

استفاده از روش خوشه بندی K-mean برای بهبود هزینه های مسائل تکنولوژی گروهی و افزایش قابلیت اطمینان سیستم

Behzad Karimi, Faculty of Industrial and Mechanical Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University,
Qazvin, Iran, Email: Behzadkarimi1989@gmail.com

Mahsa ghare hasanlu, Faculty of Industrial and Mechanical Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad
University, Qazvin, Iran, Email: mahsa.hasanlu@yahoo.com

Babak hasan gavyar, Faculty of Industrial and Mechanical Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad
University, Qazvin, Iran, Email: Babak.kaviany@gmail.com

Soheil moshtaghzadeh, Faculty of Industrial and Mechanical Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad
University, Qazvin, Iran, Email: Behzadkarimi1989@gmail.com

بهزاد کریمی^a، مهسا قره حسنلو^b، بابک حسن گویار^b، سهیل مشتاق زاده^b

^a دانشجوی دکتری دانشگاه آزاد قزوین، قزوین

^b دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد قزوین، قزوین

چکیده

مسئله تکنولوژی گروهی یکی از مسائل کلیدی در برنامه ریزی تولید می باشد. هدف از تکنولوژی گروهی، دسته بندی قطعات از نظر شباهت های عملیاتی بر روی قطعات مد نظر و نحوه تخصیص آنها به ماشین آلات می باشد. فن آوری گروهی GT یک روش مفید و کارآمد برای افزایش بهره وری در سیستم های تولیدی است. یکی از مهمترین عوامل در بحث تکنولوژی گروهی نحوه دسته بندی قطعات می باشد. آنالیز خوشه بندی یکی از راهکارها برای بهبود در انتخاب این دسته بندی است. در این مقاله مدل ریاضی برای خوشه بندی، قابلیت اطمینان ماشین آلات و انتخاب دسته بندی قطعات معرفی می گردد. در ابتدای مدل، خوشه بندی قطعات شاخص هابراساس سیستم کد گذاری OPITZ تعیین شده است و دسته بندی قطعات صورت گرفته است. در مدل دوم از جواب بدست آمده از ابتدای مدل، برای تعیین ترکیب مناسب از قطعات برای تخصیص به ماشین ها و پایایی ماشین آلات در حد مطلوب استفاده می شود. در این مقاله ما نشان خواهیم داد که آنالیز خوشه بندی به عنوان یک راه کار موثر در انتخاب دسته بندی قطعات نسبت به زمانی که انتخاب این دسته ها فاقد اثر خوشه بندی می باشد برتری دارد. برای ارزیابی تاثیر آنالیز خوشه بندی بر روی دسته بندی قطعات یک مطالعه موردی اجرا می شود.

