

Optimization of Composite Shaft Subjected to Torsional Loading by Using Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Methods

Mahdi Heydari-Meybodi ^{a*}, Hamid Arjmand ^b, Ghasem Azamirad ^a

^a Department of Mechanical Engineering, Yazd University, Yazd, 89158-18411, Iran.

Original Article

Use your device to scan and read the article online



Citation: Heydari-Meybodi M, Arjmand H, Azamirad G. Optimization of Composite Shaft Subjected to Torsional Loading by Using Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Methods. *Mechanics of Advanced and Smart Materials*. 2024;4(1):64-85.

 <https://10.61186/masm.4.1.64>

KEYWORDS

Optimization
Composite Shaft
Genetic Algorithm
Particle Swarm Optimization

ABSTRACT

Optimization of composite shafts subjected to torsional loading has been investigated in the previous studies by considering the constant value of load and so, minimization of shaft mass was defined as the objective function (OF). In the current study, maximization of the torque to mass (T/m) ratio was considered as OF. To do so, the Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) methods were utilized. The number of layers, thickness, and angle of each ply as well as the applied torque were considered as the input variables. Moreover, preventing of failure in composite shaft, based on Tsai-Wu failure theory developed in Abaqus finite element software, was defined as the constraint of optimization problem. Also, in order to investigate the effect of OF type, in addition to the T/m, the mass was also defined as OF in a separate optimization problem. The results revealed that despite PSO, GA had suitable convergence in the optimization. Moreover, in spite of the type of OF, using a composite shaft compared to the steel one, had at least 80% mass reduction. Furthermore, although the predicted composite shaft via T/m OF has more mass compared to that predicted via m OF, it can tolerate torsional loading up to 8.5 times more. This point can increase the load carrying capacity of composite shaft.

Extended Abstract

1. Introduction

Due to specific characteristics of composite materials, these types of materials have attracted numerous applications in the various industries during the last decades. One of these applications is the possibility to use composite drive shafts in rear wheel vehicle driving system.

On the other hand, there are a relatively wide range of parameters in a composite structure affected on its mechanical properties which can lead to almost distinct mechanical properties. Layering angle, number of layers, thickness of each layer, along with the mechanical properties of resin and fibers, are among the variables can be changed in a polymer matrix composite and lead to different mechanical properties and strength. Therefore, for optimal use of a composite structure, it is necessary to optimize each variable in order to satisfy the objectives of

* Corresponding author. Tel.: +98- 3531232565

E-mail address: m.heydari.m@yazd.ac.ir

DOI: <https://10.61186/masm.4.1.64>

Received: December 07, 2023; Received in revised form: March 15, 2024; Accepted: March 30, 2024

© Author



the problem. This is why the use of optimization methods in problems dealing with composite structures has attracted great attention in recent years.

Regarding the optimization of composite drive shafts, limited research has been performed in this field. It should be noted that some of these researches do not agree with the common definitions of the optimization process (in the sense of selecting the initial population and using the optimization algorithm to reach the defined objective function). Among all, one can refer to [3-8].

Among the few researches performed in accordance with the principles of optimization, one can mention the research of Rangaswamy et al [2,9]. In this study, they used the genetic algorithm and considered the torque value applied to the shaft as a constant value (equal to the maximum torque that the equivalent steel shaft can withstand). The results of their analysis showed that the use of carbon/ epoxy shaft has reduced the weight of the shaft by 86% compared to the steel shaft. Similar to this research, Manjunath and Rangaswamy [1] have investigated the above optimization problem using the particle swarm optimization (PSO) algorithm. They showed that PSO almost had the same result (87% weight reduction compared to the steel shaft) compared to the genetic algorithm from the weight minimization point of view. However, a closer examination of the results shows that the convergence of the genetic algorithm was better than the particle swarm algorithm. In 2015, Khalkhali et al. optimized a composite shaft made of glass/epoxy and carbon/epoxy with a multiple objective function and used the modified non-dominant classified genetic algorithm (NSGA) [10]. Another research was done by Dinesh and Raju [11] in which the genetic algorithm and minimum weight optimization function were used and compared steel shaft with three composite materials, made of glass/epoxy, high modulus carbon/epoxy and high strength carbon/epoxy. The results indicated that the composite shaft made of high modulus carbon/epoxy has performed better among others and has improved the weight by about 87% compared to the steel shaft.

From the review of previous researches, it can be realized that these researches have only paid attention to the minimum weight of the shaft and they have neglected the much higher "torque to weight" capability of the composite shaft compared to the steel shaft. In other words, in previous researches, by keeping the torque value applied to the composite shaft constant (equal to the amount that the steel shaft can withstand), a large part of the capacity of the composite shaft has been neglected. Therefore, in this research, in addition to changing the number, angle and thickness of composite layers as input, the amount of applied torque can also be changed as an input, and the ratio of "torque to weight: T/m" is considered as the objective function. In this regard, the Tsai-Wu criterion for checking the failure of composite layer in Abaqus finite element software and two optimization algorithms (genetic algorithm and particle swarm algorithm) developed in ModFrontier software were defined to reach the objective function and compared the efficiency of these two algorithms.

2. Defining the problem and optimization process

To perform the optimization process in this research, the genetic algorithm and the particle swarm optimization method have been used. The objective function of optimization in the current research is defined as the ratio of torque to mass (T/m) for the combined effect of torque and shaft mass. The inputs of the optimization problem include the number of layers in the composite, the angle of each layer, the thickness of each layer, and the torque value applied to the shaft. It should be noted that these items have been determined parametrically in the allowed range through Python coding resulting from modeling in the software and provided to ModFrontier software. The range determined for each entry and the step determined for each item are summarized in Table 1.

Table 1 The range of changes for each design variable (input) in optimization algorithms

Design variable	Range	Symbol	Step change
Layer angle (deg)	$-90 \leq \theta_k \leq +90$	θ_k	5
Layer thickness (mm)	$0.1 \leq t_k \leq 0.5$	t_k	0.2
Number of layers	$1 \leq n \leq 32$	n	1
Torque (N.m)	$7000 \leq T \leq 120000$	T	100

The hollow composite shaft is modeled as a shell in Abaqus finite element software with length $L = 1250$ mm and outer diameter $d = 90$ mm. The mechanical properties of the carbon/epoxy composite are applied according to Table 2.

By selecting the General Static solver, one end of the shaft is clamped and the torque is applied to the other end.

Table 2 Mechanical properties of carbon/epoxy composite layers

Mechanical properties	Symbol (unit)	Value
Longitudinal elastic modulus	$E_{11}(GPa)$	190
Transverse elastic modulus	$E_{22}(GPa)$	7.7
In-plane shear modulus	$G_{12} = G_{13}(GPa)$	4.2
Out of plane shear modulus	$G_{23}(MPa)$	3.8
In-plane Poisson's ratio	ν_{12}	0.3
Longitudinal strength (Tension/Compression)	$X_t = X_c(MPa)$	870
Transverse strength (Tension/Compression)	$Y_t = Y_c(MPa)$	54
Shear strength	$S_c(MPa)$	30
Density	$\rho(kg/m^3)$	1600



Figure 1 A view of the elements made for the shaft in Abaqus software

In order to check the failure of composite layers, the Tsai-Wu failure criterion was used in the present study. According to this criterion, as long as the failure factor I_F (according to equation (1)) is less than 1, complete failure has not occurred in the layer. The failure rate in this criterion is defined as follows [15]:

$$I_F = F_1\sigma_{11} + F_2\sigma_{22} + F_{11}\sigma_{11}^2 + F_{22}\sigma_{22}^2 + F_{66}\sigma_{12}^2 + 2F_{12}\sigma_{11}\sigma_{22} \quad (1)$$

In the above relation, F are defined as follows:

$$\begin{aligned} F_1 &= \frac{1}{X_t} + \frac{1}{X_c} ; \quad F_2 = \frac{1}{Y_t} + \frac{1}{Y_c} ; \\ F_{11} &= -\frac{1}{X_t X_c} ; \quad F_{22} = -\frac{1}{Y_t Y_c} ; \quad F_{66} = \frac{1}{S_c^2} ; \\ F_{12} &= f^* \sqrt{F_{11} F_{22}} , \quad -1 \leq f^* \leq 1 ; \end{aligned} \quad (2)$$

More details about the optimization procedure can be found in the Persian part of paper.

3. Results and discussion

One of the important points in optimization topics is the convergence of the problem or, equivalently, the convergence of each of the input parameters to a specific value after a number of iterations. As much as this convergence occurs in fewer iterations, it shows the higher convergence rate of that algorithm.

As it is clear from Figure 2, the genetic algorithm has reached a torque of about 54,000 N-m after initial relative trial and error up to a population of about 4000, and then gradually up to a population of 7000. The state of convergence of the particle swarm algorithm in Figure 3 is completely different from the genetic algorithm; In such a way that no specific convergence has been observed for the particle swarm algorithm, and with the increase of the population number, the data are still changing in the defined interval allowed for torque change.

