

بهینه‌سازی چیدمان چندلایه‌های کامپوزیتی با استفاده از روش سطح پاسخ و الگوریتم ژنتیک به منظور افزایش حد تحمل بار کمانش

احمدرضا قاسمی* و محمد هادی حاج محمد^۱
۱. دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه کاشان

(دریافت مقاله: ۱۳۹۰/۱۰/۰۳ - دریافت نسخه نهایی: ۱۳۹۱/۰۷/۰۴)

چکیده.

واژگان کلیدی:

* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: ghasemi@kashanu.ac.ir

Optimization of Stacking Sequence for Buckling Load Using the Response Surface Method and Genetic Algorithms in Laminated Composite Materials

A. R. Ghasemi and M. Hajmohammad

1. Mechanical Engineering Department, University of Kashan, Kashan.

Abstract: *In this research, layup sequence of composite laminates was optimized by using the response surface method and Genetic Algorithms (GA) in order to increase their buckling capacity. In order to define the buckling function of composite cylinder by using response surface method, several finite element models were run, and by using least square method, two functions, namely, first and second order polynomial functions were obtained. A genetic algorithm was employed to optimize buckling capacity of the composite cylinder by changing layup sequence of the laminates. Finally, after optimization by GA, MATLAB software was employed to obtain buckling capacity of the optimum layup. In addition, in order to confirm the accuracy of the developed optimization method in this research, buckling capacity of a rectangular composite plate was obtained by the present method and was compared with the results of the other researchers.*

Keywords: *Stacking sequence, Response surface, Genetic algorithms, Buckling load.*

۱- مقدمه

جستند [۵]. شاکری و همکاران (۲۰۰۶) به بررسی بهینه‌سازی چندلایه کامپوزیتی به کمک الگوریتم ژنتیک پرداخته و بارهای کماتش و فرکانس طبیعی را بهینه کردند [۶]. هم‌چنین تودوروکی و سکیشیرو (۲۰۰۷) از روش شاخه و قید منظم^۳ برای بهینه‌سازی تابع کماتش یک چهار وجهی تقویت شده، استفاده و این تابع را به روش تقریب سطح پاسخ تعیین کردند. در این روش هر انتخاب به دو زیر مجموعه تقسیم شده و در صورتی که نمونه مورد نظر دارای مقدار قابل قبول بود در مسیر بهینه‌سازی باقی مانده و به شاخه‌های زیرین تقسیم شده و در غیر این صورت حذف می‌شود [۷]. توپال و اوزمان (۲۰۰۸) به کمک روش مسیر امکانپذیر اصلاح شده^۴ به بررسی بهینه‌سازی بار کماتشی گرمایی در چند لایه‌های کامپوزیتی پرداختند [۸]. احمدیان و همکاران (۲۰۱۱) یک چهاروجهی تحت بار فشاری را برای افزایش حد تحمل کماتش به کمک روابط تحلیلی به عنوان تابع هدف و با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار دادند [۹]. در تمامی این پژوهشها تابع کماتش سازه با روشهای تحلیلی به دست آمده و سپس بار کماتش با روشهای ذکر شده به مقدار بهینه نزدیک شده است. عمار علی حسین (۲۰۱۱) بهینه‌سازی کماتش یک چهار وجهی کامپوزیتی تحت بار مکانیکی و گرمایی در شرایط مرزی مختلف را به کمک

اجزای مختلف یک سازه هنگامی که تحت بارهای فشاری قرار گیرند، دچار کماتش و ناپایداری می‌شوند. با افزایش حد تحمل بار کماتش، در تامین مواد و هزینه صرفه‌جویی می‌شود. بهینه‌سازی سازه‌های کامپوزیتی به منظور افزایش تحمل بار کماتش در دهه‌های اخیر اغلب با استفاده از متغیرهایی همچون تعداد لایه‌ها، ضخامت لایه‌ها، ترتیب چیدمان لایه‌ها، و تغییر در پارامترهای لایه‌ای صورت گرفته است. با توجه به اهمیت بهینه‌سازی بارهای کماتش مقالات متعددی به این موضوع پرداختند. اسپالینو و تیراوف (۲۰۰۰) به کمک الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی بار کماتش یک چهاروجهی کامپوزیتی پرداختند [۱]. آدالی و همکارانش (۲۰۰۳) بهینه‌سازی چندلایه‌های کامپوزیتی تحت بارهای کماتشی خارج از محور را مطالعه کردند [۲]. ودزبست و همکاران (۲۰۰۳) افزایش بار کماتش قابهای استوانه‌ای و تأثیر تقویت کننده‌های شبکه‌ای را بررسی کردند [۳]. تودوروکی و ایشیکاوا (۲۰۰۴) از روش تخمین سطح پاسخ^۱ به منظور به دست آوردن تابع کماتش استفاده و با روش تقریبی ظرفیت تحمل بار کماتش را بهینه کردند [۴]. اردال و سونمز (۲۰۰۵) به منظور افزایش تحمل بار کماتش در یک چهاروجهی از روش شبیه‌سازی آنالوگ^۲ بهره