کلمات کلیدی: تکنولوژی گروهی، خوشه بندی، پایایی سیستم

۱- مقدمه

در صنایع تولیدی، با توجه به کوتاهتر شدن عمر محصولات و افزایش تکنولوژی، نیازمند به سیستم های تولیدی برای تولید محصولات با کمترین هزینه تولید و بالاترین کیفیت است. در این زمینه سیستم های تولیدی نقش بسزایی را ایفا می کنند. در این حالت تولید سلول که کاربرد تکنولوژی گروهی می باشد، به عنوان یکی از سیستم های تولیدی مورد توجه قرار گرفته است. السلطان (Al-sultan, 1989) یک روش طبقه بندی نسبتاً مشکل برای حل این مسأله ارائه داده است. در این در حالی است که ایکس یو و وانگ (Xu and wang, 1991) ابتدا FMC را برای تشکیک سلول به کار بردند. اریکان و گانگور (Gungor and Arikan, 2000) تصمیم گیری فازی را در مسئله تشکیک سلول به کار بردند. روش FCM و KNN فازی را به منظور تشکیک خانواده قطعه و ماشین ترکیب کردند. احماری (Al-ahmari, 2002)، یانگ و همکارانش (Yang et al, 2006)، چن و همکارانش (Chen and Ye, 2006) نظریه خوشه بندی فازی را در مسئله تشکیک سلول به کار گرفته اند. لی و همکارانش (Li et al, 2007) الگوریتم خوشه بندی فازی را برای غلبه بر کاستی های FCM بهبود دادند. زمانی که مسئله بزرگ جهت بهینه شدن با مشکل مواجه هستند، روش های تقریبی و یا الگوریتم های فرا ابتکاری مورد نیاز می باشند. ایسلر (Islir, 2005) الگوریتم مورچگان را برای اینگونه مسائل به کار برده است. ژاو و همکارانش (Zhao et al, 2007) هوش جمعی را بکار بردند و نهایتاً اندرست و لوزانو (Anders and Lozano, 2006) الگوریتم PSO را برای حل مسئله تشکیک سلول در بحث مربوط به GT را ارائه دادند. توکلی مقدم و همکارانش (Tavakkoli-Moghaddam et al, 2008) یک مدل برنامه ریزی عدد صحیح مختلط خطی - فازی را برای مسئله تشکیک سلول با تقاضا های قطعه به صورت فازی و محصول قابل تغییر ترکیبی را در شرایط برنامه ریزی چند دوره ای را ارائه دادند. مزیت این مدل تعیین مقدار تولید برای هر قطعه و در نظر گرفتن جابجایی بین سلولی مواد با اندازه ثابت، طراحی فرایند جایگزین برای انواع قطعات، زنجیره عملیات، جابجایی ماشین آلات، کارایی ماشین آلات و انعطاف پذیری تعداد سلول ها بود. ناهاس و همکاران (Nahas et al, 2007) یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسائل تخصیص افزونگی با امکان تخصیص اجزای غیر ارائه نمودند. الگوریتم آنها ترکیبی از الگوریتم های مورچگان و در یک ساختار همسان به هر زیر سیستم در حالت الگوریتم جستجوی محلی به نام سقف تنزل یافته است. آن ها به منظور استفاده از الگوریتم مورچگان در حل مسائل تخصیص افزونگی ابتدا این مسائل را به یک شبکه تبدیل کردند. توکلی مقدم و همکاران (Tavakkoli-Moghaddam et al, 2008) از الگوریتم ژنتیک برای حل این مسئله استفاده نمودند. شاخص حاصلی الگوریتم پیشنهادی آنها در طراحی کروموزوم و عملگر جهش مورد استفاده بود. در این روش، کروموزوم بصورت ماتریسی ارائه شده و هر ستون مختص یک زیرسیستم است. سطرهای اول، دوم و سوم این ماتریس به ترتیب معرف نوع سیاست افزونگی، نوع جزء انتخابی و تعداد اجزاء اختصاص داده شده به هر زیرسیستم بود. آنها در این الگوریتم از دو نوع عملگر جهش به نام های عمومی و حداکثر- حداقل استفاده کردند. در عملگر جهش حداکثر-حداقل از بین کلیه زیر سیستم ها تنها زیرسیستم های با بالاترین و کمترین پایایی برای جهش انتخاب می شود. فلسفه طراحی این عملگر بر این مطلب بنیان نهاده شده، که پایایی سیستم سری- موازی از ضرب پایایی زیرسیستم ها حاصل می شود. بنابراین تاثیر زیرسیستم با پایایی پائین در کاهش پایایی کل سیستم بسیار است. در نتیجه با افزایش پایایی زیرسیستم با حداقل میزان پایایی میتوان باعث ارتقاء پایایی کل سیستم شد. اخیراً خلیلی دامغانی و امیری (Khalili-Damghani and amiri, 2012)،

