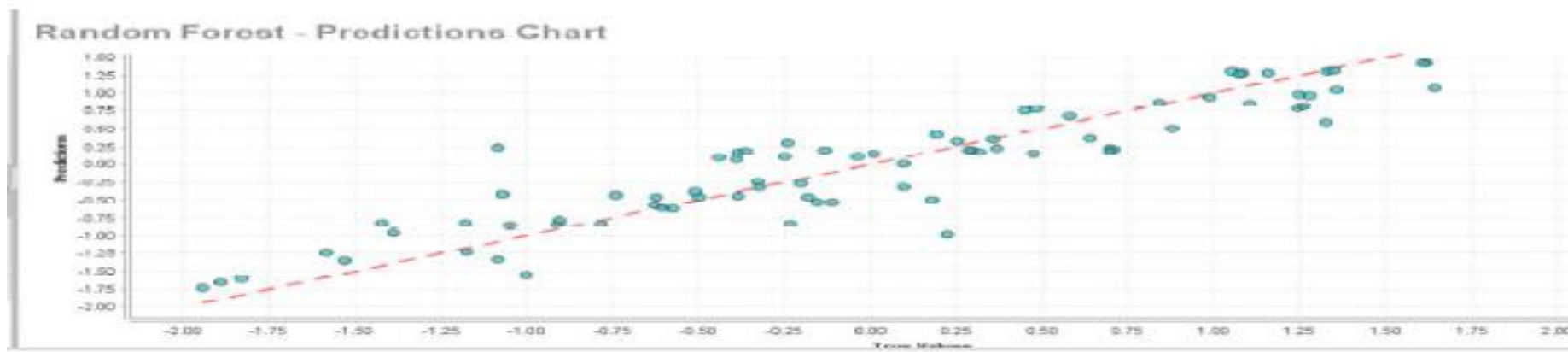
مدل منتخب	RMSE	MAE	MRE	MSE
WT-GE-DL	۰.۳۲	۰.۲۵۲	%۵۱	۰.۱۲۸۰
WT-GE-RF	۰.۴۶	۰.۳۸	%۶۴.۹	۰.۱۹۲
WT-GE-XGBoost	۰.۴۴۸	۰.۳۲۶	%۵۲.۵	۰.۱۸۱
WT-GE-SVM	۰.۲۸۶	۰.۲۲۷	%۴۳	۰.۱۲۲



نتایج مربوط به کارگیری مدل های یادگیری ماشین در خصوص شاخص خشکسالی شش ماهه



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-DL برای شاخص خشکسالی با تواتر شش ماهه
منبع: یافته‌های تحقیق



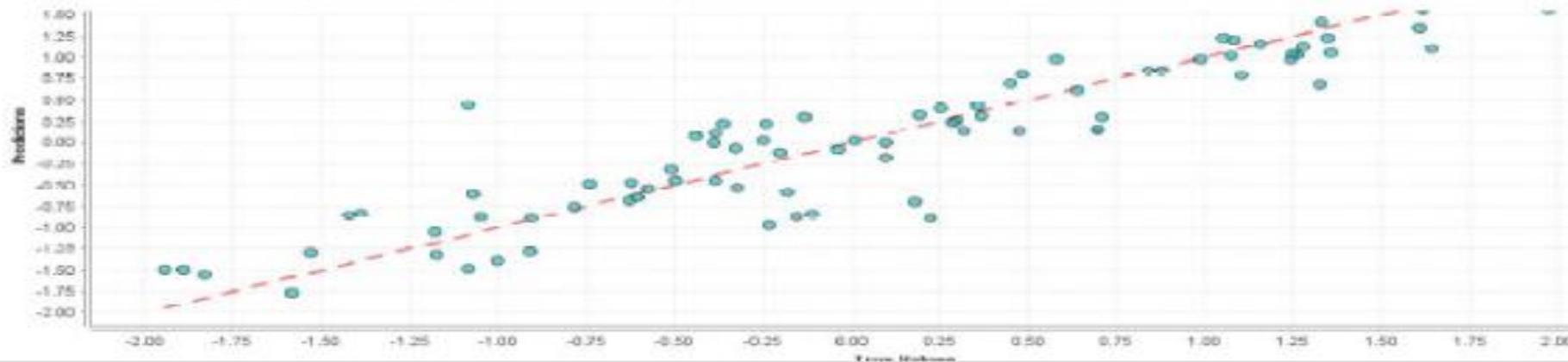
رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-RF برای شاخص خشکسالی با تواتر یک ماهه
منبع: یافته‌های تحقیق