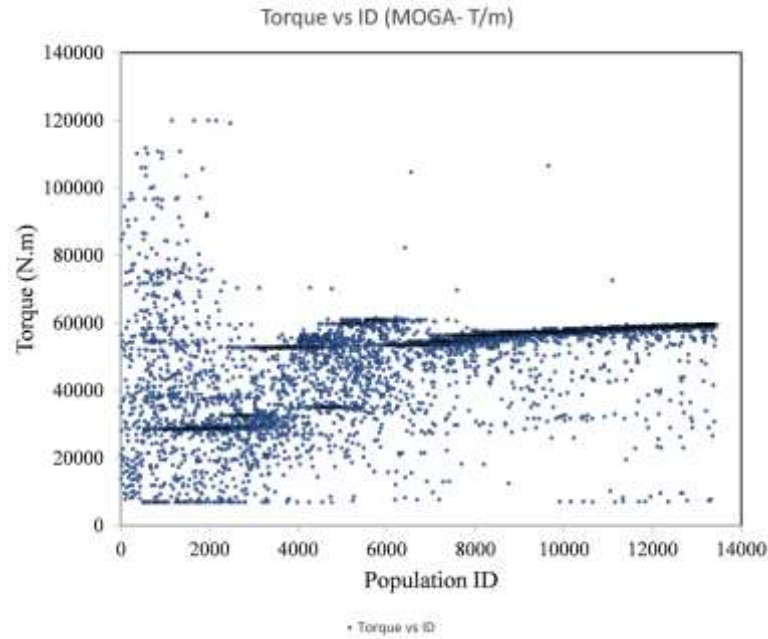


Figure 2 Torque v.s. the population based on the results of genetic algorithm

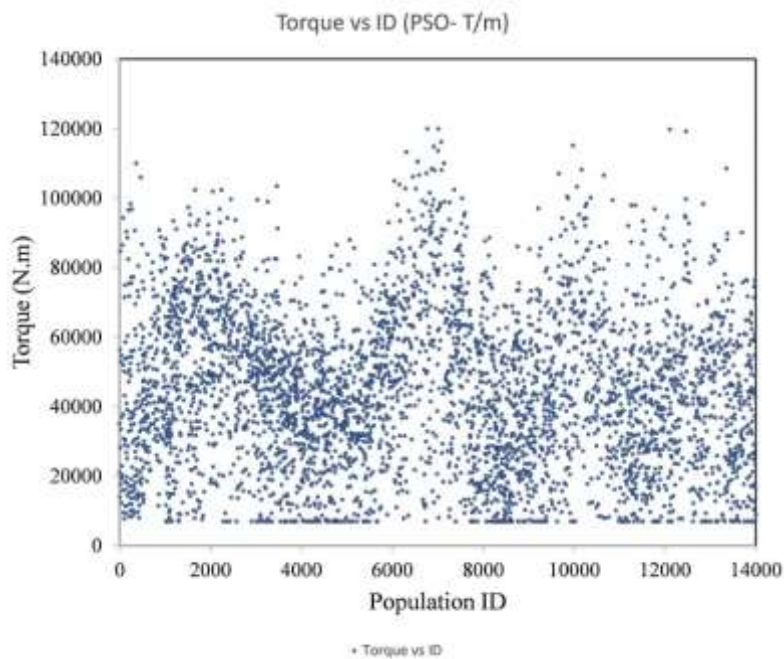
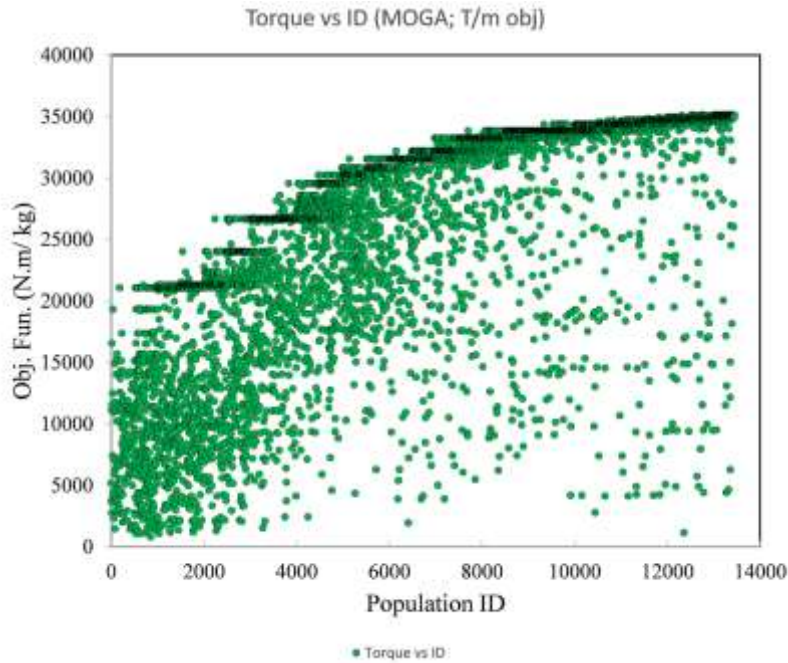


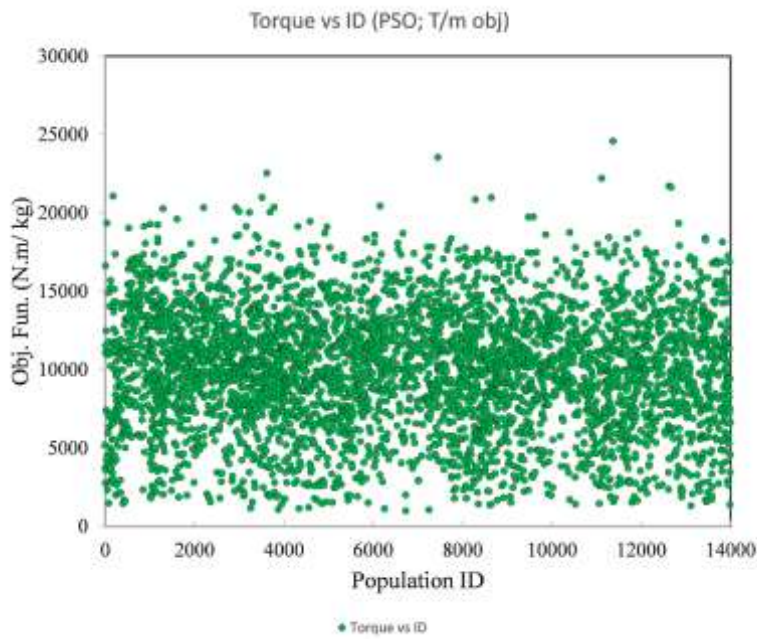
Figure 3 Torque v.s. the population based on the results of particle swarm algorithm

Convergence of the objective function is one of the important points that should be considered in the discussion of optimization. In addition to the convergence method, the convergence number in the objective function can be effective in determining the performance of two algorithms. For this purpose, the ratio of torque to mass (T/m) in terms of population number for two algorithms is shown in Figure 4.

As it is clear from Figure 4, a clear convergence is not observed in the particle swarm algorithm for the objective function, and the data is scattered in a relatively wide range, while for the genetic algorithm, the data is trying to reach the optimal point (maximum). Also, assuming that the particle swarm algorithm had the ability to converge in the value of the objective function, its maximum value approximately is 24000; while this value for the genetic algorithm according to Figure 7 was about 35,000; As a result, the optimal value obtained based on the genetic algorithm is about 40% higher than the the particle swarm algorithm could achieve (although it has not converged to this value!).



(a)



(b)

Figure 4 The change of objective function versus population ID for – (a) genetic algorithm (b) particle swarm algorithm

The results related to the converged values of the current optimization problem using the genetic algorithm are given in Table 4. It should be noted that due to the lack of proper convergence of the problem using the particle swarm algorithm, no results have been presented for this algorithm.

Table 4 Optimal values of objective function and inputs of optimization problem using genetic algorithm

T/m ratio (N.m/kg)	Torque (N.m)	Thickness of layer t (mm)	Number of layers n
35132	59600	0.5	6

For the final summary, the results are summarized in Table 5, which can be seen the higher performance of the composite shaft during the two objective functions compared to the steel shaft:

Table 5 Comparative results between steel shaft and optimal values of composite shaft

Optimized stacking sequence	Mass		T/m ratio		Torque		Objective function	Material
	Difference %	Value kg	Difference %	Value N.m/kg	Difference %	Value N.m		
-	-	8.6	-	814	-	7000	-	Steel
[40/-40/-20/40/-60]	96.7	0.28	2970	25000	0	7000	Minimum Mas	Carbon/epoxy composite
[45/-50/-45/45/45/-40]	80.2	1.7	4215	35132	450	59600	Maximum T/m ratio	

It should be mentioned here that due to the limitation of the journal in the Latin abstract, you can see more charts and content in the Persian part of paper.



بهینه‌سازی آرایش شافت کامپوزیتی تحت پیچش با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات

مهدی حیدری میبیدی^{الف*}، حمید ارجمند^ب، قاسم اعظمی‌راد^ج

^{الف} استادیار، گروه جامدات و ساخت، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران، m.heydari.m@yazd.ac.ir

^ب کارشناسی، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران، hamamizadehamid@gmail.com

^ج استادیار، گروه جامدات و ساخت، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران، azamirad@yazd.ac.ir

واژگان کلیدی	چکیده
بهینه‌سازی، شافت کامپوزیتی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ازدحام ذرات.	بهینه‌سازی شافت کامپوزیتی تحت گشتاور پیچشی در پژوهش‌های پیشین، با فرض ثابت بودن گشتاور و با هدف کمینه‌کردن جرم انجام شده است. در پژوهش حاضر، علاوه بر لحاظ کردن جرم، اجازه تغییر میزان گشتاور اعمالی تا پیش از خرابی در اولین لایه نیز داده شده تا بتوان در عین وزن پایین، از ظرفیت باربری کامپوزیت بهره بیشتری برد. از همین رو، تابع هدف به صورت بیشینه‌کردن نسبت "گشتاور به جرم T/m" در نظر گرفته شد. برای انجام بهینه‌سازی از دو الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات استفاده شد. پارامترهای ورودی مسئله شامل تعداد لایه، ضخامت و زاویه هر لایه و گشتاور اعمالی بوده و قید تعریف شده، عدم وقوع خرابی در لایه‌های کامپوزیتی (با احتساب معیار خرابی سای - وو در نرم‌افزار اجزای محدود آباکوس) بود. همچنین مسئله فوق برای مقایسه اثر نوع تابع هدف، با در نظر گرفتن جرم کمینه بعنوان تابع هدف با دو الگوریتم فوق بررسی شد. نتایج نشان از آن دارد که الگوریتم ژنتیک، برخلاف الگوریتم ازدحام ذرات، همگرایی مناسبی را داشته است. همچنین استفاده از شافت کامپوزیتی (فارغ از نوع تابع هدف) تا بیش از ۸۰٪ باعث کاهش جرم در مقایسه با شافت فولادی شده است. ضمناً گرچه شافت کامپوزیتی پیشنهادی توسط تابع هدف T/m بیشینه، جرم بیشتری نسبت به شافت پیشنهادی با تابع هدف جرم کمینه دارد، ولی توانسته گشتاوری ۸/۵ برابری را تحمل کند؛ بدین معنی که با افزایش وزن نسبی در حد منطقی، ظرفیت بارپذیری شافت تا ۸/۵ برابر افزایش یافته است.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۹/۱۶	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۱۲/۲۵	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۱۱	

۱- مقدمه

قطعات کامپوزیتی به دلیل خواص مکانیکی ویژه بالا مانند نسبت استحکام به وزن و مدول الاستیسیته به وزن مناسب، در صنایع مختلفی از جمله صنایع خودروسازی و حمل و نقل مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱]. در طی سالیان اخیر، تحقیق و پژوهش جهت استفاده از شافت‌های کامپوزیتی در محور محرک خودروها در بین پژوهشگران رونق گرفته است. محور محرک خودرو وظیفه انتقال قدرت (گشتاور پیچشی) از موتور به چرخ‌ها را برعهده دارد و در حال حاضر، عمدتاً از شافت‌های فولادی دو تکه بدین منظور استفاده می‌شود. شافت‌های فولادی در مقایسه با شافت‌های کامپوزیتی دارای مقاومت به خوردگی، مدول و استحکام ویژه کمتری هستند [۲].

از طرف دیگر، ماهیت یک سازه کامپوزیتی به گونه‌ای است که با تغییر در طیف نسبتاً گسترده‌ای از پارامترهای دخیل در این دسته از مواد، می‌توان خواص مکانیکی متفاوت و متمایزی را از کامپوزیت بدست آورد. زاویه لایه‌چینی، تعداد لایه، ضخامت هر لایه در کنار خواص مکانیکی رزین و الیاف از مواردی است که در یک کامپوزیت زمینه پلیمری قابلیت تغییر داشته و می‌تواند منجر به خواص مکانیکی و استحکام متفاوتی شود؛ بنابراین برای استفاده بهینه از یک کامپوزیت لازم است تا این پارامترها بسته به مسئله مورد بررسی در بهترین وضعیت ممکن در راستای ارضای اهداف مسئله در کنار یکدیگر قرار گیرند. از همین رو است که استفاده از روش‌های بهینه‌سازی در مسائل دارای سازه کامپوزیتی طی سالیان اخیر مورد توجه محققین و پژوهشگران فعال در این حوزه قرار گرفته است.