یک مساله تخصیص افزونگی چند هدفه را با استفاده از روش محدودیت جزئی موثر مدلسازی و با استفاده از الگوریتم چند شروعی کران جزئی با تعیین شماره و تحلیل احاطه‌ای داده‌ها بهینه‌سازی کردند. چمبری و همکارانش (Chambari et al, 2012) یک مدل دو هدفه را برای مساله تخصیص افزونگی در سیستم‌های سری- موازی را تحت مفروضاتی نظیر عدم تعمیر پذیری، و با در نظر گرفتن دو استراتژی آماده به کار سرد و فعال برای اجزا و همچنین در نظر گرفتن تابع نرخ خرابی برای اجزا آماده به کار سرد در لحظه تغییر حالت به فعال، ارائه کردند و سپس مدل خود را با استفاده از الگوریتم‌های NSGAI و MOPSO حل کردند و جواب‌های این دو الگوریتم را با هم مقایسه کردند. چمبری و همکاران (Chambari et al, 2013) مسئله پیشنهادی توسط کویت را به وسیله الگوریتم SA حل کرده و نتایج به دست آمده در مقاله خود را با جواب‌های به دست آمده در مقاله توکلی مقدم و همکاران ۲۰۰۸ مقایسه کردند. ردی و همکارانش (Reddy et al, 2012) یک روش جدید برای انتخاب مراکز اولیه (میانگین) در روش K-Means با کمک نمودار Voronoi ساخته شده از مجموعه‌های از نقاط داده‌ها پیشنهاد دادند. یاکپلوس و دوستانشان (Yiakopoulos et al, 2011) یک روش خوشه بندی K-Means برای تشخیص خودکار از یاطاقان‌های معیوب جزء در فرآیند نورد را ارائه نموده و به منظور غلبه بر حساسیت روش K-Means برای در انتخاب از مراکز خوشه‌های اولیه، مراکز اولیه را با استفاده از ویژگی‌های انتخاب شده از سیگنال‌های بهینه‌سازی شده، استفاده می‌شود انتخاب کردند. ربلومندرو و همکاران (Rebollo-Monedero et al, 2013) یک روش اصلاح شده K-Means برای شبیه‌یادگیری بدون نظارت ارائه داد. برونسچور و گلینبه (Brunsch and Reglin, 2013) به تعمیم روش K-Means به نام روش ++K-Means پرداختند. گائو و هیچکک (Gaoa and hehkek, 2010) یک الگوریتم کلی برای بهبود دقت در آنالیز خوشه بندی با به کارگیری اثر انقباض James_Stein در روش خوشه بندی K-Means را توسعه دادند که در آن روش با استفاده از تنظیم James_Stein مراکز خوشه‌ها نسبت به میانگین کلی همه داده‌ها منقبض می‌شود. سپس برآوردگرهای انقباضی James_Stein را به عنوان مراکز جدید در تکرارهای بعدی تا همگرایی الگوریتم عمل می‌کند. یائو و همکارانش (Yaoa et al, 2013) یک روش تقسیم بندی تصاویر با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های تقسیم بندی تصاویر K-Means و مورفولوژی ریاضی ارائه دادند. توسعه یک روش برای بالا بردن سرعت در الگوریتم K-Means استفاده از واحد پردازش گرافیک در دسترس توسط لی و همکاران (Li et al, 2013) صورت گرفت. برای اینکار دو استراتژی مختلف برای داده‌هایی با ابعاد کم و زیاد در نظر گرفته شده است. چیتاوم و رتینیز (RadhaChitt and NarasimhaMurty, 2010) یک روش دو سطحی برای الگوریتم K-Means را که یک نقش عمده‌ای روش را ارائه کردند. اجرای روش خوشه بندی means K-harmonic برای مسائل طبقه بندی بخش- ماشین توسط یونلروز و لال (AlperUnle and ZulalGungor, 2009) صورت گرفت و برای ارزیابی روش پیشنهادی یک مجموعه داده از ادبیات به کار گرفته می‌شود [25]. پارک و جون (Sang Park and Hyuck Jun, 2009) به ارائه یک روش جدید برای خوشه بندی K-medoids که مانند الگوریتم K-Means اجرا می‌شود را انجام دادند پرداختند. حاتملو (Hatamlou, 2013) یک الگوریتم خوشه بندی برای خوشه بندی داده‌ها با الهام گرفتن از پدیده سیاه چاله (BH) ارائه داد. این الگوریتم مانند الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت برای بهینه‌سازی تابع هدف با یک جمعیت اولیه جواب‌های کاندید شروع به کار می‌کند.

کند. وی همچنین یک الگوریتم جستجوی باینری برای جستجوی بهینه مراکز مجموعه داده ها پیشنهاد داد (Hatamlou, 2012).

۲- بیان مسئله

امروز حجم قابل توجهی از کار مدیران سرمایه گذاری همچنین به طور عموم برای سرمایه گذاری، ایجاد یک سیستم کارآمدی از دارایی هاست که اهداف تقاضا را برآورده سازد. در سال های اخیر بسیاری از محققان به منظور حل و گسترش مدل های مربوط به برنامه ریزی تولید و خوشه بندی قطعات تلاش های بسیاری نموده اند و سعی بر آن نموده اند که مدلی کاربردی تر ارائه نمایند. مساله بهینه سازی برنامه تولید یکی از مسائل کلیدی در تولید محصولات می باشد. ما در این مقاله بنا داریم تا با ارائه یک مدل ریاضی، یک رویکرد اساسی برای بهینه سازی برنامه تولید با استفاده از خوشه بندی قطعات براساس بارکد را بررسی نماییم که خوشه بندی با توجه به شاخص های بارگذاری قطعات به روش OPITZ در مدل ارائه شده است.

