

Optimal management of groundwater exploitation using NSGA-II, SPEA-II and PESA-II algorithms (Case study: Silakhor plain)

Mehdi Komasi^{*1}  | Amir Alizadefard²  | Masoud Ahmadi³ 

1. Corresponding Author, Associate Prof., Dept. of Civil Engineering, Ayatollah Ozma Borujerdi University. E-mail: komasi@abru.ac.ir

2. M.Sc. Student of Water Engineering and Hydraulic Structures, Ayatollah Ozma Borujerdi University.

3. Assistant Prof., Dept. of Civil Engineering, Ayatollah Ozma Borujerdi University.

Article Info

Article type:

Research Full Paper

Article history:

Received: 02.28.2021

Revised: 05.22.2021

Accepted: 08.21.2021

Keywords:

Groundwater resources management, Optimization, Silakhor Plain, NSGA-II, PESA-II, SPEA-II

ABSTRACT

Background and Objectives: The groundwater level of Silakhor plain has been decreasing significantly with the occurrence of successive droughts, industrial growth and increasing water needs. In addition, the cropping pattern of the region in recent years has led to the cultivation of water crops, which sets the need for efficient management in the allocation of limited water resources in the region. In this study, to determine the optimal cropping pattern of major crops in Silakhor plain, with the aim of maximizing farmers' incomes and available water and land constraints, two approaches using *Linear Programming* and using *Multi-Objective Meta Heuristic Algorithms* in different exploitation scenarios have been investigated.

Materials and Methods: Before using *Linear Programming* and optimization algorithms, in the first step, 100 different exploitation scenarios with equal intervals were determined for each crop year. Rainfall of the last 10 years in monthly and seasonal conditions was modeled using *Artificial Neural Network* and *Genetic Programming* and a better model according to the evaluation criteria of modeling. Then the rainfall of the next three crop years was forecasted and the resulting nutrition was estimated. Due to the need for proper exploitation from aquifers, it is necessary to have less exploitation than recharging in the coming years. In Silakhor plain, 50% of groundwater abstraction is used for horticultural, industrial and drinking products. Therefore, 45% of the feeding volume in each crop year was considered as the minimum exploitation and 140% of the exploitation in 2015 was considered as the maximum exploitation. One approach to solving constrained problems using metaheuristic algorithms is to constrain the problem using the penalty function and define the minimization of the penalty function as a goal. In this regard, in the second step, using *Linear Programming*, the optimal cropping pattern was followed, by the maximum income of farmers with limited water exploitation in each scenario and available land. Then, by defining the mentioned limitations as different penalty functions, the unresolved issue and maximizing the farmers' income function was considered as the first goal and minimizing the penalty functions as the second goal. The multi-objective optimization algorithm continues to operate until the response obtained from *Linear Programming* is reached with a maximum error of one percent; It is also an acceptable answer that the amount of the fine is zero. In other words, the answer in question must not exceed the defined limits. In this study, the performance of three types of static, dynamic and

classified dynamics penalty functions in three multi-objective algorithms NSGA-II, SPEA-II and PESA-II. Are evaluated. The following equation shows the general form of the objective functions.

Cost Function (I): Maximum Net Income

Cost Function (II): Minimum Penalty Functions.

Results: The results show that along with increasing groundwater exploitation, farmers' incomes also increase; However, in the exploitation of more than 223.5, 222.2 and 225.1 million cubic meters for the cropping years 2020-2021, 2021-2022 and 2022-2023, respectively, the limitation of the total arable land in Silakhor plain prevents the increase of crop cultivation. As a result, the income of farmers in the region will not change. The results of the algorithms also show that the best performance among the algorithms in this issue belongs to the SPEA-II, PESA-II and NSGA-II algorithms with the number of iterations of 12.1, 14.5 and 17.8, respectively. Among the penalty functions, on average in all three algorithms, the best performance belongs to the classified dynamics, dynamic and static penalty functions with the number of iterations of 13.1, 13.7 and 17.5, respectively.

Conclusion: Due to the decrease of groundwater level in Silakhor plain, determining different scenarios of groundwater abstraction and optimizing the cropping pattern appropriate to each scenario, in addition to increasing the economic productivity of the region, also facilitates the management of water resources. It is impossible to introduce a single algorithm and penalty function to solve all optimization problems. However, based on the results of this study, to solve the linear constraint problems, the use of the SPEA-II algorithm with a classified dynamics penalty function is recommended.

Cite this article: Komasi, Mehdi, Alizadefard, Amir, Ahmadi, Masoud. 2022. Optimal management of groundwater exploitation using NSGA-II, SPEA-II and PESA-II algorithms (Case study: Silakhor plain). *Journal of Water and Soil Conservation*, 28 (3), 133-151.



© The Author(s).

DOI: 10.22069/jwsc.2021.18920.3439

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

مدیریت بهینه برداشت منابع آب‌های زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های NSGA-II، SPEA-II و PESA-II (مطالعه موردی: دشت سیلاخور)

مهدی کماسی^{۱*} | امیر عزیزاده فرد^۲ | مسعود احمدی^۳

۱. نویسنده مسئول، دانشیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه آیت‌الله‌العظمی بروجردی (ره)، رایانامه: komasi@abru.ac.ir

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه آیت‌الله‌العظمی بروجردی (ره).

۳. استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه آیت‌الله‌العظمی بروجردی (ره).

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله کامل علمی- پژوهشی	سابقه و هدف: سطح آب‌های زیرزمینی دشت سیلاخور هم‌زمان با رخداد خشکسالی‌های پی‌درپی، رشد صنعت و افزایش نیازهای آبی کاهش چشمگیری داشته است. علاوه بر این الگوی کشت منطقه نیز در سال‌های اخیر به سمت کشت محصولات آب‌بر میل کرده است که مجموعه این رویدادها ضرورت مدیریت کارآمد در تخصیص منابع محدود آب این منطقه را می‌رساند. در این پژوهش به منظور مدیریت پایدار منابع آب‌های زیرزمینی، به تعیین الگوی کشت بهینه محصولات عمده زراعی دشت سیلاخور، با هدف حداکثرسازی درآمد خالص کشاورزان و محدودیت‌های آب و زمین در دسترس پرداخته شده است. در این راستا دو رویکرد استفاده از برنامه‌ریزی خطی و استفاده از الگوریتم‌های فرا اکتشافی چندهدفه در سناریوهای مختلف برداشت بررسی شده و عملکرد توابع جریمه مختلف در الگوریتم‌ها نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است. هم‌چنین نحوه تغییر الگوی کشت بهینه با افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی نیز مورد بررسی قرار گرفته است.
تاریخ دریافت: ۹۹/۱۲/۱۰ تاریخ ویرایش: ۰۰/۰۳/۰۱ تاریخ پذیرش: ۰۰/۰۵/۳۰	مواد و روش‌ها: در گام نخست پس از مدل‌سازی بارش ۱۰ سال گذشته با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیکی و انتخاب مدل بهتر از نظر دقت، بارندگی سه سال آینده پیش‌بینی شده و تغذیه آب‌های زیرزمینی ناشی از آن تخمین زده شد. سپس برای هر سال زراعی ۱۰۰ سناریو برداشت مختلف با توجه به میزان تغذیه آبخوان‌ها و میزان برداشت آب در سال‌های گذشته، در نظر گرفته شد. در گام دوم با استفاده از برنامه‌ریزی خطی باهدف حداکثرسازی درآمد کشاورزان و محدودیت‌های آب و زمین در دسترس، الگوی کشت بهینه در سناریوهای برداشت تعیین شده، به دست آمد. در نهایت به منظور نامقیدسازی مسأله، محدودیت‌های ذکر شده به صورت توابع جریمه ساکن، پویا و پویای طبقه‌بندی شده در نرم‌افزار MATLAB، پیاده‌سازی شدند. سپس عملکرد سه الگوریتم NSGA-II، SPEA-II و PESA-II با توابع هدف حداکثرسازی درآمد کشاورزان و حداقل‌سازی میزان جریمه، برای رسیدن به الگوی کشت بهینه حاصل از برنامه‌ریزی خطی مورد بررسی قرار گرفت.
واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی، دشت سیلاخور، مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی، NSGA-II PESA-II SPEA-II	

یافته‌ها: نتایج این پژوهش حاکی از آن است که هرچند با افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی، در الگوی کشت بهینه درآمد کشاورزان افزایش می‌یابد؛ اما به دلیل محدودیت کل زمین در دسترس برای کشاورزی در دشت سیلاخور، در برداشت‌های بیشتر از ۲۲۳/۵، ۲۲۵/۲ و ۲۲۵/۱ میلیون مترمکعب به ترتیب برای سال‌های زراعی ۱۴۰۰-۱۳۹۹، ۱۴۰۱-۱۴۰۰ و ۱۴۰۲-۱۴۰۱، سطح زیر کشت محصولات ثابت مانده و به دنبال آن درآمد کشاورزان نیز تغییر نمی‌کند. نتایج بررسی الگوریتم‌ها و توابع جریمه نیز نشان می‌دهند که در این مسأله بهترین عملکرد در میان الگوریتم‌ها به ترتیب متعلق به الگوریتم‌های SPEA-II، PESA-II و NSGA-II با میانگین تعداد تکرارهای ۱۲/۱، ۱۴/۵ و ۱۷/۸ است. در میان توابع جریمه نیز در هر سه الگوریتم، بهترین عملکرد به ترتیب متعلق به توابع جریمه پویای طبقه‌بندی‌شده، پویا و ساکن با میانگین تعداد تکرارهای ۱۳/۱، ۱۳/۷ و ۱۷/۵ می‌باشد.