در رابطه با بهینه‌سازی شافت‌های کامپوزیتی انتقال قدرت، پژوهش‌های محدودی در این زمینه انجام شده است. لازم به ذکر است که تعدادی از این پژوهش‌ها با تعاریف رایج از فرآیند بهینه‌سازی (به معنای انتخاب جمعیت اولیه و استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی جهت نیل به تابع هدف تعریف شده) همخوانی ندارد. به عنوان مثال، سلیمان در پژوهشی [۳] با در نظر گرفتن صرفاً پنج آرایش پیشنهادی اولیه، به بررسی شافت کامپوزیتی و انتخاب بهترین مورد از بین این پنج آرایش با احتساب معیار شکست سای-و^۱ و وزن کمینه پرداخته اند. پژوهش‌های مشابهی نیز که صرفاً به بررسی اثر جنس و مقایسه شافت فولادی با دو یا چند نوع شافت کامپوزیتی و انتخاب حالت برتر از بین این موارد بسنده شده است، توسط مانیدپ و راجا [۴] و همچنین المرشدی و همکاران [۵] صورت گرفته است. مشابه با این روند در پژوهش خوش‌روان و پیکانی [۶]، ضرامضیخاری و همکاران [۷] نیز مشاهده می‌شود. در پژوهشی جدیدتری که در سال ۲۰۱۹ انجام شده [۸]، بصورتی متفاوت به بررسی شافت انتقال قدرت آلومینیومی که با شافت کامپوزیتی جایگزین شده، پرداخته شده است. آن‌ها شافت کامپوزیتی کربنی را بصورت تجربی تحت بارگذاری ضربه‌ای در دو سطح مختلف انرژی و تحت گشتاور پیچشی، با دو ضخامت متفاوت و لایه‌چینی یکسان قرار داده و به بررسی کاهش وزن و در عین حال، استحکام بالاتر شافت پرداخته‌اند.

از میان معدود پژوهش‌هایی که مطابق با اصول بهینه‌سازی باشد، می‌توان به پژوهش رانگاسوامی و همکاران [۲، ۹] اشاره کرد که به بررسی بهینه‌سازی شافت کامپوزیتی با تابع هدف کمینه‌کردن وزن شافت پرداخته‌اند. آنها در این مطالعه از الگوریتم ژنتیک بهره برده و مقدار گشتاور اعمالی به شافت را مقداری ثابت (برابر با حداکثر گشتاوری که شافت فولادی معادل تحمل می‌کند) در نظر گرفته‌اند. نتایج تحلیل آنها نشان می‌دهد که استفاده از شافت کربن اپوکسی تا ۸۶٪ سبب کاهش وزن شافت در مقایسه با شافت فولادی شده است. مشابه با این پژوهش، مانجونات و رانگاسوامی [۱] مسئله بهینه‌سازی فوق را این بار با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات بررسی نموده‌اند. نتایج نشان از آن دارد که الگوریتم ازدحام جمعیت، از منظر کمینه‌کردن وزن عملکرد تقریباً مشابهی (۸۷٪ کاهش وزن در مقایسه با شافت فولادی) را نسبت به الگوریتم ژنتیک داشته است؛ البته بررسی دقیق‌تر نتایج نشان از آن دارد که همگرایی الگوریتم ژنتیک^۲ به مراتب بهتر از الگوریتم ازدحام ذرات بوده است. خلخالی و همکاران در سال ۲۰۱۵ در تحقیقی به بهینه‌سازی شافت کامپوزیتی از دو جنس شیشه/اپوکسی و کربن/اپوکسی با تابع هدف چندگانه پرداخته و از الگوریتم اصلاح‌شده ژنتیک طبقه‌بندی شده غیرغالب (NSGA) استفاده کرده‌اند [۱۰]. پژوهش دیگری توسط دینش و راجو [۱۱] صورت پذیرفته که در آن از الگوریتم ژنتیک و تابع وزن کمینه استفاده شده و سه جنس شیشه/اپوکسی، کربن مدول بالا/اپوکسی و کربن استحکام بالا/اپوکسی را با شافت فولادی مقایسه کرده است. نتایج حاکی از آن است که شافت کامپوزیتی از جنس کربن مدول بالا/اپوکسی عملکرد بهتری در بین سایرین داشته و تا حدود ۸۷٪ بهبود در وزن را در مقایسه با شافت فولادی داشته است.

از بررسی پژوهش‌های پیشین می‌توان دریافت که این پژوهش‌ها همگی صرفاً به وزن کمینه شافت توجه داشته‌اند و از قابلیت تحمل "گشتاور به وزن" بسیار بالاتر شافت کامپوزیتی در مقایسه با شافت فولادی غافل مانده‌اند. به عبارت دیگر در پژوهش‌های پیشین، با ثابت نگه‌داشتن مقدار گشتاور اعمالی به شافت کامپوزیتی (برابر با مقداری که شافت فولادی قابلیت تحمل دارد)، عملاً

¹ Tsai-Wu

² Genetic Algorithm

بخش زیادی از ظرفیت شافت کامپوزیتی در تحمل گشتاور و در عین داشتن وزن مناسب، مورد بی‌توجهی قرار گرفته است. از همین رو در پژوهش حاضر، علاوه بر تغییر تعداد، زاویه و ضخامت لایه‌ها به‌عنوان ورودی، میزان گشتاور اعمالی نیز به‌عنوان یک ورودی قابلیت تغییر داشته و نسبت "گشتاور به وزن T/m" به‌عنوان تابع هدف در نظر گرفته شده است. به عبارت بهتر، سعی شده است تا علاوه بر قابلیت داشتن وزن پایین، بتوان شافت کامپوزیتی را طراحی کرد که قابلیت تحمل گشتاور بالاتری را نیز داشته باشد. در این راستا از معیار سای - و برای بررسی شکست لایه کامپوزیتی در نرم افزار اجزای محدود آباکوس و از دو الگوریتم بهینه‌سازی (الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات) که در نرم‌افزار مودفرانتییر^۱ بسط داده شده است، برای رسیدن به تابع هدف تعریف شده و مقایسه کارایی این دو الگوریتم در این مسئله استفاده شده است. در پایان، برای داشتن درک بهتری از تأثیر ثابت نبودن گشتاور اعمالی در پاسخ بهینه، مسئله در حالتی که مقدار گشتاور اعمالی به شافت در طول مسئله ثابت باشد (مشابه با پژوهش‌های [۱، ۲، ۹]) نیز با این دو الگوریتم صورت پذیرفته و نتایج با یکدیگر مقایسه شده است.

۲- مبانی تئوری

در این بخش، مبانی بهینه‌سازی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در پژوهش حاضر تشریح شده است.

۲-۱- بهینه‌سازی

روش‌های بهینه‌سازی را در حالت کلی می‌توان به دو دسته روش‌های سنتی و روش‌های مدرن^۲ تقسیم‌بندی نمود. روش‌های سنتی مانند روش ضرایب لاگرانژ^۳ برای توابع پیوسته و مشتق‌پذیر و به‌صورت تحلیلی قابلیت اجرا دارد. با این وجود، روش‌های سنتی قابلیت اجرا برای مسائلی مانند کامپوزیت‌ها که دارای فضا (ورودی) گسسته هستند قابلیت اجرا ندارد و در این موارد باید از روش‌های بهینه‌سازی تصادفی و فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک (GA)، شبیه‌سازی تبرید^۴، تکامل تفاضلی^۵، روش ازدحام ذرات (PSO^۶) و ... استفاده کرد [۱۲]. در ادامه به توضیح مختصری از نحوه عملکرد الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته، پرداخته شده است.

۲-۱-۱- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، الگوریتمی مبتنی بر تکرار است که با تقلید از فرایندهای مشاهده‌شده در طبیعت و علم ژنتیک، اختراع و تکامل‌یافته است. در علم ژنتیک، عامل اصلی انتقال صفات بیولوژیکی در موجودات زنده، کروموزوم‌ها و ژن‌ها هستند که نحوه عملکرد آن‌ها به‌صورت رقابتی است؛ بدین معنی که در نهایت ژن‌ها و کروموزوم‌های برتر باقی مانده و ژن‌های دارای خصوصیات ضعیف‌تر از بین می‌روند.

الگوریتم ژنتیک برای هر بار تکرار فرایند بهینه‌سازی، اطلاعات چندین نقطه از دامنه جستجو را بررسی و برخلاف روش‌های تک مسیری، فضای جواب را به طور همه‌جانبه پوشش می‌دهد؛ بنابراین امکان کمتری برای همگرایی به یک نقطه بهینه محلی وجود دارد. نحوه عملکرد الگوریتم ژنتیک به این صورت است که با فرایند تولید نسل و ایجاد مجموعه نقاط جستجوی اولیه آغاز می‌شود. سپس برای پیشروی و هدایت عملیات جستجو به‌طرف نقطه بهینه، فرایند انتخاب از بین جمعیت حاضر و دخالت آن‌ها در نسل بعد با استفاده از معیار برازندگی صورت می‌پذیرد. در ادامه، عملگرهای ژنتیکی شامل انتخاب، پیوند، جهش و دیگر عملگرهای احتمالاتی وارد شده و جمعیت جدید را به وجود می‌آورند و این فرایند تا رسیدن به نقطه بهینه ادامه می‌یابد.

۲-۱-۲- الگوریتم ازدحام ذرات

این الگوریتم که از حرکت دسته‌جمعی پرندگان/ ماهیانی که بدن‌بال آذوقه هستند اقتباس شده، یک الگوریتم تکاملی بر پایه تکرار و یک روش جستجوی غیرقطعی برای بهینه‌سازی است [۱۳]. اساس عملکرد این روش بدین صورت است که هر عضو (ذره)

¹ ModeFRONTIER

² Traditional and non-traditional methods

³ Lagrange Multipliers

⁴ Simulated Annealing

⁵ Differential Evolution

⁶ Particle Swarm Optimization

از جامعه، علاوه بر توجه به حرکت فعلی خود در رسیدن به محل غذا (نقطه بهینه)، به تصمیم‌گیری‌های قبلی خود و همچنین بهترین تصمیم در بین اعضا توجه دارد. به عبارت بهتر، یک جریان اطلاعاتی تکاملی بین اعضای جامعه شکل می‌گیرد که در نهایت و در طی هر مرحله، استفاده از هوش جمعی سبب اتخاذ تصمیم بهتری در نیل به نقطه بهینه خواهد شد [۱۴].