۱-۲- فرضیات مدل

- نرخ خرابی ماشین آلات ثابت و دارای توزیع نمایی می باشد
- امکان جابجایی مواد از یک گروه به گروه دیگر برای انجام عملیات وجود دارد و دارای هزینه ای می باشد.
- ماشین آلات تعمیر پذیر نمی باشند و در صورت خرابی از سیستم خارج می شوند.
- سیاست انتخابی ماشین آلات از نوع آماده به کار سرد می باشد.

۲-۲- خوشه بندی

خوشه بندی یکی از شاخه های یادگیری بدون نظارت می باشد و فرآیند خودکاری است که در طی آن، اشیا به دسته هایی که اعضای آن از نظر شاخص های مورد نظر مشابه یکدیگر می باشند تقسیم می شوند. بنابراین برای سنجش شباهت بین اشیا داده، اندازه گیری فاصله استفاده می شود. روش های مختلفی برای اندازه گیری فاصله بین دو شی وجود دارد که فاصله اقلیدسی معروف ترین و پرکاربردترین گونه فاصله است که از فاصله مینکوفسکی مشتق شده است و به صورت زیر تعریف می شود

$$d(X,Y) = \left(\sum_{i=1}^m |x_i - y_i|^r \right)^{1/r} \Rightarrow d(X,Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

الگوریتم K-means کاربردی ترین روش خوشه بندی داده ها است. این روش در مسایل بزرگ بسیار کارا است. منظور از مسایل بزرگ مسایلی است که یا تعداد خوشه بزرگ است یا تعداد شاخص یا هر دو. اگر یک مجموعه داده از n شی، بخواهد در K خوشه، خوشه بندی شود. بنابراین، فرمول ریاضی مسائل خوشه بندی می تواند به صورت زیر نشان داد.

$$\text{Min} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n W_{ik} D(x_i, z_k) \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K W_{ik} = 1, i = 1, 2, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n W_{ik} \geq 1, K = 1, 2, \dots, K$$

۳-۲ - شاخص های کاربردی

در این مقاله ما از ۵ شاخص کاربردی که نحوه کدینگ کردن قطعات به روش OPITZ است، در تجزیه تحلیل خوشه بندی استفاده می کنیم که در ادامه به بررسی مفصل آن ها می پردازیم:

U : مشخصات قطعه را بیان می کند (طول و قطر در صورت چرخشی و طول و پهنا در صورت چرخشی نبودن)

E : شکل اصلی خارجی و تا حدودی بستگی به رقم اول دارد

P : شکل داخلی قطعه

B : ماشین آلات مورد نیاز جهت سطوح مسطح و صاف

Q : سایر مشخصات اضافی

۴-۲ - مدل ریاضی

در این قسمت دو مدل ریاضی برای خوشه بندی کردن و انتخاب دسته بندی قطعات ارائه می شود. در مدل ۱، با توجه به شاخص های، تابع هدف مدل ۱ به شکل رابطه (3) فرموله می گردد:

$$\text{Minimize} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [(U_i - O_{jU})^2 + (E_i - O_{jE})^2 + (P_i - O_{jP})^2 + (B_i - O_{jB})^2 + (Q_i - O_{jQ})^2] * b_{ij}^{1/2} \right) \quad (3)$$

$$O_{jU} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij} * U_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij}}$$

$$O_{jE} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij} * E_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij}}$$

$$O_{jP} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij} * P_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij}}$$

$$O_{jB} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij} * B_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij}}$$

$$O_{jQ} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij} * Q_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_{ij}}$$

$$\sum_{j=1}^m b_{ij} = 1 \quad \forall_i$$

$$\sum_{i=1}^n b_{ij} \geq 1 \quad \forall_j$$

با توجه به این که شاخص های مورد نظر در مدل برای تصمیم گیرنده با توجه به محدودیت ماشین آلات دارای درجه اهمیت های متفاوتی می باشد بنابراین از یک میانگین وزنی برای انتخاب بهترین خوشه استفاده می گردد. باید توجه داشت ابتدا می بایست برای محاسبه رابطه (3) واحدهای شاخص را یکسان سازی نماییم که برای این کار داده های هر شاخص را نرمالایز می کنیم و این میانگین وزنی به صورت رابطه (4) نشان داده می شود.