نتیجه‌گیری: به‌طورکلی می‌توان دریافت که بهینه‌سازی الگوی کشت در سناریوهای برداشت مختلف، نگاهی جامع در اختیار مسئولان برای مدیریت پایدار منابع ارزشمند و محدود آب و تخصیص بهینه آن قرار می‌دهد. در همین راستا استفاده از الگوریتم SPEA-II با تابع جریمه پویای طبقه‌بندی‌شده در تعیین الگوی کشت بهینه نتایج مطلوبی به دنبال دارد.

استناد: کماسی، مهدی، علیزاده‌فرد، امیر، احمدی، مسعود (۱۴۰۰). مدیریت بهینه برداشت منابع آب‌های زیرزمینی با استفاده از الگوریتم‌های SPEA-II، PESA-II و NSGA-II (مطالعه موردی: دشت سیلاخور). پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۲۸ (۳)، ۱۵۱-۱۳۳.

DOI: 10.22069/jwsc.2021.18920.3439



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مقدمه

هم‌زمان با کاهش بارش و جریان‌ات سطحی، بهره‌برداری از منابع آب‌های زیرزمینی در ایران افزایش یافته و موجب کاهش تراز آبخوان‌ها شده است (۱۰). این موضوع، کشاورزی را به‌عنوان بزرگ‌ترین مصرف‌کننده آب دنیا، با چالش‌های اساسی روبه‌رو کرده است؛ بنابراین تخصیص آب این بخش باید به بهترین حالت ممکن انجام شود (۱۱ و ۱۵). کشاورزی یکی از منابع اصلی ثروت در اقتصاد است؛ از این‌رو کشورهای در حال توسعه برای رهایی از بحران‌های اقتصادی باید به آن توجه ویژه‌ای داشته باشند و هر نوع کشاورزی دیم و آبی باید به سمت بالابردن بهره‌وری هدایت شود (۱، ۲۶). در سال‌های اخیر الگوی کشت دشت سیلاخور به سمت محصولات آب‌بر تمایل پیدا کرده است. از طرفی خشکسالی‌های اخیر و کاهش تغذیه آبخوان‌ها نیز عاملی برای بحرانی شدن وضعیت آب‌های زیرزمینی این دشت به شمار می‌رود. بررسی‌های میدانی نیز، کاهش سطح آب‌های زیرزمینی دشت سیلاخور را نشان می‌دهند که خود ضرورت مدیریت کارآمد منابع آب و لزوم بررسی راه‌حل‌های مقابله با این بحران را می‌رساند (۱۷). بهینه‌سازی الگوی کشت از جمله این راه‌حل‌ها می‌باشد که در این زمینه رویکردهای مختلفی وجود دارد؛ به‌عنوان نمونه، سینگ و همکاران (۲۰۰۱) با استفاده از برنامه‌ریزی خطی^۱ الگوی کشت منطقه‌ای در پاکستان را بهینه‌سازی کردند. این پژوهشگران حداکثرسازی درآمد را به‌عنوان هدف و میزان زمین و حداقل کشت گندم و برنج برای نیازهای غذایی کشاورزان را به‌عنوان محدودیت‌های مدل خود تعریف کردند. نتایج آن‌ها بیانگر آن است که گندم سودآورترین

کشت منطقه است (۲۸). وانگ و ژو (۲۰۰۴) نیز برنامه‌ریزی خطی را برای یک پروژه آبیاری در چین به‌کار بردند. آن‌ها حداکثرسازی درآمد و حداقل‌سازی دور آبیاری را به‌عنوان اهداف برنامه‌ریزی خطی در نظر گرفتند. نتایج مدل بهینه آن‌ها گویای این موضوع است که کاربرد مدل بهینه تأثیر زیادی در صرفه‌جویی آب و افزایش بهره‌وری آبیاری و تولید داشته و مدیریت علمی آبیاری را تسهیل می‌کند (۳۰). در پژوهشی دیگر دارویش و همکاران (۲۰۰۷) به‌منظور بهینه‌سازی الگوی کشت و تخصیص پساب برای بخش کشاورزی در شمال لبنان از سه سناریو برنامه‌ریزی خطی استفاده کردند. در سناریو اول آن‌ها، الگوی کشت، مطابق نظرات کشاورزان بود؛ اما در سناریو دوم و سوم محصولات جدیدی به الگوی کشت اضافه شد و با تخصیص پساب، درآمد کشاورزان افزایش یافت (۷). در شمال ایران آقاجانی و همکاران (۲۰۱۳) در یک مدل چند منطقه‌ای با استفاده از برنامه‌ریزی خطی به بهینه‌سازی الگوی کشت پرداختند. بر اساس نتایج آن‌ها الگوی کشت بهینه، سود مناطق بابل، بابلسر و قائم‌شهر را به ترتیب ۶/۸٪، ۸/۹٪ و ۵/۶٪ افزایش می‌دهد (۲).

در راستای مدیریت کارآمد منابع آب، پژوهشگران در رویکردی دیگر به برنامه‌ریزی تخصیص بهینه آب، با استفاده از الگوریتم‌های فرا اکتشافی پرداخته‌اند؛ به‌عنوان نمونه جین و همکاران (۲۰۰۵) الگوریتم ژنتیک را برای برنامه‌ریزی سیستم‌های چند مخزن به‌کار بردند. بر اساس نتایج آن‌ها با وجود افزایش تعداد متغیرها و به دنبال آن طولانی شدن زمان اجرای برنامه، الگوریتم ژنتیک توانایی بالایی در حل مسائلی با تعداد ورودی‌های کم و شرایط پیچیده دارد (۱۳). در مطالعه‌ای دیگر سارکر و ری (۲۰۰۹) سه رویکرد

1- Linear Programming (LP)

به‌دست‌آمده از برنامه‌ریزی خطی، در سه الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II، SPEA-II^۹ و PESA-II^{۱۰} مورد ارزیابی قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

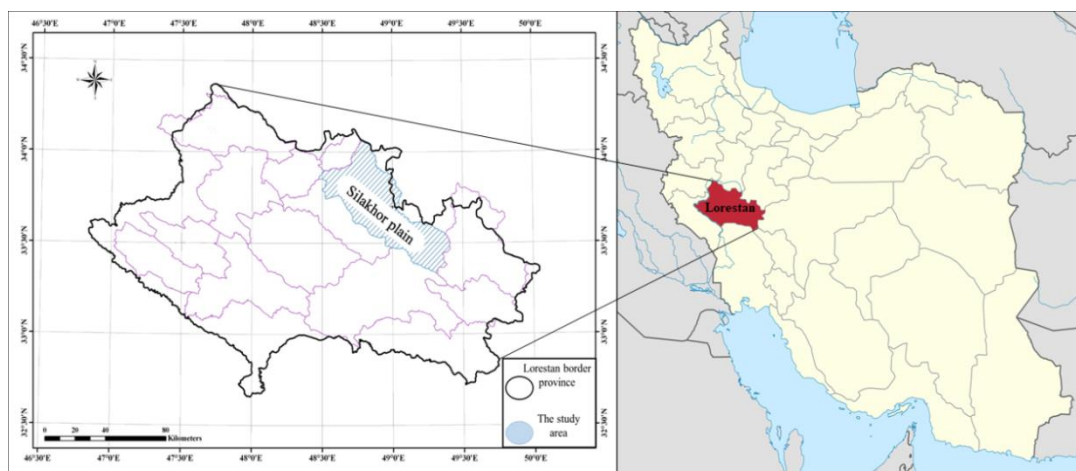
همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، دشت سیلاخور با مساحت ۲۵۴۱ کیلومترمربع، بزرگ‌ترین زمین هموار استان لرستان به شمار می‌رود که در غرب ایران و شمال شرقی‌ترین بخش این استان قرار دارد و دو شهر بروجرد و دورود را در بر گرفته است. ۸۱۹ کیلومترمربع این محدوده را دشت و ۱۷۲۲ کیلومترمربع آن را ارتفاعات تشکیل می‌دهند. دشت سیلاخور از نظر آب‌وهوایی در زمره نواحی نیمه‌خشک قرار می‌گیرد؛ اما به دلیل مورفولوژی خاص آن، دارای اقلیمی متفاوت و سرد می‌باشد. با این‌وجود پایش‌های میدانی بیانگر کاهش تراز آب‌های زیرزمینی این دشت هستند که یکی از دلایل آن تغییر الگوی کشت منطقه به سمت محصولات آب‌بر در سال‌های اخیر می‌باشد.