۳- تحلیل مدل رگرسیون مضاعف به روش حداقل مربعات

برای تحلیل معادله (۱) و تعیین پارامترهای β در روشی که به روش حداقل مربعات مرسوم است، یک تخمین زنده بدون جهتگیری که مجموع مربعات باقیمانده‌هاست، به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$SS_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = e^T e \quad (2)$$

در معادله (۲)، پارامتر \hat{y} مقدار مربوط به مدل رگرسیون تطبیق شده و y مقدار مشاهده شده است. مدل مربوط به مشاهده‌های انجام شده به صورت ماتریس زیر نوشته می‌شود:

$$Y = XB + \varepsilon \quad (3)$$

در معادله Y بردار $n \times 1$ از مشاهده‌ها بوده و X بردار $n \times p$ ، ترازهای متغیرهای مستقل است. همچنین β بردار $p \times 1$ از ضرایب رگرسیون و ε بردار $n \times 1$ از خطاهای تصادفی است. اختلافات بین مشاهدات y_i و مقدار تطبیقی \hat{y}_i نیز باقیمانده e_i است.

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (4)$$

با توجه به معادلات (۲) تا (۴)، معادله زیر برقرار است:

$$SS_E = y^T y - b^T X^T y \quad (5)$$

معادله (۵) مقدار خطا یا مجموع مربعات باقیمانده‌ها نام دارد. در این حالت تخمین زنده بدون جهتگیری σ^2 به صورت زیر بیان شده است:

$$\sigma^2 = \frac{SS_E}{n-p} \quad (6)$$

که n تعداد مشاهده‌ها و P تعداد ضرایب رگرسیون است. جمع کلی مربعات برابر است با:

$$SS_T = y^T y - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} \quad (7)$$

لذا ضریب تشخیص چند گانه R^2 عبارت است از:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (8)$$

روش سطح پاسخ و الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار داده و از زوایای الیاف به عنوان متغیرهای ورودی بهره جست [۱۰]. هم‌چنین فالزون و فاگیانی (۲۰۱۲) افزایش بار پس از کماتش و شکست ناشی از آن را برای یک چهاروجهی بررسی کرده و به کمک الگوریتم ژنتیک و با تغییر در چیدمان بهینه‌سازی را انجام دادند [۱۱].

در این تحقیق به منظور بهینه‌سازی سازه‌های کامپوزیتی در برابر بارهای کماتش، از روش الگوریتم ژنتیک و برای محاسبه تابع هدف و بار کماتش نیز از روش سطح پاسخ استفاده شده است. همچنین برای مدل‌سازی نمونه‌های مورد نیاز در روش سطح پاسخ از نرم‌افزار ANSYS و به منظور بهینه‌سازی به روش الگوریتم ژنتیک از نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است. در این تحقیق برای تعریف متغیرهای تابع کماتش پارامترهای لایه‌ای در چندلایه‌های کامپوزیتی مورد استفاده قرار گرفته است. در این روش با تغییر در چیدمان لایه‌ها، توابع هدف بهینه شده و چیدمان بهینه برای تحمل بارهای کماتش به دست می‌آید.

۲- روش سطح پاسخ

روش سطح پاسخ، شاخه‌ای مهم از روشهای ریاضی و آماری بسیار مفید است که در توسعه روشهای جدید بهینه‌سازی به صورت مؤثر عمل می‌کند [۱۲ و ۱۳]. در کاربرد این روش توسعه یک مدل تخمینی برای سطح پاسخ ضروری است. مدل تقریبی بر اساس داده‌های مشاهده شده از فرایند یا سیستم بوده و یک مدل تجربی است. مجموعه‌ای از روشهای آماری مفید برای ساخت انواع مدل‌های تجربی مورد نیاز در روش سطح پاسخ (RSM) به کار رفته است که با عنوان رگرسیون مضاعف معرفی می‌شود. مدل رگرسیون خطی مضاعف مرتبه اول با دو متغیر مستقل به شکل زیر نمایش داده می‌شود [۱۴]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon \quad (1)$$

معادله (۱) یک معادله خطی با ثوابت مجهول $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ است. متغیرهای مستقل X_1 و X_2 را به نام متغیرهای پیشگو می‌شناسند.