۳- مدل‌سازی اجزای محدود و طراحی و اجرای الگوریتم بهینه‌سازی

مدل‌سازی اجزای محدود و روند انجام آن به همراه جزئیات مرتبط با الگوریتم‌های بهینه‌سازی و روش اجرای آن در این قسمت تشریح شده است.

۳-۱- مدل‌سازی اجزای محدود و بیان معیار خرابی کامپوزیت

از آنجا که در نهایت بایستی نتایج شافت کامپوزیتی با یک نمونه شافت فولادی معادل مقایسه شود، ابعاد و خواص مکانیکی که در ادامه بیان می‌شود مطابق با داده‌های مرجع [۲] انتخاب شده‌اند. شافت کامپوزیتی توخالی به صورت پوسته در نرم‌افزار اجزای محدود آباکوس^۱ به طول $L = 1250 \text{ mm}$ و قطر خارجی $d = 90 \text{ mm}$ مدل‌سازی شده است. خواص مکانیکی کامپوزیت از جنس کربن/اپوکسی مطابق با جدول ۱ اعمال شده است. لازم به ذکر است که تعداد لایه و زاویه و ضخامت لایه‌ها در این مرحله به صورت دلخواه تنظیم شده است تا در ادامه برای بهینه‌سازی، به صورت یک ورودی (متغیر) به الگوریتم بهینه‌سازی معرفی شود (توضیحات تکمیلی در بخش ۳-۲ ارائه شده است).

برای بررسی خرابی لایه‌های کامپوزیتی از معیار خرابی سای-وو در پژوهش حاضر استفاده شده است. بنا بر این معیار، تا زمانی که ضریب خرابی I_F (مطابق با رابطه (۱)) کمتر از ۱ باشد، خرابی کامل در لایه اتفاق نیفتاده است. ضریب خرابی در این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۵]:

$$I_F = F_1\sigma_{11} + F_2\sigma_{22} + F_{11}\sigma_{11}^2 + F_{22}\sigma_{22}^2 + F_{66}\sigma_{12}^2 + 2F_{12}\sigma_{11}\sigma_{22} \quad (1)$$

که در رابطه فوق، ضرایب F به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$F_1 = \frac{1}{X_t} + \frac{1}{X_c} ; F_2 = \frac{1}{Y_t} + \frac{1}{Y_c} ;$$

$$F_{11} = -\frac{1}{X_t X_c} ; F_{22} = -\frac{1}{Y_t Y_c} ; F_{66} = \frac{1}{S_c^2} ; \quad (2)$$

$$F_{12} = f^* \sqrt{F_{11} F_{22}} , -1 \leq f^* \leq 1 ;$$

جدول ۱ خواص مکانیکی چندلایه کامپوزیتی کربن/اپوکسی [۲]

اندازه	نماد و واحد	خاصیت مکانیکی
۱۹۰	$E_{11}(GPa)$	مدول الاستیسیته طولی
۷/۷	$E_{22}(GPa)$	مدول الاستیسیته عرضی
۴/۲	$G_{12} = G_{13}(GPa)$	مدول برشی درون صفحه
۳/۸	$G_{23}(MPa)$	مدول برشی خارج از صفحه
۰/۳	ν_{12}	ضریب پواسون درون صفحه
۸۷۰	$X_t = X_c(MPa)$	استحکام کششی و فشاری در راستای طولی
۵۴	$Y_t = Y_c(MPa)$	استحکام کششی و فشاری در راستای عرضی
۳۰	$S_c(MPa)$	استحکام برشی
۱۶۰۰	$\rho(kg/m^3)$	چگالی

با انتخاب حلگر استاتیکی، انتهای شافت گیردار شده و گشتاور پیچشی به انتهای دیگر آن وارد شده است. لازم به ذکر است

^۱ Abaqus

که همانند تعداد و زاویه هر لایه، مقدار گشتاور نیز در این مرحله به‌صورت دلخواه وارد شده تا در ادامه به‌عنوان ورودی در فرایند بهینه‌سازی در نظر گرفته شود. برای داشتن همگرایی مناسب، اندازه المان‌ها برابر با ۱ میلی‌متر، از مرتبه ۲ و از نوع پوسته با هشت گره با انتگرال کاهش یافته انتخاب شده است. شکل ۱ نمایی از شافت المان‌بندی شده را بهتر نمایش می‌دهد.



شکل ۱ نمایی از المان‌بندی صورت‌گرفته برای شافت در نرم‌افزار آباکوس

۳-۲- تعریف مسئله و نحوه انجام فرایند بهینه‌سازی

همان‌طور که پیش‌ازین بیان شد، برای انجام فرایند بهینه‌سازی در این پژوهش از دو الگوریتم ژنتیک و روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شده است. علت این انتخاب آن است که این دو الگوریتم در عین سادگی، سرعت همگرایی بهتری داشته و برای مجموعه داده‌های با تعداد بالا، کارایی مناسبی دارند. برای پیاده‌سازی این دو الگوریتم از نرم‌افزار بهینه‌سازی مودفرانتیور بهره گرفته شده است.

مودفرانتیور یک نرم‌افزار یکپارچه و کامل برای بهینه‌سازی چندمنظوره است که امکان تبادل اطلاعات با طیف گسترده‌ای از نرم‌افزارهای مهندسی از قبیل طراحی، تحلیل، کدنویسی و ... را فراهم ساخته است. این نرم‌افزار با فراهم آوردن ابزار مهندسی و محیط گرافیکی کامل و درعین‌حال، دارا بودن الگوریتم‌های متنوع بهینه‌سازی، مهندسی را قادر می‌سازد که با داشتن چشم‌اندازی جامع و هم‌زمان در چند زمینه و شاخه تخصصی به‌راحتی و بدون پرداختن به جزئیات غیرضروری الگوریتم‌ها، به طراحی و شبیه‌سازی با سرعتی بالا بپردازند. همچنین با دارا بودن سیستم پس‌پردازش مناسب، به مهندسان و طراحان کمک می‌کند تا به‌سادگی به بررسی جوانب مختلف بهینه‌سازی، درک اثرات اهداف و شناسایی نقاط قوت فضای طراحی بپردازند.

۳-۲-۱- تعیین پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی و تابع هدف

ورودی‌های مسئله بهینه‌سازی شامل تعداد لایه در چندلایه کامپوزیتی، زاویه هر لایه، ضخامت هر لایه و میزان گشتاور ورودی به شافت است. لازم به ذکر است که این موارد از طریق کدنویسی پایتون^۱ حاصل از مدل‌سازی در نرم‌افزار آباکوس به‌صورت پارامتریک در بازه مجاز تعیین شده و در اختیار نرم‌افزار مودفرانتیور قرار داده شده است. محدوده تعیین شده برای هر ورودی و گام تعیین شده برای هر مورد در جدول ۲ گردآوری شده است.

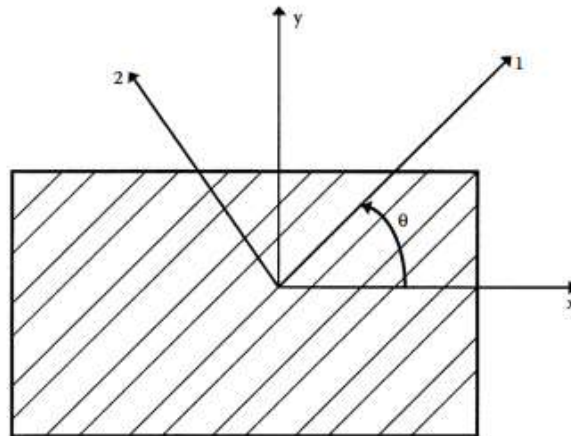
جدول ۲ بازه تغییرات برای هر متغیر طراحی (ورودی) در الگوریتم‌های بهینه‌سازی

گام	بازه تغییرات	نماد	پارامتر (واحد)
۵	$-90 \leq \theta_k \leq +90$	θ_k	زاویه هر لایه (درجه)
۰/۲	$0.1 \leq t_k \leq 0.5$	t_k	ضخامت هر لایه (میلی‌متر)
۱	$1 \leq n \leq 32$	n	تعداد لایه (-)
۱۰۰	$7000 \leq T \leq 120000$	T	گشتاور پیچشی (نیوتن - متر)

لازم به ذکر است که منظور از زاویه هر لایه، زاویه قرارگیری الیاف نسبت به محور مرکزی استوانه است (محور x در شکل

۲).

^۱ Python



شکل ۲ تعریف زاویه الیاف در هر لایه

به‌علاوه، عدم وقوع خرابی در هیچ‌کدام از لایه‌ها در چندلایه تحت بارگذاری به‌عنوان قید در الگوریتم بهینه‌سازی در نظر گرفته شده است. شایان‌ذکر است از آنجاکه عملکرد شافت فولادی (مطابق آنچه در پاراگراف بعدی بیان شده) تا لحظه تسلیم مدنظر بوده، بنابراین شکست اولین المان در هر کدام از لایه‌ها به منزله عدم رعایت قید و قابل قبول نبودن آن دسته از ورودی‌ها در الگوریتم بهینه‌سازی تلقی شده است.

همچنین باید به این نکته اشاره کرد که حداقل مقدار گشتاور پیچشی در نظر گرفته شده برای شافت کامپوزیتی، برابر با حداکثر مقدار گشتاوری است که یک شافت فولادی با مشخصات ارائه شده در جدول ۳ می‌تواند تا پیش از تسلیم تحت گشتاور پیچشی تحمل کند (رابطه (۳) را ملاحظه کنید).

$$\tau_y = \frac{T \frac{d_{os}}{2}}{J} \rightarrow T \cong 7000 \text{ N.m} \quad (3)$$

جدول ۳ خواص مکانیکی و هندسی شافت فولادی [۲]

اندازه	نماد و واحد	ابعاد هندسی	اندازه	نماد و واحد	خاصیت مکانیکی
۱۲۵۰	$L (mm)$	طول	۲۰۷	$E (GPa)$	مدول الاستیسیته
۹۰	$d_{os} (mm)$	قطر بیرونی	۸۰	$G (GPa)$	مدول برشی
۳/۳۲	$t_s (mm)$	ضخامت جداره	۰/۳	ν	ضریب پواسون
			۱۸۵	$\tau_y (MPa)$	استحکام تسلیم برشی
			۷۶۰۰	$\rho (kg/m^3)$	چگالی

همچنین بنا بر نتیجه پژوهش‌های پیشین و همچنین تحلیل‌های اولیه نویسندگان پژوهش حاضر، حداکثر تعداد لایه برای چندلایه، ۳۲ تنظیم شده است که در بخش نتایج نشان داده خواهد شد که مقدار بهینه شده تعداد لایه به‌مراتب کمتر از ۳۲ بوده است. ضمناً با توجه اینکه در عمل در ساخت کامپوزیت، تفاوت خاصی میان لایه‌چینی‌ها با اختلاف زاویه ۵ درجه وجود ندارد و از طرف دیگر، برای کاهش حجم محاسباتی مسئله بهینه‌سازی، گام تغییر زاویه برابر با ۵ درجه لحاظ شده است. نکته‌ای مشابه برای کاهش حجم محاسبات در تعیین گام تغییر گشتاور اعمالی نیز مدنظر قرار گرفته و این گام برابر با ۱۰۰ نیوتن متر اعمال شده است.