مقید به شانس، الگوریتم NSGA-II^۱ و MCA^۲ را برای برنامه‌ریزی زراعی مقایسه کردند. نتایج آن‌ها بیانگر آن است که الگوریتم NSGA-II در ۶۳٪ موارد نسبت به روش مقید به شانس برتری داشته و تخمین بهتری می‌زند (۲۷). در پژوهشی دیگر به‌منظور حل مسأله بهینه‌سازی بهره‌برداری تلفیقی یک سیستم هیدرولیکی غیرخطی که شامل آبخوان، رودخانه و مخزن است، پراتا و همکاران (۲۰۱۴) از الگوریتم NSGA استفاده کردند. این پژوهشگران در مدل خود، حداکثرسازی تولید برقابی و تأمین آب و حداقل‌سازی هزینه‌های عملیاتی انتقال آب را به‌عنوان هدف در نظر گرفتند. بر اساس نتایج آن‌ها الگوریتم NSGA توانایی زیادی در حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه غیرخطی دارد (۲۴). در ایران نیز داویجانی و همکاران (۲۰۱۶) عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ و ژنتیک را در مدیریت تخصیص منابع آب بررسی کردند. طبق نتایج این بررسی مدل‌های بهینه‌سازی هوش جمعی و ژنتیک توانایی بهینه‌سازی الگوی کشت را دارا بوده و می‌توانند سود اقتصادی را در مناطق خشک مانند حوزه کویر مرکزی افزایش دهند (۸).

در این پژوهش به‌منظور تعیین الگوی کشت بهینه محصولات عمده زراعی دشت سیلاخور در سه سال آینده، دو رویکرد استفاده از برنامه‌ریزی خطی و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه^۴ بررسی شده‌اند. هم‌چنین عملکرد سه تابع جریمه^۵ ساکن^۶، پویا^۷ و پویای طبقه‌بندی‌شده^۸ برای رسیدن به جواب

- 1- Non-Dominated Sorting Genetics Algorithms (NSGA)
- 2- Multi-objective Constrained Algorithm
- 3- Particle Swarm Optimization (PSO)
- 4- Multi Objective Optimization Algorithm
- 5- Penalty Function
- 6- Static Penalty
- 7- Dynamic Penalty
- 8- Classified Dynamics Penalty

- 9- Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)
- 10- Pareto Envelope-based Selection Algorithm (PESA)



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی دشت سیلاخور در استان لرستان و ایران.

Figure 1. Geographical location of Silakhour plain in Lorestan province and Iran.

دارد؛ به صورتی که اطلاعات گرفته شده از لایه ورودی توسط لایه‌های مخفی پردازش شده و به لایه خروجی انتقال می‌یابد. ساختار ریاضی مقدار یک خروجی از شبکه عصبی در رابطه ۱ نشان داده شده است.

$$y_k = f_0 \left[\sum_{j=1}^m w_{kj} f_h \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} + x_{j+w_{j0}} \right) + w_{k0} \right] \quad (1)$$

که در آن، m و n به ترتیب تعداد کل نورون‌های لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی است. همچنین f_0 و f_h به ترتیب تابع محرک مورد استفاده در لایه خروجی و لایه میانی می‌باشد. w_{ij} ، w_{k0} ، w_{j0} و w_{kj} نیز به ترتیب، وزن اریب نورون j ام لایه میانی، وزن اریب نورون k ام لایه خروجی، وزن اریب نورون i ام لایه ورودی برای به دست آوردن نورون j ام لایه میانی و وزن اریب نورون k ام لایه خروجی برای به دست آوردن نورون k ام لایه خروجی است (۱۶). در فرایند آموزش شبکه، می‌توان از ساختاری که دارای بهترین نتایج از نظر معیارهای ارزیابی باشد، برای پیش‌بینی‌های آینده استفاده کرد. این فرایند تا زمانی که مقدار خطا بر اثر تغییر وزن لایه‌ها به مقدار قابل قبول برسد، ادامه دارد (۱۸). در این پژوهش به منظور مدل‌سازی سری زمانی بارش

مبانی مدل‌سازی و سناریوهای برداشت: پیش از به‌کارگیری برنامه‌ریزی خطی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی، در گام نخست ۱۰۰ سناریو برداشت مختلف با فواصل مساوی برای هر سال زراعی تعیین شد که در این راستا ابتدا بارندگی ۱۰ سال گذشته دشت سیلاخور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی^۱ و برنامه‌ریزی ژنتیکی^۲ در دو حالت ماهیانه و فصلی مدل‌سازی شده و مدل بهتر از نظر معیارهای سنجش و ارزیابی مدل‌سازی، انتخاب شد. سپس بارندگی سه سال زراعی آینده پیش‌بینی شده و تغذیه ناشی از آن تخمین زده شد. با توجه به لزوم برداشت درست از آبخوان‌ها، کم‌تر بودن میزان برداشت از میزان تغذیه در سال‌های آینده ضرورت دارد. در دشت سیلاخور ۵۰٪ برداشت از آب‌های زیرزمینی صرف کشت محصولات باغی، مصارف صنعتی و آشامیدنی می‌شود. از این رو ۴۵٪ حجم تغذیه در هر سال زراعی به‌عنوان حداقل برداشت و ۱۴۰٪ برداشت سال ۱۳۹۴ به‌عنوان حداکثر برداشت در نظر گرفته شد.

در مدل شبکه عصبی مصنوعی، مفهوم نورون‌های مصنوعی اولین بار در سال ۱۹۴۳ مطرح شد (۲۰). در هر شبکه عصبی تعدادی پردازشگر در هر لایه وجود

1- Artificial Neural Network (ANN)

2- Genetic Programming (GP)

$$\alpha = 10^3 \frac{\overline{VM}}{\overline{R}} \quad (6)$$

که در آن‌ها، \overline{R}_i میانگین موزون بارندگی منطقه در سال i ام (mm)، R_{ih} و R_{id} به ترتیب بارندگی سالیانه ارتفاعات و دشت در سال i ام (mm)، A_h و A_d به ترتیب سطح ارتفاعات و دشت (km^2)، \overline{R} و n به ترتیب میانگین طولانی مدت بارندگی سالیانه دشت (mm) و تعداد سال‌های مورد بررسی، \overline{E} ، \overline{ST} و \overline{VM} به ترتیب میانگین تخلیه، افت و تغذیه طولانی مدت (mm)، d و c به ترتیب افت متوسط سطح آب (m) و ضریب ذخیره، A_f سطح تیسن (km^2) و α درصد تغذیه از بارندگی در مقیاس طولانی مدت می‌باشد. در نهایت ارتفاع و حجم تغذیه برای هر سال $i+1$ طبق روابط ۷ و ۸ محاسبه می‌شود.

$$H_M = \alpha \overline{R}_{i+1} \quad (7)$$

$$V_M = 10^3 H_M A_d \quad (8)$$

که در آن‌ها، \overline{R}_{i+1} میانگین وزنی بارندگی سالانه دشت در سال $i+1$ ام (mm) و H_M و V_M نیز به ترتیب ارتفاع (mm) و حجم تغذیه (m^3) می‌باشند. (۲۲)

یکی از رویکردهای حل مسائل مقید با استفاده از الگوریتم‌های فرا اکتشافی، نامقید کردن مسأله با به کارگیری تابع جریمه و تعریف حداقل سازی تابع جریمه به عنوان یک هدف است. در این راستا در گام دوم سطح کشت محصولات زراعی دشت سیلاخور به عنوان متغیرهای تصمیم در نظر گرفته شده و با استفاده از برنامه ریزی خطی، الگوی کشت بهینه و به دنبال آن حداکثر درآمد کشاورزان با محدودیت‌های آب قابل برداشت در هر سناریو و زمین در دسترس

با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار MATLAB R2018b4 استفاده شده است.