$$f_j = w_1 * O_{jU} + w_2 * O_{jE} + w_3 * O_{jP} + w_4 * O_{jB} + w_5 * O_{jQ} \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1$$

$$j^* = \{j | f_j^* \geq f_j\} \forall_j$$

پیرو مدل ذکر شده و با توجه به میانگین های وزنی برای انتخاب بهترین خوشه، در مدل به دنبال کمینه کردن هزینه هایی شامل هزینه ماشین ها، هزینه حرکت مواد اولیه، هزینه های ثابت گروه ها و ابزار آلات و بیشینه کردن قابلیت اطمینان

ماشین آلات می باشیم. نرخ خرابی ماشین آلات ثابت و دارای توزیع نمایی می باشند. زمانی که از یک نوع ماشین m که باید حداقل k جزء آن کار کند، چنانچه یک ماشین خراب شود، کار به سایر ماشین آلات محول شده و در نهایت نرخ خرابی سایر ماشین آلات افزایش می یابد که از طریق فرمول (5) بدست می آید.

$$\theta'_{mK_m} = \frac{K_m - \gamma(K_m - 1)\theta_{m1}}{K_m} \quad (5)$$

بر این اساس مدل زیر تعریف شده است.

$$\text{Min cost} = \left(\sum_{g=1}^G \sum_{m=1}^m C_m Y_{mg} + H \sum_{k=1}^I V_{kg}^+ L_i + \sum_{g=1}^G C_g Z_g + \sum_{g=1}^G \sum_{f=1}^F q_f F_{fg} \right) \quad (6)$$

$$\max R(t) = \prod_{m=1}^m \sum_{j_m=0}^{B_m - k_m} \frac{e^{-\theta_{mK_m} t (Q_m - k_m)} (\theta_{mK_m} t (Q_m - k_m))^{j_m}}{j_m!} \quad (7)$$

$$m_l \leq \sum_{m=1}^m Y_{mg} \leq m_u \quad \forall g \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^I D_k t_{km} x_{kg} \leq A_m Y_{mg} \quad \forall g, m \quad (8)$$

$$x_{kg} - x_{k+1,g} = v_{kg}^+ - v_{kg}^- \quad \forall k \text{ هر عملیات غیر خروجی } k \quad (9)$$

$$\sum_{g=1}^G x_{kg} = 1 \forall k \sum_{k=1}^I x_{kg} \leq I Z_g \quad \forall g \quad (10)$$

$$\sum_{k \in S_f} x_{kg} \leq I F_{fg} \quad \forall f, g \quad (11)$$

۳- روش حل پیشنهادی

از آنجایی که بحث های مرتبط به قابلیت اطمینان سیستم به گفته چرن (Chern, 1992) و تکنولوژی گروهی مسائل از نوع NP-Hard می باشد و نمی توان از روش های دقیق برای حل این مسائل استفاده نمود از روش های فرا ابتکاری که جواب هایی نزدیک به جواب بهینه می دهد استفاده شده است.

۲-۱- الگوریتم حل

یکی از روش های فرا ابتکاری که برای چند هدفه در بیشتر مسائل پایایی استفاده شده است روش NSGA-II می باشد که ضعف های روش NSGA را پوشش داده است که پایه آن الگوریتم ژنتیک می باشد که اولین بار توسط هالند دب (Deb, 2002) ارائه شده است. این روش مجموعه نخبه که جواب های نامغلوب را در خود نگهداری می کند، کارایی و همگرایی الگوریتم را افزایش داده است؛ ضمناً عملگر مقایسه ازدحام بدون نیاز به تعیین علمگرها توسط کاربر، توزیع جواب ها را در طول جبهه پارتو حفظ می نماید (Jolai et al, 2013) از اینگونه روش ها می توان به الگوریتم NPGA اشاره نمود که

تفاوت این الگوریتم و NSGA تنها در Double Point Crossover است. در این مقاله خروجی های بدست آمده توسط این دو الگوریتم برای مدل پیشنهادی مورد مقایسه قرار گرفته است

۳-۱-۱- نمایش کروموزوم

جواب ها به صورت رشته ای به شکل کروموزوم می باشد که یکی از مهم ترین مراحل الگوریتم می باشد و کروموزوم به صورت دو قسمت نمایش داده می شود. بخش اول که به صورت رشته ای شامل $n+m$ می باشد که n تعداد اول نشان دهنده تعداد کالا می باشد که دارای اعداد تصادفی صحیح در فاصله بین $[1, N_cluster]$ می باشد که در آن $N_cluster$ نشان دهنده تعداد خوشه ها می باشد و m تا دیگر آن شامل اعداد تصادفی در فاصله بین $[0,1]$ می باشد که حاصل ضرب این اعداد در M_i^{max} را به سمت بالا روند می کنیم که نشان دهنده تعداد اجزای سالم از ماشین نوع i ام می باشد (M_i^{max} حداکثر ماشین نوع i ام در دسترس می باشد)

برای فهم بیشتر توضیحات ذکر شده به مثال زیر توجه فرمایید.