مقدار R^2 با استفاده از متغیرهای پیشگوی X_K به دست آمده است و مقدار کاهش در تغییرپذیری y را نشان می‌دهد اگر چه مقدار بزرگی R گویای مناسب بودن رگرسیون نیست، اما پراکندگی R به گونه‌ای است که همواره $0 \leq R^2 \leq 1$ است. لذا ممکن است مدل با R^2 بزرگ منجر به پیشگویی ضعیف از مشاهده‌های جدید شود. با توجه به آنکه با افزایش متغیرها، R^2 همواره افزایش می‌یابد، برخی مدل‌های رگرسیون ترجیح می‌دهند از یک R^2 سازگار آماری که به شکل زیر تعریف می‌شود، استفاده کنند [۱۵]:

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SS_E / (n-p)}{SS_T / (n-1)} = 1 - \frac{n-1}{n-p} (1-R^2) \quad (9)$$

به طور کلی R_{adj}^2 همواره با افزایش متغیرهای مدل افزایش نمی‌یابد. در حقیقت هنگام افزایش متغیر غیرضروری، R_{adj}^2 اغلب کاهش می‌یابد. محققان مقدار ضرایب پیشگو در مدل رگرسیون را اغلب با نتایج آزمون به دست آورده‌اند، تا با افزایش یا کاهش متغیرها مدل را بهینه سازند [۱۴]. افزودن متغیر به مدل رگرسیون همواره باعث افزایش مجموع مربعات رگرسیون و کاهش خطای مجموع مربعات نمی‌شود. بنابراین باید تأثیر افزایش مجموع مربعات را مطالعه کرد. علاوه بر این افزودن متغیر بی‌اهمیت می‌تواند خطای میانگین مربعات را افزایش داده و باعث غیر مفید بودن مدل شود [۱۵].

مقدار میانگین آنها اندازه‌گذاری می‌کند. در برخی از مجموعه داده‌ها، ممکن است باقیمانده‌ها انحراف محسوسی داشته باشند.

بردار \hat{y}_i متناظر با مقادیر مشاهده شده y_i عبارت است از:

$$\hat{y} = Xb = X(X^T X)^{-1} X^T y = Hy \quad (10)$$

ماتریس $H = (X^T X)^{-1} X^T$ که یک ماتریس $n \times n$ است، معمولاً ماتریسی کلاهی^۵ نامیده می‌شود. زیرا بردار مقادیر مشاهده شده را نسبت به مقادیر به دست آمده اصلاح می‌کند. ماتریس کلاهی و خصوصیاتش نقش مؤثری را در تحلیل رگرسیون ایفا می‌کنند. از آنجایی که $e = y - \hat{y}$ ، راه‌های مفید دیگری برای بیان بردار باقیمانده‌ها وجود دارد.

$$e = y - Xb = y - Hy = (I - H)y \quad (11)$$

پیشگویی خطای حداقل مربعات^۶ مقیاس مفیدی از باقیمانده را ایجاد می‌کند.

$$PRESS = \sum_{i=1}^n \left(\frac{e_i}{1 - h_{ii}} \right)^2 \quad (12)$$

با توجه به معادله (۱۲) می‌توان به راحتی نشان داد، باقیمانده پیشگو تنها باقیمانده معمولی وزنی مطابق با عناصر قطری ماتریس کلاهی h_{ii} است. به طور کلی تفاوت زیاد میان باقیمانده معمولی و باقیمانده پیشگو بیانگر نقطه‌ای است که مدل برآورد خوبی از داده‌ها دارد و مدل تولید شده بدون چنین نقطه‌ای برآورد ضعیفی را نشان خواهد داد.

۵- تقریب تابع کماتش پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی

به روش سطح پاسخ

در این بخش از تحقیق بهینه‌سازی یک پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی بر اساس متغیرهای مختلف، مورد مطالعه قرار گرفته است. پوسته استوانه‌ای به ارتفاع ۶ متر و قطر ۳۰ سانتیمتر را با ده لایه کامپوزیت که ضخامت هر لایه آن ۰/۲ میلیمتر است، در نظر می‌گیریم، جدول (۱) و جدول (۳). با توجه به اینکه در پوسته‌های استوانه‌ای به دست آوردن یک رابطه دقیق برای بار کماتش مشکل است و می‌بایست شرایط خاصی برای هر رابطه برقرار باشد، بنابراین استفاده از روش سطح پاسخ بسیار مناسب