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی

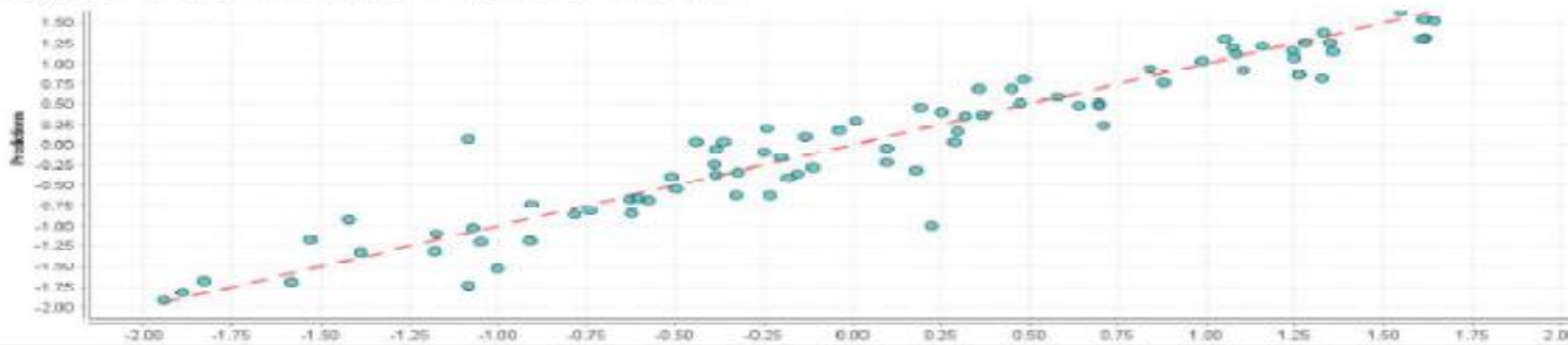
نتایج مربوط به کارگیری مدل های یادگیری ماشین در خصوص شاخص خشکسالی شش ماهه

Gradient Boosted Trees - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-XGBoost برای شاخص خشکسالی با تواتر شش ماهه

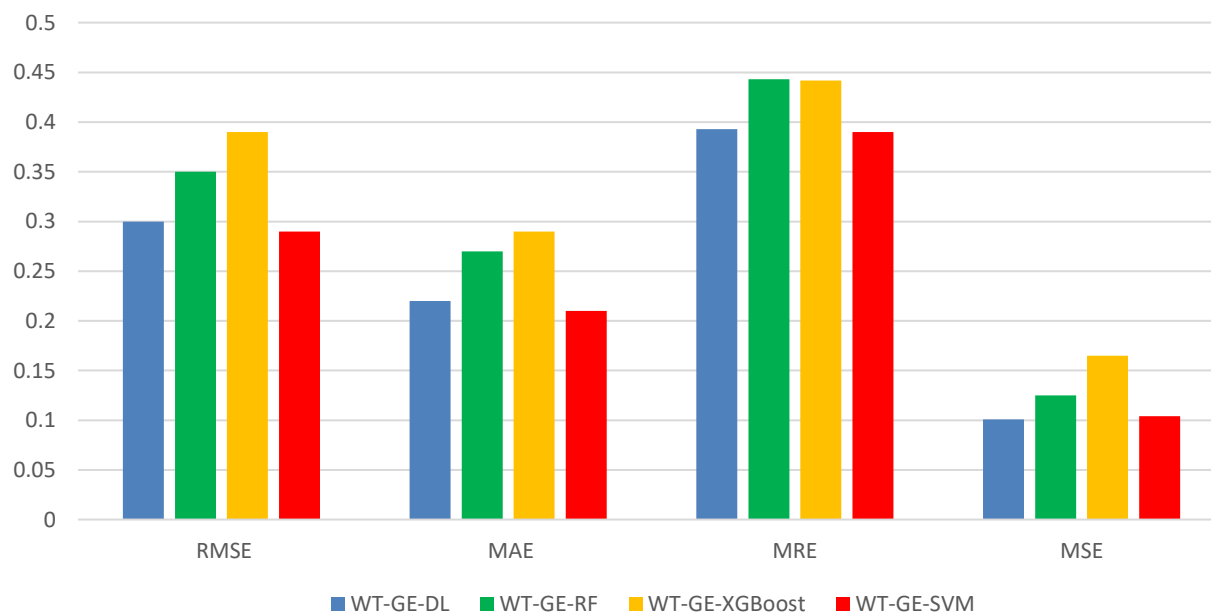
Support Vector Machine - Predictions Chart