برنامه ریزی ژنتیکی قادر است روابط بسیار متنوع و پیچیده را از پایگاه داده‌ها استخراج کرده و در قالب فرمول شهودی ارائه دهد. به طور کلی برنامه ریزی ژنتیکی نسخه تکمیل یافته الگوریتم بهینه سازی ژنتیک است؛ با این تفاوت که در برنامه ریزی ژنتیکی در هر ژن علاوه بر مقادیر متغیرهای تصمیم، می‌توان عملگرهای ریاضی، توابع مختلف و نام متغیرهای ورودی را نیز تعریف کرد. برنامه ریزی ژنتیکی بر خلاف الگوریتم ژنتیک به جای سلسله ارقام دودویی، روی ساختار درختی فرمول‌ها عمل می‌کند (۱۹). در این پژوهش به منظور مدل سازی سری زمانی بارش با روش برنامه ریزی ژنتیکی از نرم افزار GeneXproTools 4 استفاده شده است.

به منظور تعیین بازه برداشت از آب‌های زیرزمینی در هر سال می‌توان تغذیه ناشی از بارندگی را به عنوان معیاری مناسب در نظر گرفت. در این راستا پس از محاسبه میانگین وزنی بارش برای هر سال از رابطه ۲، درصد تغذیه از بارندگی در طولانی مدت تعیین شده و میزان تغذیه تخمین زده می‌شود. روابط ۲ تا ۶ روند کلی محاسبات را نشان می‌دهند.

$$\overline{R}_i = \frac{R_{ih}A_h + R_{id}A_d}{A_h + A_d} \quad (2)$$

$$\overline{R}_i = \frac{\sum_i^n \overline{R}_i}{n} \quad (3)$$

$$\overline{ST} = 10^6 dcA_f \quad (4)$$

$$\overline{VM} = \overline{E} - \overline{ST} \quad (5)$$

که در آن، NI سود خالص کشاورزان در سناریو موردبررسی (Rial)، Y_j عملکرد محصول j ام (Kg/Hectare)، P_j و C_j به ترتیب قیمت هر کیلوگرم محصول j ام و هزینه تولید هر هکتار محصول j ام (Rial)، A_j سطح زیر کشت محصول j ام (Hectare) و n تعداد محصولات می‌باشد. عملکرد محصولات در سه سال آینده با توجه به میانگین عملکرد آن‌ها در ۱۰ سال اخیر پیش‌بینی می‌شود. همچنین قیمت محصولات در هر سال بر اساس تورم بلندمدت کشور یعنی ۲۰٪ و هزینه کشت هر محصول با بررسی سال‌های گذشته به صورت نسبی از قیمت محصول، در هر سال، در نظر گرفته می‌شود.

همان‌طور که در رابطه ۱۱ نشان داده شده است، آب و زمین در دسترس به‌عنوان مهم‌ترین قیدهای مدل تعریف می‌شوند. همچنین سطح زیر کشت هر محصول به حداقل ۳۰٪ و حداکثر ۱۷۰٪ سطح زیر کشت فعلی محدود شده است.

$$\sum_{j=1}^n W_j A_j \leq W_T \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^n A_j \leq A_T$$

$$0.3A_{j_{current}} \leq A_j \leq 1.7A_{j_{current}}$$

که در آن، W_j آب موردنیاز محصول j ام (m^3)، W_T کل آب در دسترس در هر سناریو برداشت (m^3)، A_T کل سطح قابل کشت دشت سیلاخور (Hectare) و $A_{j_{current}}$ سطح زیر کشت فعلی محصول j ام (Hectare) است.

الگوریتم ژنتیک چندهدفه با دسته‌بندی نامغلوب در سال ۲۰۰۰ توسط دب و همکاران به‌منظور پوشش ضعف‌های مدل‌های چندهدفه قبلی ارائه شد (۹). این الگوریتم در رتبه‌بندی نسبت به سایر روش‌ها راه‌حل سریع‌تری دارد و برخلاف الگوریتم‌های قبلی،

به‌دست آمد. سپس با تعریف محدودیت‌های ذکرشده به‌عنوان توابع جریمه مختلف، مسأله نامقید شده و حداکثرسازی تابع درآمد کشاورزان به‌عنوان هدف اول و حداقلسازی تابع جریمه به‌عنوان هدف دوم در نظر گرفته شد. الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه تا زمان رسیدن به پاسخ به‌دست آمده از برنامه‌ریزی خطی با حداکثر یک درصد خطا به‌کار خود ادامه می‌دهد؛ همچنین پاسخی قابل قبول است که مقدار جریمه آن نیز صفر باشد. به‌بیان دیگر پاسخ موردنظر نباید از محدودیت‌های تعریف‌شده تخطی کرده باشد. در این پژوهش عملکرد سه نوع تابع جریمه ساکن، پویا و پویای طبقه‌بندی‌شده در سه الگوریتم چندهدفه NSGA-II، SPEA-II و PESA-II مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. رابطه ۹ فرم کلی توابع هدف را نشان می‌دهد.

(۹)

Cost Function (I): Maximum Net Income

Cost Function (II): Minimum Penalty Function

هنگام مواجه شدن با مسائل برنامه‌ریزی خطی باید به انتخاب نرم‌افزار مناسب که بهترین عملکرد را برای حل مسأله داشته باشد توجه کرد. این نرم‌افزار باید با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی قوی، زمان حل را کاهش دهد. (۲۵). در این پژوهش به دلیل زیاد بودن تعداد دفعات استفاده از برنامه‌ریزی خطی، نرم‌افزار MATLAB R2018b به‌کار گرفته شد تا حداکثر سود خالص کشاورزان منطقه متناسب با هر سناریو برداشت از آب‌های زیرزمینی تعیین شود. در این راستا تابع هدف مطابق رابطه ۱۰ تعریف می‌شود.

$$\max NI = \sum_{i=1}^n (Y_j P_j - C_j) A_j \quad (10)$$

۲۰۰۱ ارائه دادند (۵). در این الگوریتم پس از ایجاد جمعیت اولیه و شبکه‌بندی فضای هدف، اعضای نامغلوب تعیین می‌شوند؛ سپس در صورتی که شرایط توقف محقق نشود، از شبکه ایجادشده با استفاده از چرخه رولت، پاسخ‌ها برای تقاطع و جهش انتخاب می‌شوند؛ به صورتی که احتمال انتخاب از شبکه‌هایی با جمعیت کم‌تر، بیش‌تر است.

تابع جریمه: برای بهینه‌سازی تصادفی مسائل مقید روش‌های مختلفی وجود دارد که دو نمونه از مهم‌ترین آن‌های عبارت‌اند از: روش‌هایی که بر اساس جستجوی ناحیه قابل قبول طراحی شده‌اند و روش‌هایی که بر اساس استفاده از تابع جریمه مسأله را حل می‌کنند (۳). روش‌های جریمه با استفاده از عملگرهای جمع‌شونده و ضرب‌شونده، تابع هدف جدیدی ایجاد کرده و مسأله را نامقید می‌کنند. روابط ۱۲ و ۱۳ به ترتیب عملگرهای جمع‌شونده و ضرب‌شونده را نشان می‌دهند.

$$eval(\bar{x}) = \begin{cases} f(\bar{x}) & \text{if } \bar{x} \in F \\ f(\bar{x}) + p(\bar{x}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$$eval(\bar{x}) = \begin{cases} f(\bar{x}) & \text{if } \bar{x} \in F \\ f(\bar{x}) \times p(\bar{x}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

که در آن‌ها، $f(\bar{x})$ تابع هدف، $p(\bar{x})$ عملگر جریمه و F ناحیه پاسخ‌های امکان‌پذیر است که در صورت خارج شدن پاسخ‌ها از این ناحیه، تابع هدف به مقدار $p(\bar{x})$ جریمه خواهد شد (۳۲). طبق طبقه‌بندی دیگری، توابع جریمه به دو دسته اصلی ساکن و پویا تقسیم می‌شوند.

جریمه‌های ساکن: در این نوع جریمه، برای پاسخ‌های غیرقابل قبول یک جریمه ثابت در نظر گرفته

فاقد پیچیدگی‌های محاسباتی است (۲۹). الگوریتم NSGA-II پس از ایجاد جمعیت اولیه و محاسبه برازندگی جمعیت با استفاده از معیارهای برازندگی، اعضاء جمعیت را بر اساس شرط‌های غلبه مرتب کرده و فاصله ازدحامی^۱ آن‌ها را محاسبه می‌کند؛ سپس اعضاء بر اساس رتبه و فاصله ازدحامی انتخاب‌شده و عملگرهای تقاطع^۲ و جهش^۳ اعمال می‌شوند؛ در انتها نیز جمعیت جدید با جمعیت اولیه ادغام‌شده و جایگزین جمعیت اولیه می‌شود (۴).