همان‌طور که پیش‌ازاین بیان شد، تابع هدف بهینه‌سازی در پژوهش حاضر برای بررسی توأمان اثر گشتاور و جرم شافت به‌صورت نسبت گشتاور به جرم (T/m) تعریف شده است. از آنجاکه هدف در اینجا طراحی شافتی با قابلیت تحمل گشتاور بالا و درعین حال، جرم پایین باشد، تابع هدف بایستی در حین فرایند بهینه‌سازی ماکزیمم شود. بیان ریاضی تابع هدف به‌صورت رابطه

(4) است:

$$\frac{T}{m} = \frac{T(N.m)}{\rho(kg/m^3) \times d(mm) \times L(mm) \times t_k(mm) \times \pi \times n} \quad (4)$$

۳-۲-۲- مراحل انجام فرایند بهینه‌سازی

روند کلی فرایند بهینه‌سازی برای هر دو الگوریتم مورد استفاده در پژوهش حاضر به صورت زیر است:

- ابتدا جمعیت اولیه که شامل متغیرهای ورودی مسئله است، به صورت رندوم توسط نرم‌افزار مودفرانتیور تولید می‌شود. بنا بر آنچه در مرجع [۱۶] بیان شده، با افزایش تعداد جمعیت اولیه، همگرایی الگوریتم (خصوصاً الگوریتم ژنتیک) بهبود می‌یابد. از این رو، توجه به تعداد بالای پارامترهای ورودی در پژوهش حاضر، جمعیت اولیه‌ای برابر با ۵۰۰ در این پژوهش برای هر دو الگوریتم در نظر گرفته شده است.
- سپس هر سری از مقادیر ورودی از طریق لینک دو نرم‌افزار مودفرانتیور و آباکوس، به نرم‌افزار اجزای محدود منتقل می‌شود. در این میان، برای برقراری ارتباط میان دو نرم‌افزار، از کدنویسی پایتون در آباکوس و هم‌سازی آن با مودفرانتیور، به گونه‌ای که برای این نرم‌افزار نیز قابل فهم باشد، استفاده شده است.
- با بررسی قید مرتبط با شکست کامپوزیت، نتیجه حاصل به مودفرانتیور منتقل می‌شود.
- مودفرانتیور با بررسی نتیجه حاصله و با اعمال عملگرهای مرتبط در هر الگوریتم، داده جدیدی تولید کرده و این فرایند مجدد تا اتمام فرایند بهینه‌سازی ادامه می‌یابد.

در اینجا ذکر یک نکته حایز اهمیت است. یکی از چالش‌های اساسی در بهینه‌سازی مسایل کامپوزیتی نسبت به مسایل دیگر (بعنوان مثال با جنس ایزوتروپیک)، تغییر تعداد متغیرهای ورودی در هر مرحله از اجرای بهینه‌سازی است. برای درک بهتر موضوع، می‌توان اینگونه بیان کرد که با تغییر تعداد لایه در هر اجرا، باید متناسب با آن، سایر پارامترهای ورودی مانند ضخامت هر لایه و زاویه الیاف در آن تغییر کند. در این پژوهش این تغییرات در هر اجرا، در کد پایتون توسعه داده شده دخیل شده است تا نرم‌افزار، متناسب با تعداد ورودی هر اجرا، به همان میزان برای سایر پارامترهای ورودی حالات مختلف در نظر بگیرد.

۴- ارائه نتایج و بحث

در این قسمت، به بررسی و مقایسه نتایج حاصل از دو الگوریتم بهینه‌سازی بکار گرفته شده، انتخاب پاسخ بهینه در هر حالت و میزان بهبود نتایج نسبت به شافت فولادی پرداخته شده است. همچنین برای مقایسه تأثیر تابع هدف، نتایجی مشابه برای دو الگوریتم در حالتی که تابع هدف، کمینه‌کردن جرم (وزن) شافت است، پرداخته شده است.

۴-۱- مقایسه همگرایی دو الگوریتم PSO و GA

یکی از نکات حایز اهمیت در مباحث بهینه‌سازی، همگرایی مسئله یا به صورت معادل، همگرایی هر کدام از پارامترهای ورودی به مقداری مشخص پس از تعدادی تکرار است. هر چقدر این همگرایی در تکرارهای کمتر رخ دهد، نشان از سرعت بالاتر همگرایی آن الگوریتم در بهینه‌سازی دارد.

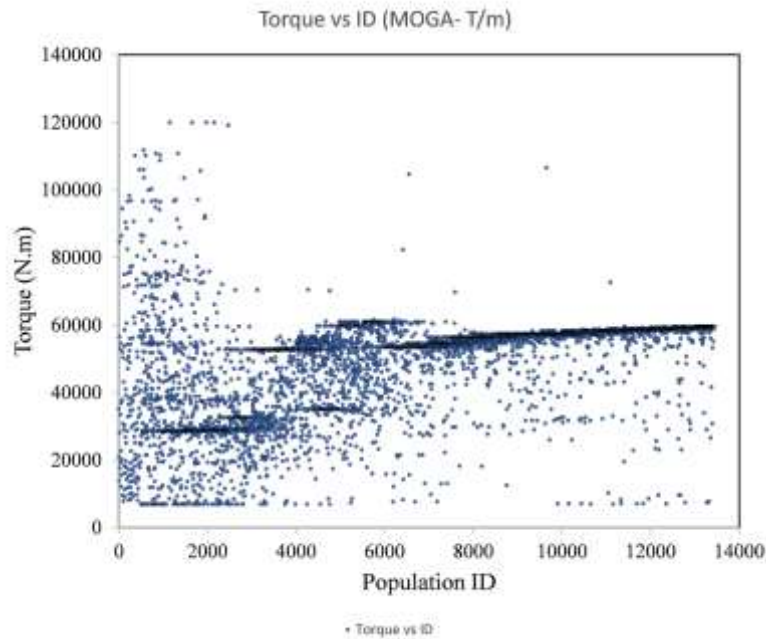
در الگوریتم ژنتیک، جمعیت رندوم اولیه با تعداد ۵۰۰ در حکم یک نسل^۱ در نظر گرفته می‌شود؛ درحالی‌که در الگوریتم ازدحام ذرات، مفهوم نسل معنایی نداشته و هر ورودی به‌عنوان یک عضو از جمعیت^۲ لحاظ می‌شود. از همین رو برای داشتن مقایسه منطقی‌تر، نمودار تغییرات گشتاور تعدادی از ورودی‌ها در شکل‌های ۳ و ۴ برحسب جمعیت آورده شده است. لازم به ذکر است که داده‌هایی که قید اعمال شده (شرط معیار سای - وو) را دارا نبودند، جزو داده‌های غیرقابل قبول^۳ تلقی شده و در

¹ Generation

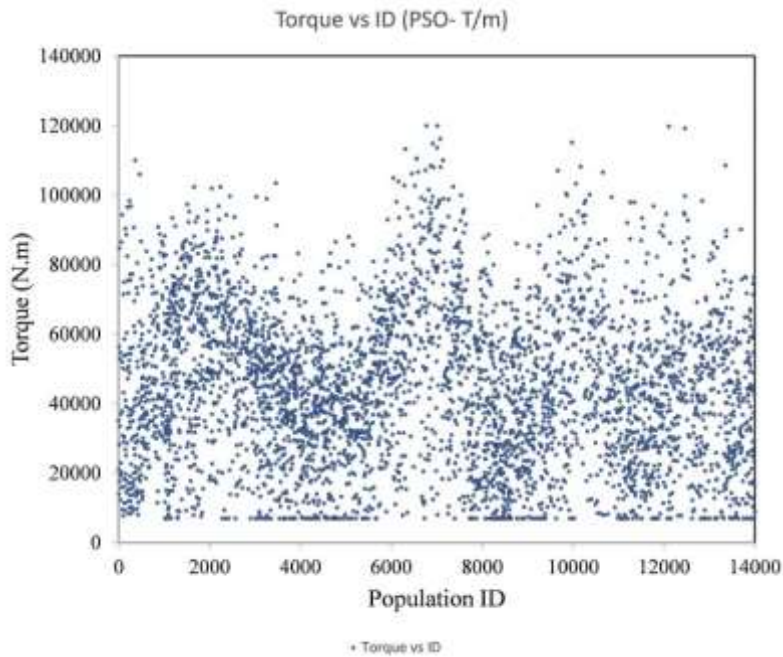
² Population

³ Unfeasible data

شکل‌ها آورده نشده‌اند.



شکل ۳ تغییرات گشتاور بر حسب جمعیت بر اساس نتایج الگوریتم ژنتیک

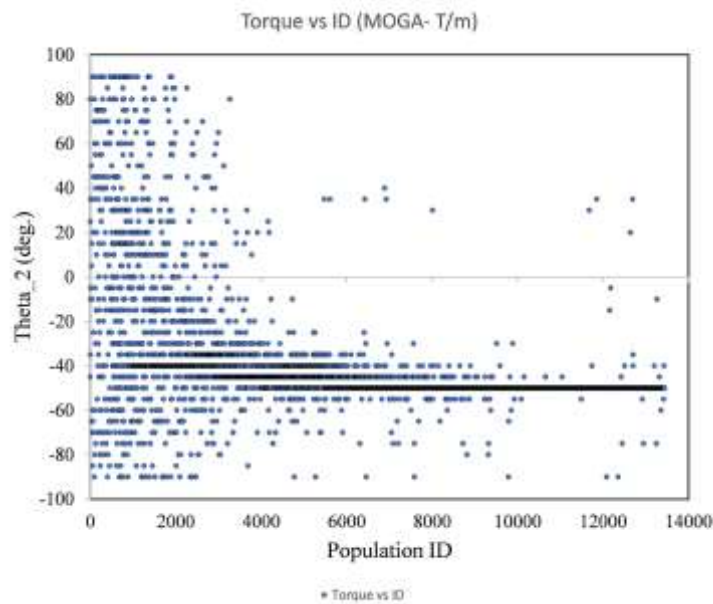


شکل ۴ تغییرات گشتاور بر حسب جمعیت بر اساس نتایج الگوریتم ازدحام ذرات

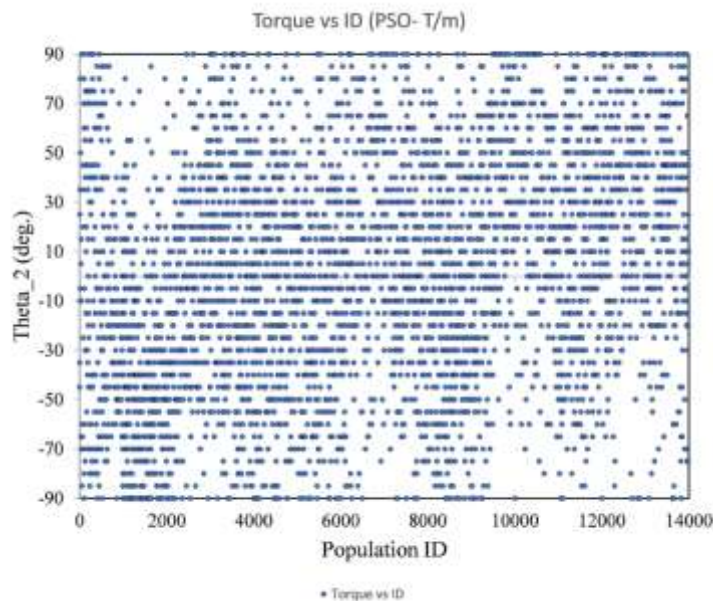
همان‌طور که از شکل ۳ مشخص است، الگوریتم ژنتیک پس از سعی و خطای نسبی اولیه تا جمعیت حدود ۴۰۰۰، از آن به بعد به صورت تدریجی تا جمعیت ۷۰۰۰ به گشتاوری حدود ۵۴۰۰۰ نیوتن-متر رسیده است. شایان‌ذکر است که نواحی با تمرکز نقاط بیشتر که تقریباً به صورت یک خط در شکل دیده می‌شود، به عنوان نقاط همگرایی در نظر گرفته شده است. در نهایت نیز تا حدود جمعیت ۱۴۰۰۰، مقدار گشتاور تغییرات جزئی (در حد ۰.۷٪) داشته و به مقدار نهایی حدود ۵۹۰۰۰ نیوتن-متر همگرا شده است. لازم به ذکر است که نقاط پراکنده که در اطراف نقاط همگرایی در شکل ۳ مشاهده می‌شود، ناشی از عملگرهای