فرض کنید که سه ماشین که از هر نوع ماشین حداکثر ۳ مورد در دسترس می باشد. در ابتدا ۸ نوع محصول که باید توسط این ماشین ها در ۴ خوشه تولید می شود

۱	۲	۴	۲	۱	۳	۴	۱	۰,۶۵	۰,۹۵	۰,۱۵
---	---	---	---	---	---	---	---	------	------	------

شکل (1) نمایش کروموزوم

که مفهوم آن به صورت زیر می باشد

$$\lfloor 0.65 \times 3 \rfloor = 2 \quad \lfloor 0.95 \times 3 \rfloor = 3 \quad \lfloor 0.15 \times 3 \rfloor = 1$$

و خواهیم داشت

۱	۲	۴	۲	۱	۳	۴	۱	۲	۳	۱
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

شکل (2) قسمت اول کروموزوم

قسمت دوم کروموزوم که نشان دهنده تخصیص تعداد ماشین نوع i ام به مرکز کاری j ام می باشد که بدین صورت یک ماتریس

$(m * N_cluster)$ که شامل اعداد تصادفی در فاصله بین $[0,1]$ می باشد که این اعداد به تنهایی دارای مفهومی نمی باشد بلکه

این اعداد توسط فرمول زیر نرمالایز می شوند و سپس نرمالایز شده آنها در M_i^{\max} را روند میکنیم که حاصل عددی صحیح می باشد

$$nx_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^{N_cluster} x_{ij}} \quad (12)$$

برای مثال ذکر شده بالا داریم

۰,۸۶۸۵	۰,۷۷۵۹	۰,۲۲۳۶	۰,۷۱۶۵
۰,۱۵۴۶	۰,۹۲۰۴	۰,۶۳۳۸	۰,۷۴۹۹
۰,۵۵۳۹	۰,۷۰۹۲	۰,۵۸۸۹	۰,۲۴۴۲

شکل (3) قسمت دوم کروموزوم

که مفهوم آن طبق مراحل بالا به صورت زیر می باشد

۱	۱	۰	۱
۰	۱	۱	۱
۱	۱	۱	۰

شکل (4) قسمت دوم کروموزوم

۳-۱-۲- عملگر تقاطع

در این بخش در این کروموزوم برای اعداد صحیح و اعداد اعشاری به ترتیب از Double Point Crossover و uniform crossover به کار گرفته شده است. در Double Point Crossover ابتدا Parent 1,2 در NSGA-II و NPGA به ترتیب توسط روش های Binary Tournament Selection و چرخ رولت انتخاب می شوند و والدین را از دو نقطه به صورت تصادفی برش می دهیم و سپس بخش اول وسوم والدین با یکدیگر تعویض می شود



Parent1	۱	۴	۳	۱	۲	۴	۲	۱
Parent1	4	4	2	۱	3	1	2	4

Offspring1	4	۴	۳	۱	۲	1	2	4
Offspring2	1	4	2	۱	3	۴	۲	۱

Double Point Crossover

شکل (5) نوع عملگر تقاطع

در Uniform Crossover فرزند ۱ از حاصل جمع والد ۱ را در α و والد ۲ را در $1-\alpha$ و برای فرزند دوم از حاصل والد ۱ را در $(1-\alpha)$ و والد ۲ را در α بدست می آید. که در شکل (۶) مشاهده می کنید (لازم به ذکر است α یک عدد تصادفی $[0,1]$ است که در شکل (۶) فرض می کنیم $\alpha = 0.4$ می باشد). برای قسمت دوم کروموزوم داریم:

Parent1	۰,۸۶۸۵	۰,۷۷۵۹	۰,۲۲۳۶	۰,۷۱۶۵
	۰,۱۵۴۶	۰,۹۲۰۴	۰,۶۳۳۸	۰,۷۴۹۹
	۰,۵۵۳۹	۰,۷۰۹۲	۰,۵۸۸۹	۰,۲۴۴۲

Offspring1	0.6053	0.7097	0.6510	0.5923
	0.7040	0.7111	0.7384	0.7729
	0.3269	0.5698	0.5142	0.4176