الگوریتم تکاملی مبتنی بر قوت پارتو از یک آرشیو خارجی، برای ذخیره پاسخ‌های نامغلوب استفاده می‌کند (۳۳). الگوریتم‌های SPEA و SPEA-II هر دو از الگوریتم‌های پرکاربرد بشمار می‌روند. الگوریتم SPEA در محاسبه مقادیر برازندگی ضعف‌هایی دارد؛ هم‌چنین برای مقایسه پاسخ‌های نامغلوب، فاقد معیار ثانویه است. از این جهت نسخه دوم این الگوریتم توسط زیتزلر و همکاران (۲۰۰۱) که فاقد ضعف‌های ذکر شده است، ارائه شد. الگوریتم SPEA-II پس از ایجاد جمعیت اولیه و محاسبه برازندگی آن‌ها، پاسخ‌های نامغلوب را تعیین کرده و در صورت فراهم نشدن شرط توقف، با استفاده از روش رقابت دوتایی^۴ والدین را انتخاب می‌کند؛ سپس عملگرهای جهش و تقاطع بر روی والدین انجام‌شده و جمعیت جدید ایجاد می‌شود (۳۴).

الگوریتم چندهدفه انتخاب مبتنی بر ناحیه پارتو برای ایجاد پاسخ‌های جدید از عملگرهای الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کند. PESA در سال ۲۰۰۰ توسط کورن و همکاران ارائه شد که در نحوه انتخاب دارای ضعف‌هایی بود (۶). از این رو آن‌ها نسخه دوم الگوریتم خود را تحت عنوان PESA-II در سال

- 1- Crowding Distance
- 2- Crossover
- 3- Mutation
- 4- Binary Tournament

که در آن‌ها، C ، α و β ثابت بوده و توسط کاربر تعریف می‌شوند که تأثیر زیادی بر کیفیت پاسخ‌ها دارند (۳۲).

جریمه پویا طبقه‌بندی شده: در این نوع جریمه، گروه‌هایی از تخطی تعریف شده و با توجه به مقدار تخطی از قیود و شماره نسل، جریمه پویای هر پاسخ تعیین می‌شود. رابطه ۱۸ صورت کلی این‌گونه توابع جریمه را نشان می‌دهد.

$$F(x) = f(x) + h(k)H(x) \quad x \in S \subset R^n \quad (18)$$

که در آن، $f(x)$ به‌عنوان تابع هدف اصلی مسئله مقید تعریف می‌شود؛ هم‌چنین $h(k)$ مقدار جریمه اصلاح شده پویا، k شماره تکرار جاری الگوریتم و $H(x)$ ضریب جریمه است که در رابطه ۱۹ نشان داده شده است (۳۱).

$$H(x) = \sum_{i=1}^m \theta(q_i(x)) q_i(x)^{\gamma q_i(x)} \quad (19)$$

که در آن، $q_i(x) = \max\{0, g_i(x)\}$ ، $i=1, \dots, m$ است و به‌عنوان تابع وابسته به تخطی قیود در نظر گرفته می‌شود؛ هم‌چنین $\theta(q_i(x))$ تابع تخصیص چندمرحله‌ای، $\gamma(q_i(x))$ توان تابع جریمه و $g_i(x)$ تابع قیود مسئله است (۲۳).

نتایج و بحث

در گام نخست به‌منظور پیش‌بینی بارندگی در سه سال آینده، سری زمانی بارش ۱۰ سال گذشته با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی ژنتیکی در دو حالت فصلی و ماهیانه مدل‌سازی شد. سپس طبق معیارهای جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و ضریب تبیین (DC)، مدل برنامه‌ریزی

1- Root Mean Square Error (RMSE)

2- Determination Coefficient (DC)

می‌شود و شماره نسل‌ها تأثیری بر روی مقادیر جریمه ندارد. همایفگر و همکاران (۱۹۹۴) نوعی تابع جریمه ساکن را ارائه دادند (۱۲). در این روش ابتدا L گروه تخطی برای هر قید تعیین می‌شود. سپس ضریب‌های جریمه توسط کاربر تعریف شده و با استفاده از پاسخ‌های قابل قبول و غیرقابل قبول، جمعیت تصادفی تولید می‌شود. هر یک از پاسخ‌ها با استفاده از رابطه ۱۴ مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

$$eval(\bar{x}) = f(\bar{x}) + \sum_{j=1}^m R_{ij} \max[0, g_j(\bar{x})]^2 \quad (14)$$

که در آن، m تعداد قیود، R_{ij} ضریب جریمه وابسته به قید j ام و گروه تخطی i ام و $g_j(\bar{x})$ قید نامساوی j ام است. همایفگر و همکاران قیود نامساوی را با استفاده از رابطه $h_j(\bar{x}) - \varepsilon \leq 0$ به قیود مساوی تبدیل کردند که ε یک عدد مثبت کوچک و $h_j(\bar{x})$ مقدار جریمه است (۱۲). میخالویچ (۱۹۹۵) نشان داد که کیفیت پاسخ‌ها حساسیت زیادی به مقادیر این مؤلفه‌ها دارد (۲۱).

جریمه پویا: در این روش با تولید نسل‌ها، مقدار جریمه‌ها نیز افزایش می‌یابد و پاسخ‌ها به‌وسیله رابطه پویای ۱۵ ارزیابی می‌شوند (۱۴).

$$eval(\bar{x}) = f(\bar{x}) + (Ct)^\alpha SCV(\beta, \bar{x}) \quad (15)$$

$$SCV(\beta, \bar{x}) = \sum_{i=1}^q D_i^\beta(\bar{x}) + \sum_{j=q+1}^m D_j(\bar{x}) \quad (16)$$

$$D_j(\bar{x}) = \begin{cases} 0 & g_i(\bar{x}) \leq 0, 1 \leq i \leq q \\ |g_j(\bar{x})| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$$D_j(\bar{x}) = \begin{cases} 0 & -\varepsilon \leq h_j(\bar{x}) \leq \varepsilon, q+1 \leq j \leq m \\ |h_j(\bar{x})| & \text{otherwise} \end{cases}$$

از آن نیز برای هرسال محاسبه شده و برای هرسال زراعی، ۱۰۰ سناریو برداشت مختلف از آب‌های زیرزمینی با فواصل مساوی تعریف شده است.

ژنتیکی در حالت ماهیانه به‌عنوان مدل برتر جهت پیش‌بینی انتخاب شد. همان‌طور که در جدول ۱ نشان داده شده است، پس از پیش‌بینی بارندگی، تغذیه ناشی

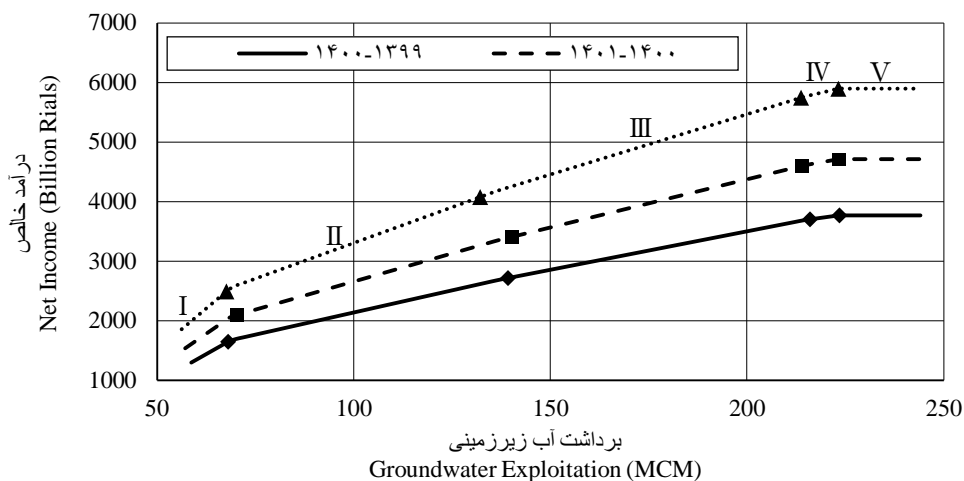
جدول ۱- میزان بارندگی پیش‌بینی شده و تغذیه آب‌های زیرزمینی ناشی از آن.

Table 1. Forecasted rainfall and groundwater recharge.