رگرسیون هیبریدی مدل WT-GE-SVM برای شاخص خشکسالی با تواتر شش ماهه
منبع: یافته‌های تحقیق

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی
موسسه پژوهش‌های برنامه‌ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی

مدل منتخب	RMSE	MAE	MRE	MSE
WT-GE-DL	۰.۳۰	۰.۲۲	%۳۹.۳	۰.۱۰۱
WT-GE-RF	۰.۳۵	۰.۲۷	%۴۴.۳	۰.۱۲۵
WT-GE-XGBoost	۰.۳۹	۰.۲۹	%۴۴.۲	۰.۱۶۵
WT-GE-SVM	۰.۲۹	۰.۲۱	%۳۹	۰.۱۰۴





نتایج مربوط به خطای پیش بینی ماه های آتی (خارج از نمونه) بوسیله شاخص شاخص خشکسالی یک ماهه

تاریخ آینده	مقادیر قیمت نمونه	پیش بینی خارج از	مقادیر واقعی	درصد اختلاف
06/2023	0.39		0.48	-0.09
07/2023	0.26		0.34	-0.08
08/2023	0.24		0.28	-0.04

SPI	طبقه خشکسالی
> 2	ترسالی بسیار شدید
$1.5 - 1.99$	خیلی مرطوب
$1 - 1.49$	ترسالی متوسط
$-0.99 - 0.99$	تقریباً نرمال
$-1 - 1.49$	خشکسالی متوسط
$-1.5 - 1.99$	خشکسالی شدید
$-2 \leq$	خشکسالی بسیار شدید

جمهوری اسلامی ایران
وزارت جهاد کشاورزی

موسسه پژوهش های برنامه ریزی،
اقتصاد کشاورزی و توسعه روستایی



APERDRI



پیشنهادهای



پیشنهادهای



• برآورد خشکسالی جدید حاصل از پیش بینی با مدل هیبریدی «تبدیل موجک-ژنتیک-شبکه عمیق» می تواند به عنوان یک شاخص اطمینان به عنوان یک ابزار محاسباتی کارا در مدیریت خشکسالی برای مناطق کشت دیم با امکان در دسترس قرار گرفتن برای مدیران و کارشناسان بخش کشاورزی و اقلیم از این نتایج در مقیاس های زمانی مختلف (با توجه به اثرات حاصل در مناطق مختلف کشور) می توان مهیا نمود.

• با توجه به خصوصیات هر یک از محصولات کشاورزی می توان اجزاء متشکل در مدل هیبریدی پیشنهاد شده را برای دستیابی به یک مدل مناسب استفاده نمود. به بیان دیگر، در مدل هیبریدی از روش تبدیل موجک برای نوفه زدایی داده ها، از شبکه ژنتیک برای پیدا کردن بیشترین تاثیر وقفه های متغیرهای موثر، از پیش بینی خارج از نمونه و نیز از فرآیند مونت کارلو برای یافتن محتمل ترین درجه خشکسالی (قابل وقوع در آینده) استفاده کرد و نهایتاً با برخورداری از نتایج این احتمال با برخورداری از داده های شاخص خشکسالی یک ماهه نسبت به پیش بینی ماه های آتی اقدام نمود. پر واضح است که سیستم فوق می تواند به عنوان پایش روندهای خشکسالی در اراضی کشاورزی و تاثیر آن بر محیط زیست تحت عنوان رفتارهای پیشگیری و هشدار دهنده (EWS) در سطوح برنامه ریزی کلان در توسعه و مدیریت ریسک اقدام نمود.



تکمیل و طراحی حلقه های زنجیره ارزش برای یک سیستم استاندارد (بر پایه اصول علوم اقتصاد سنجی، مدل های هوشمند غیرخطی و داده کاوی و یادگیری ماشین) منطبق با شرایط و نیازهای تغییر اقلیم کشور با دستیابی به ثبت رکوردهای دقیق نتایج در مقایسه با روش های آماری (وجود محدودیت های زیاد) یکی از اهداف اصلی اجرای این مطالعه می باشد که در راستای این توانمندی، ساخت مدل نهایی به منظور ارائه برای سایر مناطق کشور مد نظر قرار گرفته و به آن نایل شده است.