۴- تحلیل مقادیر باقیمانده

مقادیر باقیمانده در روش حداقل مربعات که به صورت $e_i = y_i - \hat{y}_i, i = 1, 2, \dots, n$ تعریف می‌شوند، نقش مهمی را در قضاوت بر روی دقت مدل ایفا می‌کنند. محققان در روش سطح پاسخ اغلب استفاده از مقادیر باقیمانده‌های مدرج را نسبت به باقیمانده‌های معمولی ترجیح می‌دهند. زیرا باقیمانده‌های مدرج اغلب اطلاعات بیشتری را نسبت به باقیمانده‌های معمولی می‌دهند. فرایند نرمالیزه کردن، باقیمانده‌ها را با تقسیم آنها بر

جدول ۱ - مقادیر بار کمانش پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی در هر چیدمان

	چیدمان	$w_1 \times 10^{-11}$	$w_2 \times 10^{-11}$	بار کمانش (kN)
۱	$[0.6/0.9/0.3]_{sym}$	۴۳/۷	۵۰/۷	۲۲۴/۳۵
۲	$[0.6/0.9/0.3/0]_{sym}$	۱۴/۹	۳۱/۵	۱۵۶/۷۵
۳	$[0.6/0.3/0.9/0]_{sym}$	۲۴/۵	۲۱/۹	۱۶۷/۶۲
۴	$[0.3/0.9/0.6/0]_{sym}$	۳۰/۹	۳۱/۵	۲۱۳/۴۸
۵	$[0.9/0.6/0.3/0]_{sym}$	۱۰/۱	۴۵/۹	۱۵۲/۸۸
۶	$[3.0/0.6/0.9/0]_{sym}$	۳۴/۱	۲/۶۷	۱۸۲/۶۶
۷	$[3.0/9.0/0.6/0]_{sym}$	۵/۳۳	۱۲/۳	۱۳۷/۷۹
۸	$[6.0/0.3/0.9/0]_{sym}$	۱۱/۷	۲/۶۷	۱۳۸/۱۶
۹	$[6.0/9.0/0.3/0]_{sym}$	-۲۳/۵	۱۲/۳	۱۰۱/۷
۱۰	$[9.0/0.3/0.6/0]_{sym}$	-۴/۲۷	۵۰/۷	۱۵۵/۱۳
۱۱	$[9.0/6.0/0.3/0]_{sym}$	-۲۹/۹	۳۱/۵	۹۷/۹۵۵
۱۲	$[3.0/3.0/9.0/0.6/0]_{sym}$	۱۴/۷	-۱۷/۳	۱۷۴/۰۳
۱۳	$[3.0/6.0/9.0/0.3/0]_{sym}$	۰/۲۶۷	-۱۲/۵	۱۳۳/۷
۱۴	$[3.0/0.9/0.3/0.6/0]_{sym}$	۲۷/۵	۱۱/۵	۲۴۴/۲
۱۵	$[3.0/9.0/6.0/0.3/0]_{sym}$	-۴/۵۳	۱/۸۷	۱۳۱/۰۴

جدول ۳- مشخصات کامپوزیت کربن اپوکسی

نسبت پواسون اصلی	مدول الاستیسیته طولی (Gpa)	مدول الاستیسیته عرضی (Gpa)	مدول برشی (Gpa)
۰/۲۴۸	۱۵۵	۱۲/۱	۴/۴

جدول ۲- پارامترهای تابع تقریب

$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_1x_2$	
a	$10^0 \times 1/37$
b	$10^{14} \times 1/91$
c	$10^{13} \times 2/64$
d	$10^{22} \times -5/41$

$$A_{ij} = \sum_{k=1}^N \overline{Q_{ij}} (Z_k - Z_{k-1}) \quad (13)$$

$$D_{ij} = \frac{1}{3} \sum_{k=1}^N \overline{Q_{ij}} (Z_k^3 - Z_{k-1}^3) \quad (14)$$

$$V = \frac{1}{tN} \sum_{k=1}^N \int_{(N-k)t}^{(N-k+1)t} \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \cos 4\theta \\ \sin 2\theta \\ \sin 4\theta \end{bmatrix} dz \quad (15)$$

$$= \frac{1}{tN} \sum_{k=1}^N \{(N-k+1) - (N-k)\} \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \cos 4\theta \\ \sin 2\theta \\ \sin 4\theta \end{bmatrix}$$

است. در این روش تعیین متغیرهای مؤثر برای تعیین یک رابطه تقریب مهم است. در خصوص کامپوزیت‌ها، ماتریس A_{ij} ، ماتریس سختی چندلایه بوده و ماتریس D_{ij} ، ماتریس خمشی چندلایه است. ضرایب سختی کشش و خمش مطابق زیر، که با تغییر در چیدمان الیاف تغییر می‌کند، به عنوان ضرایب مجهول در تعیین تابع تقریب به کار رفته است [۱۶].