سال زراعی Crop Year	بارندگی پیش‌بینی شده Forecasted Rainfall (mm)	ارتفاع تغذیه Recharge Height (mm)	حجم تغذیه Recharge Volume (MCM)	بازه سناریوهای برداشت the Range of Exploitation Scenarios (MCM)
1399-1400	467	75.7	130.4	57.8-244.1
1400-1401	455	73.7	127	57.1-244.1
1401-1402	448	72.6	125	56.2-244.1

شده است. با افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی، درآمد کشاورزان نیز در چهار ناحیه نخست افزایش می‌یابد؛ اما به دلیل محدودیت تعیین شده برای کل زمین قابل کشت، در ناحیه پنجم، در برداشت‌های بیش‌تر از ۲۲۳/۵، ۲۲۵/۲ و ۲۲۵/۱ میلیون مترمکعب به ترتیب برای سال‌های زراعی ۱۳۹۹-۱۴۰۰، ۱۴۰۰-۱۴۰۱ و ۱۴۰۱-۱۴۰۲، سطح زیر کشت محصولات ثابت مانده و به دنبال آن درآمد کشاورزان نیز تغییر نمی‌کند.

در گام دوم با استفاده از برنامه‌ریزی خطی سطح کشت چهار محصول زراعی گندم، جو، شلتوک و ذرت علوفه‌ای با تابع هدف حداکثرسازی درآمد کشاورزان و محدودیت‌های زمین در دسترس برای کشاورزی و میزان برداشت آب تعیین شده در هر سناریو، به دست آمد. در شکل ۲ حداکثر درآمد خالص کشاورزان متناسب با میزان برداشت از آب‌های زیرزمینی در سه سال زراعی آینده نشان داده شده است. منحنی درآمد هرسال از پنج ناحیه تشکیل

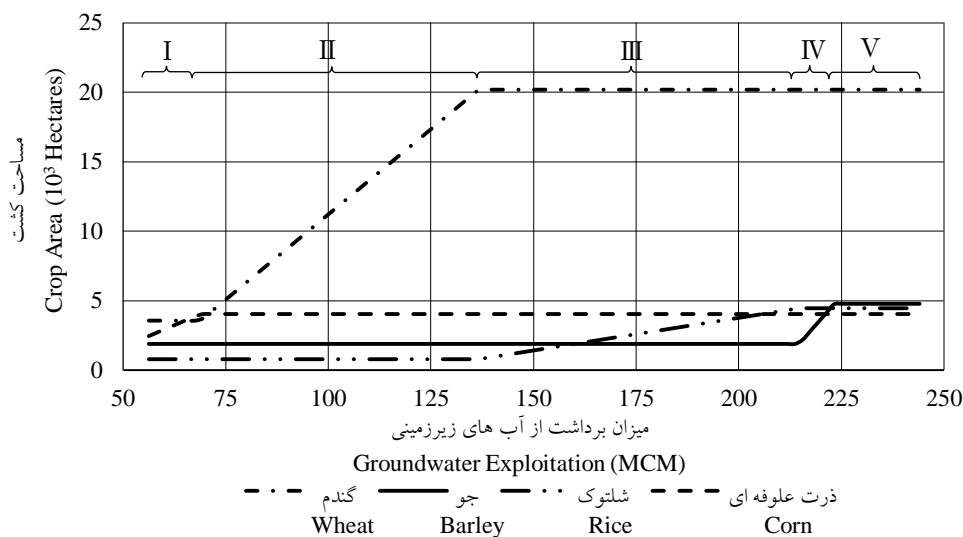


شکل ۲- درآمد خالص کشاورزان متناسب با برداشت آب.

Figure 2. Net income of farmers in proportion to water exploitation.

فعلی، سطح کشت محصول بعدی افزایش پیدا می‌کند؛ به همین دلیل ابتدا در طول ناحیه اول، سطح کشت ذرت علوفه‌ای، در طول ناحیه دوم سطح کشت گندم، در طول ناحیه سوم سطح کشت شلتوک و در طول ناحیه چهارم سطح کشت محصول جو افزایش می‌یابد. در طول ناحیه پنجم مجموع سطح کشت محصولات، به محدودیت کل زمین کشاورزی در دسترس در منطقه رسیده و سطح کشت تمام محصولات ثابت باقی می‌ماند که به دنبال آن درآمد کشاورزان نیز باوجود افزایش برداشت، ثابت می‌شود.

همان‌طور که در شکل ۳ نتایج برنامه‌ریزی خطی برای سال ۱۴۰۱-۱۴۰۲ نشان داده شده است، ترتیب افزایش سطح کشت محصولات هم‌زمان با افزایش برداشت آب، رابطه مستقیمی با میزان به‌صرفه بودن محصولات از نظر مصرف آب و سود خالص آن‌ها دارد. به بیان ساده‌تر، هم‌زمان با افزایش برداشت، ابتدا سطح کشت محصولی افزایش پیدا می‌کند که تأثیر بیشتری در افزایش تابع هدف که همان درآمد کشاورزان است داشته باشد و پس از رسیدن به حداکثر میزان تعیین‌شده، یعنی ۱۷۰٪ سطح زیر کشت



شکل ۳- الگوی کشت بهینه محصولات کشاورزی در سال ۱۴۰۱-۱۴۰۲.
Figure 3. Optimal cultivation pattern of agricultural products in 2022-2023.

است. در سناریو آخر برداشت نیز سطح کشت محصولات ذرت علوفه‌ای، گندم و شلتوک به ۱۷۰٪ و محصول جو به ۷۶٪ سطح زیر کشت فعلی افزایش یافته است.

طبق نتایج مندرج در جدول ۲، در سناریو اول برداشت، یعنی حداقل برداشت از آب‌های زیرزمینی، سطح کشت محصولات گندم، جو و شلتوک ۳۰٪ و محصول ذرت علوفه‌ای ۱۰۳٪ سطح زیر کشت فعلی

جدول ۲- برداشت آب، درآمد و سطح کشت بهینه در سال ۱۴۰۱-۱۴۰۲.

Table 2. Water Exploitation, income and optimal crop area in 2022-2023.

سطح کشت Crop Area (10 ³ Hectares)				درآمد خالص Net Income (Billion Rials)	برداشت آب Water Exploitation (MCM)	ناحیه Terbuityry	
ذرت علوفه‌ای Corn	شلتوک Rice	جو Barley	گندم Wheat				
2.4	0.8	1.9	3.6	1854.6	56.2	ابتدای ناحیه (Outset of Part)	I
3.9	0.8	1.9	3.6	2490.6	67.6	انتهای ناحیه (End of Part)	
4	0.8	1.9	3.7	2573.6	69.5	ابتدای ناحیه (Outset of Part)	II
4	0.8	1.9	20.2	4207.6	137.8	انتهای ناحیه (End of Part)	
4	0.9	1.9	20.2	4246.1	139.7	ابتدای ناحیه (Outset of Part)	III
4	4.4	2.2	20.2	5778.3	215.6	انتهای ناحیه (End of Part)	
4	4.5	2.8	20.2	5807.4	217.5	ابتدای ناحیه (Outset of Part)	IV
4	4.5	4.8	20.2	5896.4	225.1	انتهای ناحیه (End of Part)	
4	4.5	4.8	20.2	5896.4	227	ابتدای ناحیه (Outset of Part)	V
4	4.5	4.8	20.2	5896.4	244.1	انتهای ناحیه (End of Part)	

پویا و پویای طبقه‌بندی شده هستند. منظور از تعداد تکرار، تعداد تکرار الگوریتم، برای رسیدن به الگوی کشت بهینه حاصل از برنامه‌ریزی خطی می‌باشد که جریمه آن نیز صفر باشد. به بیان ساده‌تر، الگوریتم باید به الگوی کشت بهینه‌ای برسد که از محدودیت‌های زمین قابل کشت و میزان برداشت آب در هر سناریو تخطی نکرده باشد. نتایج مندرج در شکل ۴ بیانگر آن است که با هر سه تابع جریمه، بهترین عملکرد در میان الگوریتم‌ها به ترتیب متعلق به الگوریتم‌های SPEA-II، PESA-II و NSGA-II با میانگین تعداد تکرارهای ۱۲/۱، ۱۴/۵ و ۱۷/۸ است. در میان توابع جریمه نیز در هر سه الگوریتم، بهترین عملکرد به ترتیب متعلق به توابع جریمه پویای طبقه‌بندی شده، پویا و ساکن با میانگین تعداد تکرارهای ۱۳/۱، ۱۳/۷