تعریف شده در الگوریتم ژنتیک خصوصاً عملگر جهش است که سعی در بررسی سایر نقاط دامنه و عدم تمرکز در نقاط بهینه محلی دارد.

وضعیت همگرایی الگوریتم ازدحام ذرات در شکل ۴ به صورت کاملاً متفاوتی از الگوریتم ژنتیک است؛ به گونه‌ای که برای الگوریتم ازدحام ذرات، هیچ‌گونه همگرایی مشخصی مشاهده نشده و با افزایش شماره جمعیت، همچنان داده‌ها در بازه تعریف شده مجاز برای تغییر گشتاور در حال تغییر هستند. به عبارت دیگر، وجود تعداد نقاط پراکنده زیاد که روند مشخصی در همگرا شدن به عدد مشخصی در آنها دیده نمی‌شود، نشان از عدم همگرایی و عدم دقت الگوریتم ازدحام ذرات در مسئله جاری دارد. مشابه همین وضعیت برای سایر پارامترهای ورودی مانند زاویه هر لایه، ضخامت و تعداد لایه نیز مشاهده می‌شود که برای نمونه، تغییرات زاویه لایه دوم (θ_2) به ازای جمعیت برای دو الگوریتم بکار گرفته شده در شکل ۵ آورده شده است.



(الف)



(ب)

شکل ۵ تغییرات زاویه لایه دوم بر حسب جمعیت بر اساس نتایج (الف) الگوریتم ژنتیک – (ب) الگوریتم ازدحام ذرات

شکل ۵ به‌وضوح نشان از عدم همگرایی نتایج برای زاویه لایه دوم (θ_2) بر اساس الگوریتم ازدحام ذرات دارد؛ درحالی که برای الگوریتم ژنتیک، زاویه در نهایت به زاویه 50 deg همگرا شده است.

نتیجه نهایی این بخش آن است که الگوریتم ژنتیک عملکرد بهتری را از منظر همگرایی داشته است. این مطلب در مرجع [۱۳] نیز تأکید شده که در مواقعی که تعداد ورودی‌ها زیاد بوده و فضای تحلیل به‌صورت گسسته باشد، GA عملکرد بهتری از PSO دارد.

۲-۴- مقایسه عملکرد دو الگوریتم از منظر درصد قبولی خروجی‌ها

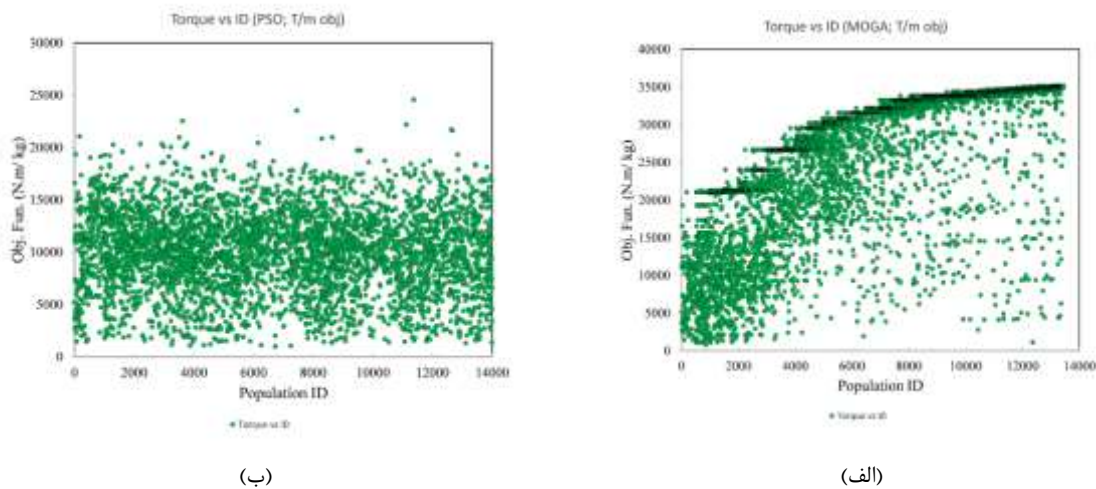
مقایسه عملکرد دو الگوریتم از منظر میزان قابل قبول جواب‌ها (و رعایت قید بهینه‌سازی لحاظ شده در الگوریتم) در شکل ۶ صورت پذیرفته است. همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌شود، درصد خروجی‌های قابل قبول^۱ در الگوریتم ژنتیک ۵۰٪ بوده؛ درحالی که این درصد برای الگوریتم ازدحام ذرات تنها ۲۹٪ است. نتیجه آنکه الگوریتم ژنتیک علاوه بر دقت بالاتر (که پیش‌ازاین بیان شد)، دارای درصد بالاتری از داده‌های قابل قبول است که نشان از هزینه محاسباتی کمتر این الگوریتم است.



شکل ۶ درصد قبولی داده‌های خروجی بر اساس نتایج (الف) الگوریتم ژنتیک - (ب) الگوریتم ازدحام ذرات

۳-۴- مقایسه همگرایی تابع هدف

همگرایی تابع هدف یکی از نکات مهمی است که در بحث بهینه‌سازی باید به آن توجه شود. علاوه بر نحوه همگرایی، عدد همگرایی در تابع هدف در تعیین عملکرد دو الگوریتم می‌تواند تأثیرگذار باشد. بدین منظور، نسبت گشتاور به جرم T/m برحسب شماره جمعیت برای دو الگوریتم در شکل ۷ گردآوری شده است.



شکل ۷ تغییرات تابع هدف برحسب جمعیت بر اساس نتایج (الف) الگوریتم ژنتیک - (ب) الگوریتم ازدحام ذرات

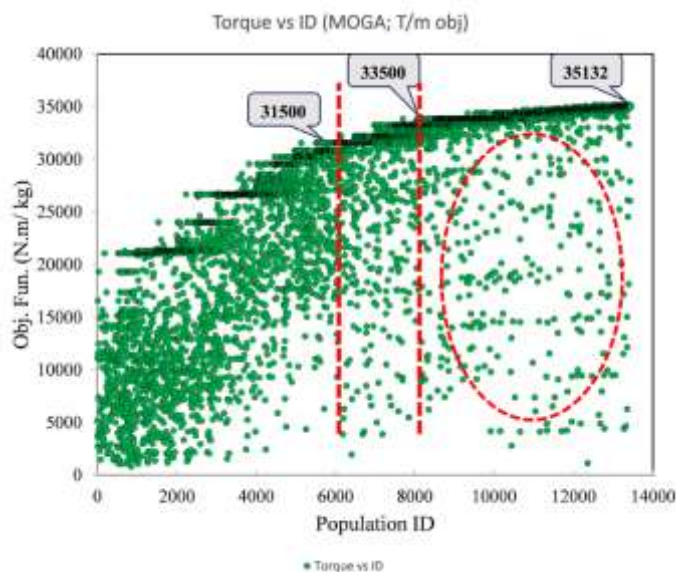
^۱ Feasible data

همان‌طور که از شکل ۷ مشخص است، همانند قبل، همگرایی مشخصی در الگوریتم ازدحام ذرات برای تابع هدف نیز مشاهده نمی‌شود و پراکندگی داده‌ها در طیف نسبتاً وسیعی وجود داشته و سردرگمی این الگوریتم در یافتن نقطه بهینه واضح است؛ درحالی‌که برای الگوریتم ژنتیک، داده‌ها در تلاش برای رسیدن به نقطه بهینه (ماکزیمم) بوده و استراتژی تغییر مقدار تابع هدف به سمت نقطه بهینه با افزایش شماره جمعیت، این مطلب را به‌وضوح نمایش می‌دهد. همچنین با فرض اینکه الگوریتم ازدحام ذرات قابلیت همگرایی در مقدار تابع هدف را داشت، ماکزیمم مقدار تقریباً آن ۲۴۰۰۰ است؛ درحالی‌که این مقدار برای الگوریتم ژنتیک بنا بر شکل ۷ حدوداً ۳۵۰۰۰ بوده است؛ نتیجه آنکه مقدار بهینه بدست آمده بر اساس الگوریتم ژنتیک حدوداً ۴۰٪ بیشتر از مقدار فرضی است که الگوریتم ازدحام ذرات می‌توانسته به آن دست یابد (حال آنکه به این مقدار همگرا نشده است!).

در اینجا لازم است تا نمودار تغییرات تابع هدف مربوط به الگوریتم ژنتیک به‌صورت دقیق‌تر مورد واکاوی قرار گیرد (شکل ۸ را ملاحظه کنید). بنا بر آنچه در شکل ۸ نمایش داده شده است، تا جمعیت حدود ۶۰۰۰ که برابر با نسل دوازدهم در الگوریتم ژنتیک است، پراکندگی داده‌ها در بازه نسبتاً زیادی مشاهده می‌شود. به‌عبارت‌دیگر، تا ۱۲ نسل، الگوریتم در حال سعی و خطا جهت بهبود ورودی‌ها و دستیابی به ژن‌ها و نسل برگزیده است. ماکزیمم مقدار نسبت T/m در این محدوده، ۳۱۵۰۰ (نیوتن - متر بر کیلوگرم) بوده است.