- یکی از نوآوریهای مهم در انجام این مطالعه به کارگیری روش الگوریتم ژنتیک به منظور تشخیص بهترین وقفه برای شاخص خشکسالی برای تواتر های ۱ و ۳ و ۶ ماهه است که به جهت نیاز واقعی به منظور رفع محدودیت به کارگیری روش مرسوم آزمون و خطا (ایجاد خطا و کاهش دقت) به یک ضرورت مطرح می شود و پیشنهاد می شود در مطالعات آینده از سایر تکنیک های بهینه یابی مانند روش دکودر شبکه عمیق (روش شناسایی هوشمند متغیرهای پراهمیت موجود در الگوریتم عمیق) استفاده و منتجا نتایج میزان دقت مقایسه شود .



1. با توجه به وجود رفتارهای آشوبناک (غیر خطی) در میزان بارندگی مناطق مختلف کشور بالاخص مناطق حساس کشت دیم، به کار گیری مدل های رایج هواشناسی بر پایه روابط ریاضی به عنوان یک شرط لازم همواره از گذشته مطرح بوده است. لیکن با وجود محدودیت های زیاد در ساختار مدل و داده ضروری است که از مدل ها و الگوریتم های هوشمند در تطبیق و دستیابی نتایج دقیق اقدام شود. لذا پیشنهاد می شود در انجام مطالعات آینده در قالب مدل های هیبریدی از به منظور بهینه یابی مجموعه پارامترهای مربوط به توپولوژی و ساختار هر یک از مدل های داده کاوی از سایر مدل های فرا ابتکاری مانند ازدحام ذرات در مقایسه با الگوریتم ژنتیک انجام پذیرد تا میزان قدرت هر یک از روش های فوق در جهت افزایش میزان دقت و تکمیل زنجیره ارزش فرآیند مدل های هیبریدی دو مرحله ای به عنوان تکمیل ترین فرآیند ثبت شود.

بی شک در کنار به کار گیری الگوهای جدید تصحیح رفتارها و سیاستگذاری های گذشته نیز موثر می باش لذا پیشنهاد می شو در سیاست گذاری های بهنگام (تدوین برنامه توسعه هفتم) به سمت توسعه الگوهای کشت متناسب با اقلیم کشورمان حرکت کنیم که مواردی از محصولات کشاورزی در دستورکار قرار گیرد که هم از نظر اقتصادی معقول است و هم از جهت مصرف آب با اقلیم ما سازگار باشدو همچنین تجدیدنظر در سیاست های صادراتی در کشاورزی به ویژه بازرنگری در برخی محصولات پرآب بر و واردات اقلامی که در کشور، آب زیادی مصرف می کند.

فهرست منابع :

- زند مقدم، محمدرضا، ارسطو، بهروز، & مجتهد زاده، عسکری. (۱۴۰۱). بررسی شدت، مدت و پراکنش فضایی خشکسالی استان سمنان. اکوسیستم های طبیعی ایران، ۱۳(۴)، ۵۵-۶۹.
- میر یعقوب زاده، میرمحسن، خسروی، سید امین، ذبیحی، مصطفی. (۱۳۹۸). مروری بر شاخص های خشکسالی و بررسی عملکرد آنها، نشریه آب و توسعه پایدار، سال ششم، شماره ۱، ۱۱۲-۱۰۳.
- شیوخی سقانو، س. نادی، م. (۱۳۹۹). بررسی کارایی و اصلاح نمایه SPI در پایش خشکسالی مناطق خشک و نیمه خشک ایران، نشریه حفاظت منابع آب و خاک، سال دهم، شماره دو، زمستان.
- نیکبخت، جعفر، & هادلی، فاطمه. (۱۴۰۰). مقایسه شاخص های SPI، RDI و SPEI جهت پایش خشکسالی در شرایط تغییر اقلیم (مطالعه موردی: ایستگاه کرمانشاه). نشریه هواشناسی کشاورزی، جلد ۹، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۴۰۰، صص. ۱۴.

با تشکر از توجه شما