نتایج بررسی الگوریتم‌ها و توابع جریمه: در ادامه عملکرد سه الگوریتم NSGA-II، SPEA-II و PESA-II برای رسیدن به الگوی کشت بهینه به دست آمده از برنامه‌ریزی خطی بررسی شده است. از این رو محدودیت‌های کل زمین قابل کشت و آب قابل برداشت تعیین شده در هر سناریو به صورت توابع جریمه ساکن، پویا و پویای طبقه‌بندی شده تعریف شده و مسأله مقید خطی، به یک مسأله دوهدفه بدون قید تبدیل شد که اهداف آن حداکثرسازی درآمد خالص کشاورزان و حداقل‌سازی میزان جریمه می‌باشد. در شکل ۴ تعداد تکرارهای هر الگوریتم برای رسیدن به پاسخ‌های برنامه‌ریزی خطی در ۱۰۰ سناریو برداشت در سال ۱۴۰۱-۱۴۰۲ نشان داده شده است. پسوند‌های S، D و M نیز به ترتیب بیانگر توابع جریمه ساکن،

تعداد تکرارهای الگوریتم‌های SPEA-II و PESA-II به ترتیب ۳۲٪ و ۱۹٪ نسبت به الگوریتم NSGA-II بهبودیافته است. همچنین به‌طور میانگین استفاده از توابع جریمه پویای طبقه‌بندی‌شده و پویا به ترتیب ۲۵٪ و ۲۲٪ تعداد تکرارهای الگوریتم‌ها را نسبت به استفاده از تابع جریمه ساکن کاهش می‌دهند.

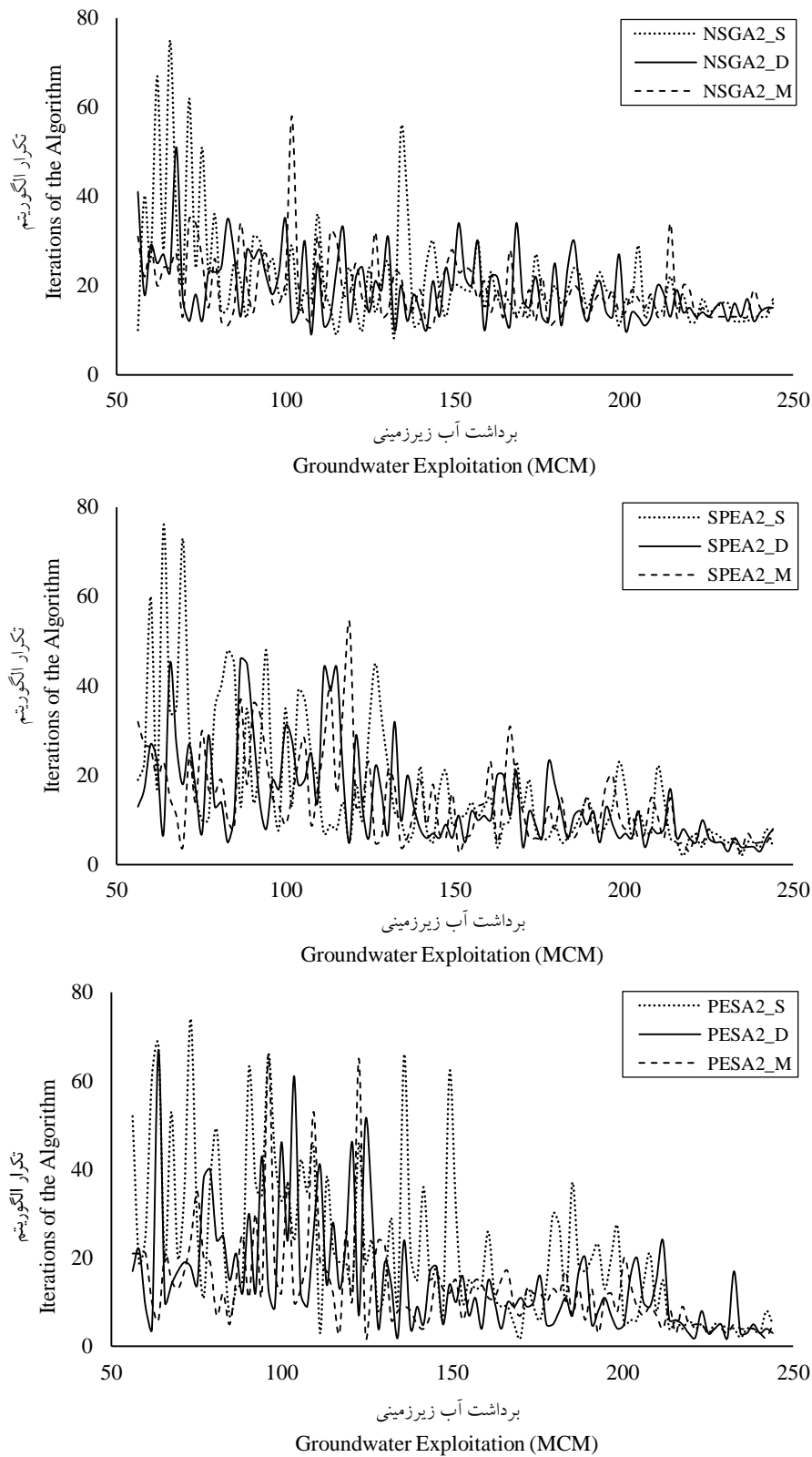
و ۱۷/۵ است. روند کلی عملکرد الگوریتم‌ها و توابع جریمه در دو سال ۱۳۹۹-۱۴۰۰ و ۱۴۰۰-۱۴۰۱ نیز همین‌گونه است.

در جدول ۳ میانگین تعداد تکرارهای هر الگوریتم برای تعیین الگوی کشت بهینه در ۱۰۰ سناریو مختلف نشان داده شده است. نتایج مندرج در این جدول بیانگر آن است که در این پژوهش به‌طور میانگین

جدول ۳- میانگین تعداد تکرارهای سه الگوریتم با سه نوع تابع جریمه.

Table 3. The average number of iterations of three algorithms with three types of penalty functions.

میانگین درصد کاهش تعداد تکرار الگوریتم نسبت به تعداد تکرار با جریمه ساکن The average percentage reduction of the number of iterations of the algorithm compared to the number of iterations with static penalty	سال زراعی Crop Year			تابع جریمه Penalty Function	الگوریتم Algorithm
	1401-1402	1400-1401	1399-1400		
-	21.3	20.6	16.2	ساکن (Static)	NSGA-II
12%	19.3	16.7	15.4	پویا (Dynamic)	
13%	19.1	16.4	14.8	پویای طبقه‌بندی‌شده (Classified Dynamics)	
-	16.8	15.1	11.2	ساکن (Static)	SPEA-II
23%	14.3	10.7	8.4	پویا (Dynamic)	
25%	14.1	10.2	8	پویای طبقه‌بندی‌شده (Classified Dynamics)	
-	21.5	19.9	14.7	ساکن (Static)	PESA-II
31%	14.9	13.8	9.9	پویا (Dynamic)	
36%	13.4	12.6	9.7	پویای طبقه‌بندی‌شده (Classified Dynamics)	



شکل ۴- تعداد تکرار الگوریتم‌های NSGA-II، SPEA-II و PESA-II با سه نوع تابع جریمه در سال ۱۴۰۱-۱۴۰۲.
 Figure 4. Number of iterations of NSGA-II, SPEA-II and PESA-II algorithms with three types of penalty functions in 2022-2023.

نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش در گام نخست بارندگی سه سال آینده پیش‌بینی شده و با توجه به تغذیه آب‌های زیرزمینی ناشی از آن و میزان برداشت در سال‌های گذشته، ۱۰۰ سناریو برداشت مختلف برای هر سال تعیین شد. سپس در گام دوم الگوی کشت بهینه با تابع هدف حداکثرسازی درآمد کشاورزان و محدودیت‌های زمین و آب در دسترس برای هر سناریو برداشت، با استفاده از برنامه‌ریزی خطی به دست آمد. عملکرد سه الگوریتم چندهدفه SPEA-II، PESA-II و NSGA-II نیز با سه نوع تابع جریمه ساکن، پویا و پویای طبقه‌بندی شده برای رسیدن به جواب‌های به دست آمده از برنامه‌ریزی خطی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهند هم‌زمان با افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی، درآمد کشاورزان نیز افزایش می‌یابد؛ اما در برداشت‌های بیشتر از ۲۲۳/۵، ۲۲۵/۲ و ۲۲۵/۱ میلیون مترمکعب به ترتیب برای سال‌های زراعی ۱۳۹۹-۱۴۰۰، ۱۴۰۰-۱۴۰۱ و ۱۴۰۱-۱۴۰۲، محدودیت کل زمین قابل کشت مانع از افزایش سطح کشت محصولات شده و به دنبال آن درآمد کشاورزان منطقه نیز تغییر نمی‌کند. نتایج بررسی الگوریتم‌ها نیز بیانگر است که در این مسأله بهترین عملکرد در میان الگوریتم‌ها به ترتیب متعلق به الگوریتم‌های SPEA-II، PESA-II و NSGA-II با تعداد تکرارهای ۱۲/۱، ۱۴/۵ و ۱۷/۸ است. در میان توابع جریمه نیز به‌طور میانگین در هر سه الگوریتم، بهترین عملکرد به ترتیب

متعلق به توابع جریمه پویای طبقه‌بندی شده، پویا و ساکن با تعداد تکرارهای ۱۳/۱، ۱۳/۷ و ۱۷/۵ است.