Parent2	0.5312	0.7549	0.5678	0.4082
	0.6734	0.7626	0.6170	0.7745
	0.3268	0.3841	0.7570	0.3820

Offspring2	0.6424	0.6871	0.6927	0.6844
	0.7193	0.6853	0.7990	0.7721
	0.293	0.4762	0.7592	0.4630

۳-۱-۴- استراتژی انتخاب بقا

انتخاب شامل انتخاب تصادفی اعضای جمعیت برای ورود به یک استخر جفت گیری است. اپراتور به دقت برای حصول اطمینان از اینکه اعضای بهتر جمعیت «با تناسب بالاتر» احتمال بیشتری دارد برای جفت گیری انتخاب شوند، فرموله شده است و معیار انتخاب را با تعریف اپراتور مقایسه ($\geq n$) برای دو جواب i و j استفاده کرده است به طوریکه:

$$i \geq_n j \text{ if } (Rank_i < Rank_j) \text{ or } ((Rank_i = Rank_j) \text{ and } (Distance_i > Distance_j)) \quad (13)$$

براساس عملگر مقایسه شلوغ، بین دو راه حل های i و j با رتبه های مختلف، راه حل با رتبه پایین تر ترجیح داده می شود. در غیر این صورت، اگر هر دو راه حل های i و j دارای رتبه یکسان باشند، راه حل واقع در یک منطقه با تعداد کمتری از راه حل ها، ترجیح داده می شود. شایان به ذکر است که از عملگر انتخاب باینری برای انتخاب اپراتور استفاده می شود اما معیار انتخاب پایه در عملگر مقایسه ($\geq n$) می باشد، همانطور که در بالا شرح داده شده است.

۲-۲- معیارهای مقایسه الگوریتم ها

الگوریتم های چند هدفه براساس چندین معیار مختلف با یکدیگر مقایسه می شوند تا بتوان نحوه عملکرد آنها را با یکدیگر مورد سنجش قرار داد. برخی از این معیار ها به صورت زیر می باشد.

۳-۲-۱- معیار تعداد جواب های نا مغلوب

این شاخص نسبت جواب های پارتوی به دست آمده توسط هر الگوریتم نسبت به مرز بهینه مسئله را نشان می دهد. از آنجا که دستیابی به مرز بهینه نهایی مسئله، غیر عملی است، برای محاسبه این عامل کلیه جواب های غیرمغلوب به دست آمده توسط همه روش ها را در ماتریسی ذخیره می کنید. سپس از میان این جواب ها جواب های غیرمغلوب نهایی را استخراج می کنید. سپس محاسبه می کنیم که هر روشی چه درصدی از این جواب های غیرمغلوب نهایی را تولید کرده است.

۳-۲-۲- شاخص گسترش

با به کارگیری این شاخص، گستردگی مجموعه جواب‌ها برای هر الگوریتم که براساس رابطه (۱۴) محاسبه می‌گردد را نشان می‌دهد. هرچه این شاخص بزرگتر باشد، الگوریتم اولویت بالاتری دارد (Jolai et al, 2013).

$$DM = \sqrt{(f_{1\ total}^{\max} - f_{1\ total}^{\min})^2 + (f_{2\ total}^{\max} - f_{2\ total}^{\min})^2} \quad (14)$$

به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار تابع هدف اول در میان کل جواب‌ها و $f_{2\ total}^{\max}$ و $f_{2\ total}^{\min}$ به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار تابع هدف دوم در میان کل جواب‌ها است.

۳-۲-۳- شاخص متوسط فاصله از نقطه ایده‌آل

با استفاده از این شاخص، فاصله نزدیکی بین جواب‌های نامغلوب حاصله و نقطه ایده‌آل (۰،۰) حاصل می‌گردد. این شاخص از رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

$$MID = \frac{\sum_{i=1}^n C_i}{n}, \quad C_i = \sqrt{(f_{1i})^2 + (f_{2i})^2} \quad (15)$$

که n تعداد جواب‌های نامغلوب حاصله بوده و f_{1i} و f_{2i} نیز به ترتیب مقدار تابع هدف اول و دوم به ازای جواب نامغلوب‌آمی باشند. هرچه شاخص MID کوچکتر باشد الگوریتم به دلیل تولید جواب‌هایی با متوسط فاصله کمتر از نقطه ایده‌آل، اولویت بالاتری دارد (Behnamian et al, 2009).