$$SS_T = y^T y - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} = 5.43 \times 10^{12}$$

$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{SS_E / (n-p)}{SS_T / (n-1)} = 1 - \frac{n-1}{n-p} (1-R^2) = 0.98$$

مقدار بار بحرانی کمانش مربوط به مود اول مطابق شکل (۱)، برابر 93182 N می‌شود. با توجه به مقادیر بالا ملاحظه می‌شود مقدار R_{adj}^2 مقدار قابل قبولی بوده و تقریب مناسبی را به دست می‌دهد. نزدیکی این عدد به یک، نشان از دقت تابع تقریب به دست آمده است. هم چنین میزان خطای میانگین نسبت به داده‌های تحلیل اجزای محدود در معادله $6/35$ درصد است.

۶- تحلیل به کمک الگوریتم ژنتیک

روش الگوریتم ژنتیک به دلیل دقت قابل قبول در فرایند بهینه‌سازی روش مطلوبی است که توسط پژوهشگران مختلف مورد استفاده قرار گرفته است [۱۷ و ۱۸]. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجوی مؤثر در فضاهای بسیار وسیع برای پیدا کردن جواب بهینه است. در این الگوریتمها باید فضای طراحی به فضای ژنتیک تبدیل شوند و در هر حالت یک کد مخصوص به آن نسبت داده شود، تا در فضای ژنتیک کد یا ژن بهینه مشخص شود. مزیت کار با این متغیرها در این است که اصولاً آنها قابلیت تبدیل فضای پیوسته به فضای گسسته را دارند. یکی از تفاوت‌های اصلی روش الگوریتم ژنتیک در مقایسه با روشهای قدیمی بهینه‌سازی آن است، که روش الگوریتم ژنتیک تعداد زیادی از طرحها را هم زمان مورد پردازش قرار می‌دهد و در این روش از جمعیت یا مجموعه‌ای از نقاط در یک لحظه خاص استفاده می‌شود، درحالی‌که در روشهای قدیمی بهینه‌سازی، تنها برای یک نقطه خاص عمل می‌شود [۱۷ و ۱۸].

اصول الگوریتم ژنتیک بر پردازش تصادفی یا به تعبیر صحیحتر پردازش تصادفی هدایت شده استوار است. به این معنا

$$W = \frac{1}{t^3 N^3} \sum_{k=1}^N \int_{(N-k)t}^{(N-k+1)t} \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \cos 4\theta \\ \sin 2\theta \\ \sin 4\theta \end{bmatrix} z^2 dz \quad (16)$$

$$= \frac{1}{t^3 N^3} \sum_{k=1}^N \left\{ (N-k+1)^3 - (N-k)^3 \right\} \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \cos 4\theta \\ \sin 2\theta \\ \sin 4\theta \end{bmatrix}$$

که در معادلات بالا N تعداد لایه‌ها و t ضخامت چند لایه است. با توجه به آنکه هر گاه ضخامت ثابت باشد با تغییر چیدمان مقادیر V تغییر نمی‌کند، بنابراین متغیرهای مؤثر را در معادله زیر که با تغییر چیدمان تغییر می‌کنند، در نظر می‌گیریم:

$$W = \frac{1}{t^3 N^3} \sum_{k=1}^N \left\{ (N-k+1)^3 - (N-k)^3 \right\} \begin{bmatrix} \cos 2\theta \\ \cos 4\theta \end{bmatrix} \quad (17)$$

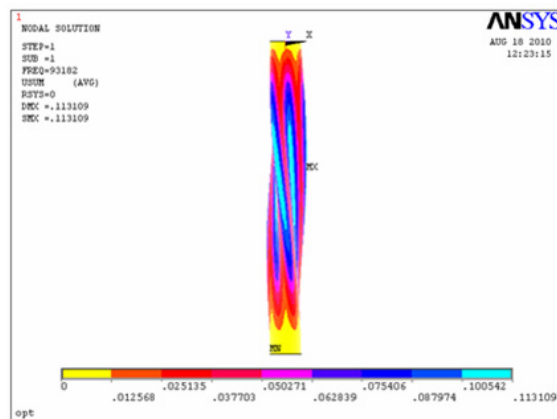
برای به دست آوردن حد تحمل کمانش از نرم افزار اجزای محدود ANSYS استفاده شده است. در این نرم افزار برای تحلیل پوسته از اجزای 99 shell استفاده شده و برای تحلیل پس از بررسی همگرایی برای انتخاب تعداد اجزای مناسب از 1800 جزء و 5423 گره در شبکه‌بندی استفاده شده است. شرایط مرزی استوانه نیز دو سر مفصل شبیه‌سازی شده است.