معرفی یک الگوریتم و تابع جریمه واحد برای حل تمام مسائل بهینه‌سازی غیرممکن است. با این وجود بر اساس نتایج این پژوهش، برای حل مسائل مقید خطی، استفاده از الگوریتم SPEA-II با تابع جریمه پویای طبقه‌بندی شده توصیه می‌شود.

تقدیر و تشکر

بدین وسیله از دانشگاه آیت ا... بروجردی (ره)، مجله پژوهش‌های حفاظت آب‌وخاک و داوران محترم آن جهت راهنمایی‌های ارزشمندشان تشکر می‌شود.

داده‌ها و اطلاعات

داده‌های این پژوهش از اداره‌های هواشناسی بروجرد، آب منطقه‌ای لرستان و جهاد کشاورزی شهرستان‌های بروجرد و دورود و آمارنامه‌های کشاورزی منتشرشده توسط وزارت جهاد کشاورزی و بانک مرکزی تهیه شده است.

تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافی بین نویسندگان وجود ندارد و این موضوع مورد تأیید همه نویسندگان می‌باشد.

منابع

1. Abedinpour, A., Jabbarzadeh, A., and Yahyaei, M. 2018. A multi objective mathematical modeling for crop planning problem under Z-number uncertainty. *Journal of Water and Soil Conservation*. 25: 5. 1-24. (In Persian)
2. Aghajani, A., Bidabadi, F.S., Joolaei, R., and Keramatzadeh, A. 2013. Managing cropping patterns agricultural crops of Three Counties of Mazandarn province of Iran. *International Journal of Agriculture and Crop Sciences*. 5: 6. 596-602. (In Persian)
3. Coello, C.A.C. 2002. Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art. *Computer methods in applied mechanics and engineering*. 191: 1245-1287.
4. Coello, C.A.C., Lamont, G.B., and Van Veldhuizen, D.A. 2007. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*. New York, Springer, pp. 91-94.
5. Corne, D.W., Jerram, N.R., Knowles, J.D., and Oates, M.J. 2001. July. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization. In *Proceedings of the 3rd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. pp. 283-290.
6. Corne, D.W., Knowles, J.D., and Oates, M.J. 2000. September. The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization. In *International conference on parallel problem solving from nature*. Springer, Berlin, Heidelberg. pp. 839-848.
7. Darwish, M.R., Sharara, M., Sidahmed, M., and Haidar, M. 2007. The impact of a storage facility on optimality conditions of wastewater reuse in land application: A case study in Lebanon. *Resources, conservation and recycling*. 51: 1. 175-189. (In Persian)
8. Davijani, M.H., Banihabib, M.E., Anvar, A.N., and Hashemi, S.R. 2016. Multi-objective optimization model for the allocation of water resources in arid regions based on the maximization of socioeconomic efficiency. *Water resources management*. 30: 3. 927-946. (In Persian)
9. Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A., and Meyarivan, T. 2000. September. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. In *International conference on parallel problem solving from nature*. Springer, Berlin, Heidelberg. pp. 849-858.
10. Ghadimi, S., and Ketabchi, H. 2019. Impact assessment of different management strategies implementation on the aquifer using numerical simulation (Case study: Namdan aquifer, Fars province, Iran). *Journal of Water and Soil Conservation*. 25: 6. 1-23. (In Persian)
11. Meftah Halaghi, M., Ghorbani, K., Keramatzadeh, A., and Salarijazi, M. 2020. Crop pattern optimization by using Goal programming (case study: Gharesoo basin). *Journal of Water and Soil Conservation*. 27: 1. 163-180. (In Persian)
12. Homaifar, A., Qi, C.X., and Lai, S.H. 1994. Constrained optimization via genetic algorithms. *Simulation*. 62: 4. 242-253.
13. Jian-Xia, C., Qiang, H., and Yi-Min, W. 2005. Genetic algorithms for optimal reservoir dispatching. *Water Resources Management*. 19: 4. 321-331.
14. Joines, J.A., and Houck, C.R. 1994, June. On the use of non-stationary penalty functions to solve nonlinear constrained optimization problems with GA's. In *Proceedings of the first IEEE conference on evolutionary computation*. IEEE world congress on computational intelligence. IEEE. pp. 579-584.
15. Kashefi Nezhad, P., Hooshmand, A., and Boroomandnasab, S. 2019. Optimal allocation of water resources using non-dominated sorting genetic algorithm (case study: Hamidiya irrigation network). *Journal of Water and Soil Conservation*. 25: 6. 239-253. (In Persian)
16. Kim, T.W., and Valdés, J.B. 2003. Nonlinear model for drought forecasting based on a conjunction of wavelet transforms and neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*. 8: 6. 319-328.

17. Komasi, M., and Goudarzi, H. 2021. Multi-objective optimization of groundwater monitoring network using a probability Pareto genetic algorithm and entropy method (case study: Silakhor plain). *Journal of Hydroinformatics*. 23: 1. 136-150.
18. Komasi, M., and Sharghi, S. 2016. Data mining methods in time series analysis. Naghous. 156p. (In Persian)
19. Koza, J.R., and Poli, R. 1992. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection. MIT press. Chapter 5.
20. McCulloch, W.S., and Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*. 5: 4. 115-133.
21. Michalewicz, Z. 1995. Genetic algorithms, numerical optimization, and constraints. In *Proceedings of the sixth international conference on genetic algorithms*. Morgan Kaufman San Mateo. 195: 151-158.
22. Mohammadian, F., Shahnooshi, N., Gorbani, M., and Aghel, H. 2002. Development of a sustainable crop pattern in Fariman-Torbat Jam plain. *Journal of Agricultural Economics*. 4: 2. 1-41. (In Persian)
23. Parsopoulos, K.E., and Vrahatis, M.N. 2002. Particle swarm optimization method for constrained optimization problems. *Intelligent Technologies—Theory and Application: New Trends in Intelligent Technologies*. 76: 1. 214-220.
24. Peralta, R.C., Forghani, A., and Fayad, H. 2014. Multiobjective genetic algorithm conjunctive use optimization for production, cost, and energy with dynamic return flow. *Journal of Hydrology*. 511: 776-785.
25. Ristikj, J., Tripcheva-Trajkovska, L., Rikaloski, I., and Markovska, L. 1999. Optimization of refinery product blending by using linear programming. In *Production and application of oil products*. Symposium proceedings.
26. Sahoo, B., Lohani, A.K., and Sahu, R. K. 2006. Fuzzy multiobjective and linear programming based management models for optimal land-water-crop system planning. *Water resources management*. 20: 6. 931-948.
27. Sarker, R., and Ray T. 2009. An improved evolutionary algorithm for solving multi-objective crop planning models. *Computers and Electronics in Agriculture*. 68: 2. 191-199.
28. Singh, D.K., Jaiswal, C.S., Reddy, K.S., Singh, R.M., and Bhandarkar, D.M. 2001. Optimal cropping pattern in a canal command area. *Agricultural Water Management*. 50: 1. 1-8.
29. Thu Bui, L., and Alam, S. 2008. Multi-Objective Optimization in Computational Intelligence: Theory and Practice: Theory and Practice. IGI global. pp. 151-188.
30. Wang, Z., and Zhou, Z. 2004. Optimization of water allocation in canal systems of Chengai irrigation area. *Nature and Science*. 2: 1. 89-94.
31. Yang, J.M., Chen, Y.P., Horng, J.T., and Kao, C.Y. 1997. April. Applying family competition to evolution strategies for constrained optimization. In *International conference on evolutionary programming*. Springer, Berlin, Heidelberg. pp. 201-211
32. Yeniay, Ö. 2005. Penalty function methods for constrained optimization with genetic algorithms. *Mathematical and computational Applications*. 10: 1. 45-56.
33. Zitzler, E. 1999. *Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications*. Ithaca: Shaker, 32p.
34. Zitzler, E., Laumanns, M., and Thiele, L. 2001. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. TIK-report, 103p.