از جمعیت ۶۰۰۰ تا ۸۰۰۰ (به عبارتی تا نسل ۱۶م)، پراکندگی داده‌ها کمتر شده و تمرکز داده‌ها در قسمت‌های فوقانی که در جهت بیشینه‌کردن تابع هدف است، بوده است. حداکثر مقدار نسبت گشتاور به جرم در این بازه ۳۳۵۰۰ بوده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میزان تغییرات مقدار تابع هدف از نسل ۱۲ تا ۱۶ حدود ۶۰٪ بوده است. از جمعیت ۸۰۰۰ به بعد، پراکندگی‌ها نسبت به قبل به‌صورت قابل‌ملاحظه‌ای کاهش یافته است. مواردی که درون ناحیه بیضی مشخص شده است، بیانگر داده‌هایی هستند که بر اساس عملکرد جهش، سعی در بررسی سایر نقاط از دامنه را دارند و طبیعتاً پراکندگی قابل‌انتظار در الگوریتم ژنتیک است. مقدار تابع هدف در این بازه (تا جمعیت حدود ۱۴۰۰۰ که معادل با نسل ۲۸م است) حداکثر ۳۵۱۳۲ گزارش شده است. به‌عبارت‌دیگر میزان تغییرات تابع هدف از نسل ۱۶ تا ۲۸ کمتر از ۵٪ بوده است.

جمع‌بندی این قسمت را می‌توان این‌گونه بیان کرد که الگوریتم ژنتیک تقریباً در نسل ۱۲ همگرایی مناسبی داشته و درصد تغییرات مقدار تابع هدف از نسل ۱۲ تا ۲۸ حدود ۱۰٪ بوده است. این تغییرات برای نسل ۱۶ تا ۲۸ نیز کمتر از ۵٪ بوده است. در نتیجه با لحاظ کردن حجم محاسبات پایین‌تر، می‌توان از داده‌های نسل ۱۲ تا ۱۶ به‌عنوان پاسخ بهینه در مسئله جاری استفاده نمود.



شکل ۸ بررسی دقیق‌تر از تغییرات تابع هدف برحسب جمعیت بر اساس نتایج الگوریتم ژنتیک

نتایج نهایی مرتبط با مقادیر همگرا شده مسئله بهینه‌سازی حاضر با استفاده از الگوریتم ژنتیک در جدول ۴ آورده شده است.

لازم به ذکر است که به دلیل عدم همگرایی مناسب مسئله با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات، نتایجی برای این الگوریتم ارائه نشده است.

جدول ۴ مقادیر بهینه تابع هدف و ورودی‌های مسئله بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

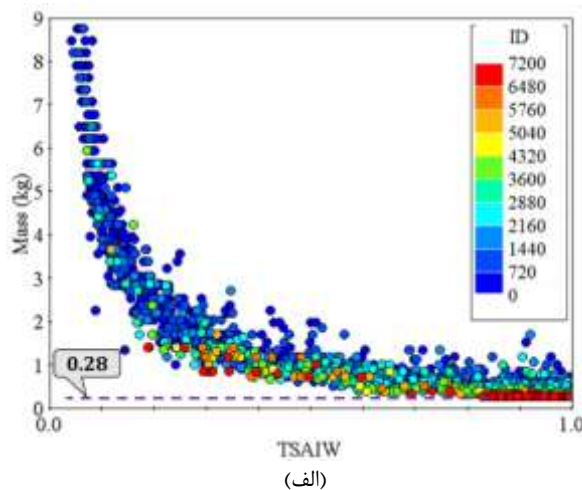
تعداد لایه n	ضخامت هر لایه t (mm)	گشتاور اعمالی (N.m)	نسبت گشتاور به جرم (N.m/kg)
۶	۰/۵	۵۹۶۰۰	۳۵۱۳۲

۴-۴- بررسی اثر نوع تابع هدف

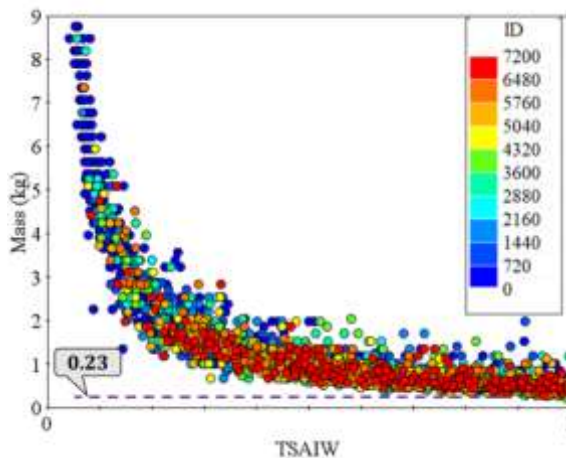
همان‌طور که در مقدمه مطرح شد، تمام پژوهش‌های پیشین با ثابت نگه‌داشتن گشتاور اعمالی به شافت، صرفاً جرم را به‌عنوان تابع هدف در نظر گرفته‌اند. برای مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی با تابع هدف "کمینه‌کردن جرم" و تابع هدف اصلی در پژوهش حاضر، یعنی "بیشینه‌کردن نسبت گشتاور به جرم"، هر دو حالت با الگوریتم‌های ازدحام ذرات و ژنتیک بررسی شده است. برای جلوگیری از تعدد نمودارها، سعی شده تا نمودارها به‌صورت تغییر سه پارامتر ارائه شود.

۴-۴-۱- نتایج مربوط به تابع هدف "کمینه‌کردن جرم"

نمودار تغییرات جرم (محور عمودی) برحسب ضریب خرابی معیار سای-وو (محور افقی) به‌ازای شماره جمعیت (دایره‌های رنگی) در شکل ۹ برای دو الگوریتم مورد استفاده ترسیم شده است. لازم به ذکر است که میزان گشتاور اعمالی به شافت در این موارد، برابر با ۷۰۰۰ نیوتن-متر (حداکثر گشتاور قابل تحمل توسط شافت فولادی) بوده است.



(الف)



(ب)

شکل ۹ تغییرات جرم برحسب ضریب خرابی و شماره جمعیت بر اساس نتایج (الف) الگوریتم ژنتیک - (ب) الگوریتم ازدحام ذرات

نکات قابل استنتاج از این شکل عبارت‌اند از:

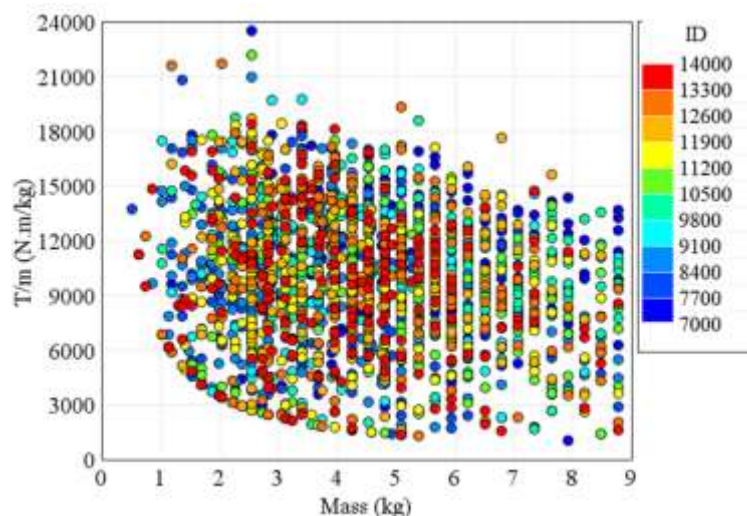
- ✓ از تغییرات برحسب شماره جمعیت (ID) برای الگوریتم ژنتیک (شکل ۹-الف) می‌توان به تمرکز و همگرایی داده‌ها در راستای تابع هدف تعریف شده پی برد (نقاط قرمز رنگ عموماً در جرم کمینه متمرکز شده‌اند؛ اندک نقاط قرمز پراکنده نیز به دلیل عملگرهای انتخابی (مثل جهش) در الگوریتم ژنتیک هستند. این در حالی است که علی‌رغم مشابهت فرم نزولی نمودار برای هر دو الگوریتم، الگوریتم ازدحام ذرات همگرایی نامناسب‌تری داشته است؛ چراکه پراکنده بودن نقاط قرمز رنگ که نشانگر داده‌های با شماره جمعیت بالاتر هستند در شکل ۹-ب مشاهده می‌شود.
 - ✓ از منظر جرم بهینه دست‌یافته توسط هر الگوریتم، الگوریتم ژنتیک جرم بهینه ۰/۲۸ کیلوگرم و الگوریتم ازدحام ذرات (علی‌رغم همگرایی مناسب)، جرمی برابر با ۰/۲۳ کیلوگرم را به‌عنوان جرم کمینه معرفی کرده است. به عبارت بهتر، بهینه‌سازی هر دو الگوریتم از این منظر تقریباً برابر بوده است.
 - ✓ از بررسی نمودارها (خصوصاً نمودار مربوط به الگوریتم ژنتیک) می‌توان دریافت که استراتژی الگوریتم برای یافتن جرم بهینه (در حالت گشتاور ثابت) آن بوده است که ضریب خرابی TSAIW بالاتری را انتخاب نماید. این رفتار از منظر مکانیکی نیز قابل انتظار است؛ به این دلیل که کاهش وزن، ناچار به انتخاب ضخامت و تعداد لایه پایین‌تری است که این عمل، باعث افزایش احتمال خرابی و بالا رفتن ضریب خرابی TSAIW در کامپوزیت می‌شود.
- نتایج نهایی مرتبط با مقادیر همگرا شده مسئله بهینه‌سازی با تابع هدف "کمینه‌کردن جرم" با استفاده از الگوریتم ژنتیک در جدول ۵ آورده شده است. لازم به ذکر است که به دلیل عدم همگرایی مناسب با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات، نتایجی برای این الگوریتم ارائه نشده است.

جدول ۵ مقادیر بهینه تابع هدف (کمینه‌کردن جرم) و ورودی‌های مسئله بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

تعداد لایه n	ضخامت هر لایه t (mm)	جرم شافت (kg)
۵	۰/۱	۰/۲۸

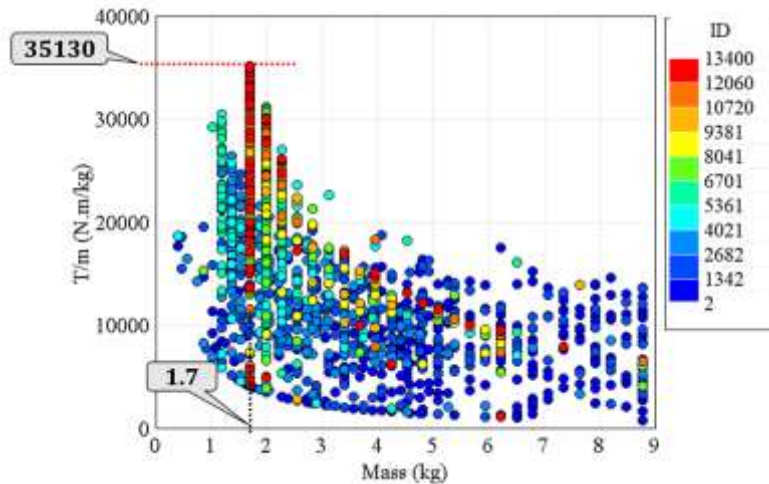
۴-۴-۲- تعبیری دیگر بر نتایج مربوط به تابع هدف "بیشینه‌کردن نسبت گشتاور به جرم"

نتایج مربوط به الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات با تابع هدف "بیشینه‌کردن نسبت گشتاور به جرم" به‌صورت متفاوتی از قسمت‌های قبل جهت مقایسه با تابع هدف "کمینه‌کردن جرم" در اینجا آورده شده است. نمودار "گشتاور به جرم" برحسب جرم با احتساب شماره جمعیت (ID) برای الگوریتم ازدحام ذرات در شکل ۱۰ آورده شده است. مطابق انتظار و بنا بر آنچه در قسمت‌های پیشین نیز بیان شد، همگرایی در داده‌ها وجود ندارد؛ گواه این مطلب، پراکنده بودن نقاط با شماره جمعیت (ID) بالاتر (نقاط نزدیک‌تر به رنگ قرمز) در بازه گسترده‌ای از نمودار است؛ بنابراین، می‌توان این‌گونه ادعا کرد که در کل، عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات برای مسائلی که شامل سازه کامپوزیتی است، به دلیل طیف گسترده‌ای از متغیرهای ورودی مناسب نیست.