به کمک نرم افزار ANSYS برای ۱۵ چیدمان مختلف، مقادیر بار کمانش برای این نمونه به دست آمده و این مقادیر به عنوان خروجی برای تقریب تابع هدف در نظر گرفته شده است. همان طور که در جدول (۱) مشاهده می‌شود، مقادیر بار کمانش پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی در هر چیدمان بر حسب متغیرهای W_1 و W_2 از ماتریس معادله (۱۷) به دست آمده است. به کمک روش سطح پاسخ و با حل به روش محاسباتی حداقل مربعات، دو تابع چندجمله‌ای یکی درجه یک و دیگری درجه دو، به شکل زیر به دست می‌آیند.

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_1 x_2 \quad (18)$$

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_1 x_2 + ex_1^2 + fx_2^2 \quad (19)$$

معادله (۱۸) دارای ۴ پارامتر ثابت و معادله (۱۹) دارای ۶ پارامتر ثابت است. با توجه به پاسخهای بهتر تابع درجه یک در این تحقیق، ثابتهای مستقل معادله (۱۸) در جدول (۲) بیان شده است. با استفاده از این مقادیر داریم:



شکل ۱- تحلیل کماتش ده لایه کامپوزیتی $[90/60/30/0_2]_{sym}$

می‌کند. دوم محلی که برای عمل ادغام به طور تصادفی در طول رشته انتخاب کرده و سرانجام در سومین مرحله مقدار دو رشته را با توجه به محل ادغام جابه‌جا می‌کند. برای عملیات ادغام در بهینه‌سازی چیدمان چندلایه کامپوزیتی روشهای ادغام تک نقطه‌ای، دو نقطه‌ای، چند نقطه‌ای و ادغام یکنواخت استفاده شده است [۲۰]. در معکوس‌سازی یک رشته از داخل جمعیت انتخاب شده و به صورت تصادفی دو نقطه از آن انتخاب می‌شود. سپس همه نقاط بین این دو نقطه معکوس می‌شوند. پس از عمل ادغام، نوبت به عمل جهش می‌رسد. این عملگر در الگوریتم ژنتیک یک عملگر ثانویه و به منظور حفظ اطلاعاتی که در حال از دست رفتن است تلقی می‌شود. جهش برای جلوگیری از همگرایی سریع و کمک به الگوریتم جستجو برای فرار از دام به تله افتادن در مینیمم‌های موضعی است. نرخ جهش بیانگر احتمال جهش بوده و این احتمال برای بهینه‌سازی حاضر بین ۰/۰۱ تا ۰/۵ در نظر گرفته شده است.

در این تحقیق برای رمزگذاری کروموزوم‌ها از آرایه عدد صحیح^{۱۰} استفاده شده است. این آرایه می‌بایست یک جایگشت ۱ به n باشد که n تعداد لایه‌هاست. برای ایجاد تابع ادغام بین دو کروموزوم از ادغام تناوبی استفاده شده است. برای تابع جهش نیز، تابع جهش تعویضی^{۱۱} به کار رفته است. این تابع جهش، دو جزء از یک کروموزوم را تعویض کرده و کروموزوم جهش یافته ایجاد می‌کند.

که انتخاب اول به صورت تصادفی از مجموعه گزینه‌ها انتخاب شده و گزینه‌های بهتر به عنوان ژنهای برتر در فضای حالت باقی می‌مانند. بنابراین عملگرهای تصادفی فضای جستجو را به صورت تطبیقی مورد بررسی قرار می‌دهند. اصولاً برای استفاده از الگوریتم ژنتیک بیان سه مفهوم زیر ضروری است [۱۹].