شکل ۱۰ تغییرات نسبت گشتاور به جرم برحسب جرم و شماره جمعیت بر اساس نتایج الگوریتم ازدحام ذرات

نمودار "گشتاور به جرم" برحسب جرم برای الگوریتم ژنتیک در شکل ۱۱ گردآوری شده است. در شکل ۱۱، این نمودار بر حسب شماره جمعیت (ID) ترسیم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، با افزایش شماره جمعیت، داده‌ها به سمت ناحیه ۱ مشخص شده در این شکل همگرا شده‌اند؛ بنابراین مقدار همگرا شده برای جرم بر اساس الگوریتم ژنتیک در حالتی که تابع هدف، نسبت T/m است، برابر با $1/7$ کیلوگرم و مقدار تابع هدف (T/m) نیز برابر با ۳۵۱۳۰ بوده است. شایان ذکر است که با احتساب این مقادیر، مقدار گشتاور همگرا شده ۵۹۷۲۱ نیوتن-متر است (که داده‌های شکل ۳ نیز مؤید این مطلب است).



شکل ۱۱ تغییرات نسبت گشتاور به جرم برحسب جرم و شماره جمعیت بر اساس الگوریتم ژنتیک

در پایان این قسمت و برای جمع‌بندی نهایی، نتایج به‌صورت خلاصه در جدول ۶ گردآوری شده است که می‌توان میزان بهبود عملکرد شافت کامپوزیتی طی دو تابع هدف لحاظ شده با شافت فولادی را مشاهده کرد:

جدول ۶ نتایج مقایسه‌ای بین شافت فولادی و مقادیر بهینه شافت کامپوزیتی

جنس	تابع هدف	گشتاور		نسبت گشتاور به جرم		مقدار تغییر	آرایش بهینه
		مقدار	تغییر	مقدار	تغییر		
		N.m	%	N.m/kg	%	kg	%
فولاد	-	۷۰۰۰	-	۸۱۴	-	۸/۶	-
کامپوزیت کربن/اپوکسی	m کمینه	۷۰۰۰	۰	۲۵۰۰۰	۲۹۷۰	۰/۲۸	[۴۰/-۴۰/-۲۰/۴۰/-۶۰]
	T/m بیشینه	۵۹۶۰۰	۴۵۰	۳۵۱۳۲	۴۲۱۵	۱/۷	[۴۵/-۵۰/-۴۵/۴۵/۴۵/-۴۰]

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، بهینه‌سازی شافت کامپوزیتی تحت بارگذاری پیچشی با استفاده از دو الگوریتم بهینه‌سازی (الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ازدحام ذرات) صورت پذیرفت. برخلاف پژوهش‌های پیشین، در مطالعه حاضر، تابع هدف اصلی به‌صورت بیشینه‌کردن نسبت گشتاور به جرم تعریف شده است. ورودی‌های مسئله نیز شامل تعداد لایه، زاویه لایه‌چینی، ضخامت هر لایه و میزان گشتاور اعمالی به شافت بوده است. همچنین عدم خرابی هیچ‌کدام از لایه‌ها با استفاده از ضریب خرابی سای-و به‌عنوان محدودیت و قید مسئله بهینه‌سازی تعریف شده است. نتایج حاصل نشان از آن دارد که علی‌رغم همگرایی مناسب الگوریتم ژنتیک، الگوریتم ازدحام ذرات عملکرد مطلوبی در همگرایی پاسخ‌ها نداشته است. علت عملکرد نامناسب الگوریتم ازدحام ذرات را می‌توان تعداد بالای ورودی‌های مسئله دانست؛ فلذا برای مسائل بهینه‌سازی دارای سازه کامپوزیتی، استفاده از این الگوریتم در اولویت نباید قرار گیرد.

اهم نتایج حاصل از پژوهش (خلاصه شده در جدول ۶) را می‌توان به‌صورت زیر بیان نمود:

- استفاده از شافت کامپوزیتی (فارغ از تابع هدف) تا بیش از ۸۰٪ کاهش وزن را به همراه داشته است.

- گرچه شافت کامپوزیتی پیشنهادی توسط تابع هدف بیشینه T/m ، وزن (جرم) بیشتری نسبت به شافت پیشنهادی با تابع هدف m کمینه دارد، ولی توانسته گشتاوری $۸/۵$ برابری را تحمل کند؛ بدین معنی که با افزایش وزن در حد منطقی، ظرفیت بارپذیری شافت تا چندین برابر افزایش یافته است.
 - شافت کامپوزیتی با تابع هدف T/m بیشینه، نسبت به شافت فولادی توانایی تحمل گشتاور ۴۳ برابری را داراست.
 - همچنین می‌توان اثر استحکام بر روی جرم را نیز بررسی کرد. با توجه به خواص مکانیکی ذکر شده در بخش‌های پیشین، مقدار استحکام شافت فولادی ۱۸۰ مگاپاسکال و استحکام ماده کامپوزیتی ۸۷۰ مگاپاسکال بوده است. با احتساب اعداد ذکر شده در جدول ۶، نسبت استحکام به جرم برای شافت فولادی حدود ۲۱ است؛ در حالیکه این نسبت برای شافت کامپوزیتی در حالت تابع هدف m کمینه و تابع هدف T/m بیشینه به ترتیب برابر با ۳۱۱۰ و ۵۱۲ است. در مجموع از این مقایسه می‌توان دریافت که شافت کامپوزیتی نسبت به شافت فولادی استحکام ویژه به مراتب بالاتری را داراست.
- در مورد آرایش بهینه، همانطور که مشاهده می‌شود برای حالتی که تابع هدف بصورت نسبت گشتاور به جرم بیشینه بوده، زوایای بهینه در حدود ± ۴۵ درجه هستند که این مطلب با مبانی مکانیک مواد مرکب نیز همخوانی دارد. در حالی که برای تابع هدف جرم کمینه، زاویه بهینه برای دو تا از لایه‌ها، فاصله قابل توجهی با زوایای ± ۴۵ دارد که همین مطلب باعث شده تا شافت زودتر به خرابی برسد و عملکرد نامطلوب‌تری نسبت به تابع هدف دیگر داشته باشد.

Authorship Contribution Statement

Dr. Mahdi Heydari-Meybodi



Biography: Assistant Professor in the Department of Mechanical Engineering at Yazd University

Contribution Statement: Conceptualization, Methodology, Writing – original draft, review & editing.

Hamid Arjmand



Biography: BSc student in the Department of Mechanical Engineering at Yazd University

Contribution Statement: Validation, Formal analysis, Investigation, Software, Visualization

Dr. Ghasem Azamirad



Biography: Assistant Professor in the Department of Mechanical Engineering at Yazd University

Contribution Statement: Conceptualization, review & editing

۶- مراجع

- [1] Manjunath K, Rangaswamy T. Ply stacking sequence optimization of composite driveshaft using particle swarm optimization algorithm. *Int J Simul Multisci Des Optim.* 2014;5.
- [2] Rangaswamy T, Vijayarangan S. Optimal sizing and stacking sequence of composite drive shafts. *Mater Sci (Medziagotyra).* 2005;11:133-9.
- [3] Soliman ESMM. Optimization of ply-laminated stacking sequence for composite drive shaft. *J Fail Anal Preven.* 2023;23:176-90.
- [4] Manideep C, Raja E. Analysis and optimization of composite propeller shaft for automotive applications. *J phys conf ser.* 2022;2272:012027.
- [5] Almurshedi ASN, A HA, Saad HAK. Driving shaft optimizations based on static analysis for various material constriction. *Eurasian J Eng Tech.* 2022;3:12-23.
- [6] Khoshravan MR, Paykani A. Design of a composite drive shaft and its coupling for automotive application. *J appl res technol.* 2012;10:826–34.
- [7] Dharmadhikari SR, Mahakalkar SG, Giri JP, Khutafale ND. "Design and analysis of composite drive shaft using ansys and genetic algorithm" A critical review. *Int J Mod Eng Res.* 2013;3:490-6.
- [8] Henry TC, Mills BT. Optimized design for projectile impact survivability of a carbon fiber composite drive shaft. *Compos Struct.* 2019;207:438-45.
- [9] Rangaswamy T, Vijayarangan S, Chandrashekar RA, Venkatesh TK, Anantharaman K. Optimal design and analysis of automotive composite drive shaft. *International Symposium of Research Students on Materials Science and Engineering 2002.* 1-9.
- [10] Khalkhali A, Nikghalb E, Norouziyan M. Multi-objective optimization of hybrid carbon/glass fiber reinforced epoxy composite automotive drive shaft. *Int J Eng.* 2015;28:583-92.
- [11] Dinesh D, Raju FA. Optimum design and analysis of a composite driveshaft for an automobile by using genetic algorithm and Ansys. *Int J Eng Res Appl.* 2012;2:1874–80.
- [12] Savran M, Ayakdaş O, Aydin L, Dizlek ME. Design and optimization of glass reinforced composite driveshafts for automotive industry In: Aydin B, Artem HS, Oterkus S, editors. *Designing engineering structures using stochastic optimization methods: CRC Press; 2020.*
- [13] Arabyarmohammadi E, Mohammadiun M, Saadi M, Mohammadiun H. Optimization of shell and tube heat exchangers using heuristic algorithms. *J Solid Fluid Mech.* 2018;8:153-63. (in Persian)
- [14] Coello CAC, Lamont GB, Veldhuizen DAV. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems: Springer, 2007.*
- [15] Kaw A. *Mechanics of composite materials: CRC Press, 2006.*
- [16] Karami JS, Sheikhi MM, Manafi D, Chaechi O. Optimization of internal pressure and axial feed in metal composite Al-Cu tubes hydroforming process with genetic algorithm. *J Sci Tech Compos.* 2017;4:275-82. (In Persian)