• تعریف تابع هدف

• تعریف و پیاده‌سازی فضای ژنتیک

• تعریف و پیاده‌سازی عملگرهای الگوریتم ژنتیک

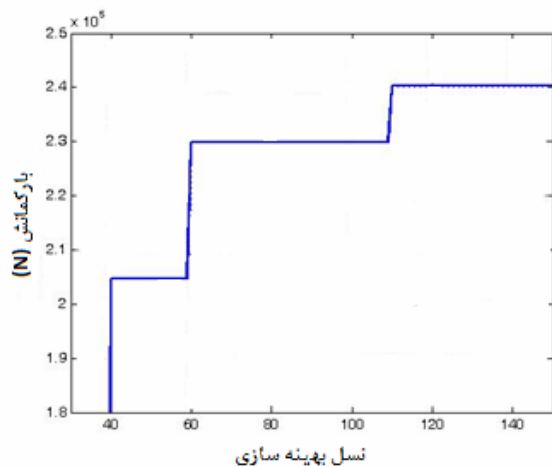
الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل بیشینه مناسبتر است. تابع کمکی^۷ به صورت $F(x)$ ، یک تابع برگرفته از تابع هدف در عملیات ژنتیکی است که باید مقدار آن مثبت باشد. از مهمترین عملگرهای الگوریتم ژنتیک می‌توان به عملگر تولید مثل، ادغام^۸، معکوس‌سازی و جهش^۹ اشاره کرد. در تولید مثل هدف اصلی انتخاب رشته‌هایی با میانگین بالا از جمعیت فعلی و تولید کپی‌های چندگانه از آنها و قرار دادن آنها در یک مکان به نام استخر تولید مثل بر اساس یک شکل احتمالی است. عنوان این روشهای انتخاب عبارت از: روشهای چرخ رولت، بولتزمن، رقابتی، رتبه بندی و حالت پایدار است. عملگر ادغام یک عملگر ترکیبی است که خود شامل سه عمل است. اول عملگر تولید مثل که یک جفت رشته را به صورت تصادفی انتخاب

جدول (۳) بیان شده است. متغیرهای تابع هدف نیز براساس معادله (۱۷) هستند.

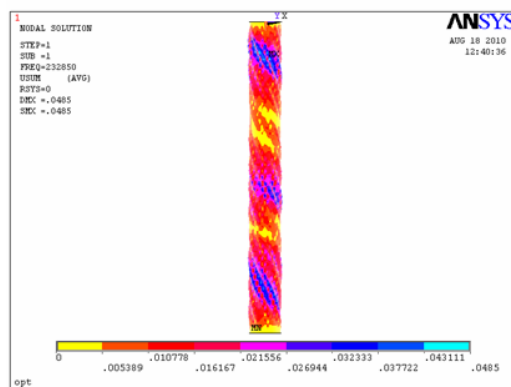
فرایند بهینه‌سازی با تعریف چیدمان اولیه $[90/60/30/0]_{sym}$ آغاز می‌شود. مقدار بار بحرانی کمانش برای این چیدمان فرضی با استفاده از روش اجزای محدود و مطابق شکل (۱)، برابر 93182 N است. برای مطالعه چیدمان بهینه با استفاده از نرم افزار MATLAB، تعداد ۵۰۰ نسل مورد بررسی قرار گرفته است، لیکن با توجه به عدم تغییر و جهش در نمودار از نسل ۱۱۰ به بعد، نمودار تنها برای ۱۵۰ نسل در شکل (۲) نشان داده شده است. لازم به ذکر است پانزده چیدمان تصادفی و بار بحرانی آنها که در جدول (۱) و برای رسیدن به تابع هدف بیان شده است، با چیدمان اولیه و چیدمان بهینه و مقدار بار بحرانی کمانش آنها که به روش الگوریتم ژنتیک به دست می‌آید، متفاوت است. مطابق شکل (۲) فرایند بهینه‌سازی در هر نسل قابل رؤت بوده و در نسلهای ۴۰، ۶۰ و ۱۱۰ جهش بار کمانش کاملاً مشخص است. این جهش‌ها به علت وجود عملگرهای الگوریتم ژنتیک برای دست‌یافتن به مقدار بیشینه هستند. پس از تحلیل به روش الگوریتم ژنتیک چیدمان بهینه به دست آمده برابر با $[90/30/60/0]_{sym}$ است. این چیدمان با فرض ثابت بودن تعداد لایه‌ها، ضخامت لایه‌ها و زاویه الیاف بیشترین بار کمانش را تحمل می‌کند. همچنین در شکل (۳)، مقدار بار کمانشی بهینه در نسل ۱۱۸ و برابر 232850 مشاهده شده است.

۸- مقایسه و ارزیابی نتایج

در بخش‌های پیشین بهینه‌سازی یک استوانه کامپوزیتی مورد مطالعه قرار گرفت. به علت عدم وجود نتایج مشابه برای استوانه، در این بخش بهینه‌سازی یک پنل چهاروجهی کامپوزیتی مورد مطالعه و مقایسه قرار گرفته است. اردال و همکارانش با استفاده از روش بهینه‌سازی شبیه‌سازی آنالوگی و به کمک روابط تحلیلی بار کمانش را برای یک پنل کامپوزیتی چهاروجهی به دست آوردند [۵]. شرایط مرزی این صفحه



شکل ۲- بار کمانش پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی در هر نسل بهینه‌سازی



شکل ۳- تحلیل مود اول کمانش نمونه کامپوزیتی بهینه

۷- بهینه‌سازی پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی

برای بهینه‌سازی به کمک الگوریتم ژنتیک نیاز به یک تابع هدف است. این تابع هدف برای یک پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی به کمک روش سطح پاسخ با دو تابع، یکی درجه یک و دیگری درجه دو بیان شد. در این بخش با استفاده از تابع هدف به دست آمده و به کمک روش الگوریتم ژنتیک، به بهینه‌سازی پوسته استوانه‌ای کامپوزیتی ده‌لایه به منظور افزایش حد تحمل کمانش پرداخته شده است. مشخصات یک لایه ارتوتروپ کربن - اپوکسی برای استوانه مورد مطالعه در

- | | | |
|--------------------------------|---------------|-------------------|
| 1. response surface | 5. hat matrix | 9. mutation |
| 2. simulated annealing | 6. press | 10. integer array |
| 3. fractal branch and bound | 7. fitness | 11. swap mutation |
| 4. modified feasible direction | 8. cross over | |

مراجع

- Spallino, R. and Thierauf, G. "Thermal Buckling Optimization of Composite Laminates by Evolution Strategies," *Composite Structures*, Vol. 64, pp. 349-357, 2004.
- Adali, S. Lene, F. Duvaut, G. and Chiaruttini. V. "Optimization of Laminated Composites Subject to Uncertain Buckling Loads," *Composite Structures*, Vol. 62, pp. 261-269, 2003.
- Wodesenbet, E. Kidane, and S. Pang, S. "Optimization for Buckling Loads of Grid Stiffened Composite Panels," *Composite Structures*, Vol. 60, pp. 159-169, 2003.
- Todoroki, A. Ishikawa, T. "Design of Experiments for Stacking Sequence Optimizations with Genetic Algorithm Using Response Surface Approximation," *Composite Structures*, Vol. 64, pp. 349-357, 2004.
- Erdal, O. Sonmez, F. O., "Optimum Design of Composite Laminates for Maximum Buckling Load Capacity Using Simulated Annealing," *Composite Structures*, Vol. 71, pp. 45-52, 2005.
- Shakeri, M. Yas, M. Gol, M. "Optimal Stacking Sequence of Laminated Cylindrical Shells Using Genetic Algorithm," *Mech. Adv Mater Structural*, Vol. 12, pp. 305-312, 2005.
- Todoroki, A. and Sekishiro, M. "New Iteration Fractal Branch and Bound Method for Stacking Sequence Optimizations of Multiple Laminates," *Composite Structures*, Vol. 81, pp. 419-426, 2007.
- Topal, U. Uzman, U. "Thermal Buckling Load Optimization of Laminated Composite Plates," *Thin-Walled Structures*, Vol. 46, pp. 667-675, 2008.
- Ahmadian, M. R., Vincenti, A. and Vannucci, P. "A General Strategy for the Optimal Design of Composite Laminates by the Polar-Genetic Method," *Materials and Design* Vol. 32, pp. 2317-2327, 2011.
- Hussein, A. A., "Optimum Design of Composite Laminated Plate Using Genetic Algorithm and RSM," *Eng. & Tech. Journal*, Vol. 29, No. 5, 2011.
- Falzon, B. G., Faggiani, A. "The Use of a Genetic Algorithm to Improve the Postbuckling Strength of Stiffened Composite Panels Susceptible to Secondary Instabilities," *Composite Structures*, Vol. 94 pp. 883-895, 2012.
- Allen, D. M., "Mean Square Error of Prediction as a Criterion for Selecting Variables," *Technometrics*, Vol. 13, pp. 469-475, 1971.
- Allen, D. M., "The Relationship between Variable Selection and Data Augmentation and a Method for Prediction," *Technometrics*, Vol. 16, pp. 125-127, 1974.
- Myers, R. H., Montgomery, D. C., "Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiment," A Wiley-Interscience Publication. 2002.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., Vining, G. G., "Introduction to Linear Regression Analysis," Third Edition, John Wiley & Sons, New York, 2001.
- Kaw, K. "Mechanics of Composite Materials", Taylor & Francis Group, pp. 100-120, 2006.
- Taguchi, G. "Introduction to Quality Engineering," Asian Productivity Organization, White Plains, New York, Vol. 198-210, 1986.
- Taguchi, G. "System of Experimental Design: Engineering Methods to Optimize Quality and Minimize Cost," White Plains, New York, pp. 52-59, 1987.
- Falkenauer, E., *Genetic Algorithms and Grouping Problems*, Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd. New York, 1998.
- G. Syswerda, Schaffer, D. J., "Uniform Crossover in Genetic Algorithms," *In Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufman Publishers, Los Altos, CA, pp. 2-9, 1989.