۳- مثال عددی

در این قسمت یک مثال عددی با داده‌های تصادفی برای مدل ارائه شده است. در این مثال ۱۰۰ قطعه با توجه به کد گذاری روی هر قطعه، به ۲ گروه برای انجام عملیات بر روی قطعات تقسیم می‌شوند. انواع ماشین آلات برای انجام عملیات مربوط به قطعات، به گروه‌ها تخصیص داده و حداقل تعداد ماشین آلات که باید در گروه‌ها کار بکنند، تصادفی فرض شده است. پارامتر

های تصادفی در جدول (۱) نشان داده شده است. نرخ خرابی تمامی ماشین آلات از نوع های مختلف برابر ۰,۲ می باشد. تعداد خوشه ها نیز طبق روش سیلوخت در جدول (۲) محاسبه شده که بهترین تعداد خوشه ۲ می باشد. تعداد نوع ماشین آلات برای انجام عملیات های مختلف را متفاوت و براین اساس ۱۲ مثال ایجاد شده را با دو الگوریتم , NSGA-II و NRGA حل شده که نتایج آن در جدول (۳) نشان داده شده است. به منظور بررسی عملکرد الگوریتم برای رسیدن به پارتو مطلوب، بهترین راه حل پارتو به دست آمده توسط NSGA-II با NRGA مقایسه شده است. الگوریتم NSGA-II و NRGA در MATLAB R2010a کد گذاری شده است و در اینتل CoreTM2.66 گیگاهرتز کامپیوتر شخصی با 4 GB RAM اجرا می شود. با توجه به برخی از آزمایش های که با پارامترهای مختلف انجام شد.

پارامتر	تابع تصادفی
V_m	U [4, 7]
K_m	U [0, [۰,۴*n pop]]
C_m	U [100, 150]
C_g	U [5, 100]
A_m	U [100, 200]
q_f	U [1, 400]
t_{km}	U [1, 200]
t	100
n	100

جدول (۱) رنج پارامتر ها برای تست مسئله

Clusters	2	3	4	5	6
silhouette plot	0.5655	0.4437	0.4880	0.4607	0.4860

جدول (۲) مقدار ارزش تعداد هر خوشه

NSGA-II			NRGA		NSGA-II			NRGA	
M	Cost	Reliability	Cost	Reliability	M	Cost	Reliability	Cost	Reliability
4	3238	0.8777	3257	0.8871	15	10091	0.4033	10133	0.4433
	3262	0.8871	3242	0.8777		10159	0.4257	10177	0.4934
						10174	0.4697	10176	0.4879
						10228	0.4721	10179	0.5431
						10232	0.4765	10192	0.555
						10178	0.4708	10210	0.5925
5	4191	0.814	4237	0.981	18	13158	0.3148	13103	0.1946
	4208	0.8607	4177	0.7378		13082	0.305	13105	0.2019
	4235	0.91	4195	0.8605		13179	0.3151	13123	0.2591
	4251	0.9505	4215	0.9198		13214	0.3295	13151	0.3171
	4275	0.9596	4219	0.9297		13188	0.3171	13139	0.2666
	4246	0.9493				13219	0.3405	13184	0.3277
	4278	0.9706							
	4299	0.981							

6	5119	0.8153	5175	0.923	20	14580	0.2814	14583	0.2947
	5203	0.8241	۵۰۸۵	۰,۹۱۸		14614	0.3413	14658	0.3602
	5218	0.9132	5129	0.814		14616	0.392	14643	0.35
	5255	0.9133				14589	0.3127	14600	0.2954
	5293	0.9231				14640	0.4325	14688	0.4624
					14658	0.4371	14628	0.4404	
8	5652	0.4783	5682	0.5189	22	15550	0.2418	15524	0.1757
	5654	0.5571	5711	0.7151		15662	0.3347	15492	0.16053
	5678	0.7829	5720	0.8362		15582	0.2579	15558	0.2703
	5700	0.8091	5735	0.8427		15695	0.3372	15545	0.201
						15614	0.2729	15577	0.3267
					15724	0.3398	15623	0.3558	
					15764	0.3435	15579	0.3438	
10	6962	0.6389	6954	0.5731	25	17094	0.16	17081	0.1739
	6914	0.4093	6991	0.7696		17267	0.2135	17222	0.2795
	6972	0.7274	7014	0.7756		17194	0.1766	17314	0.3008
	7003	0.7696	7116	0.8833		17179	0.1606	17328	0.3075
	7058	0.8415	7061	0.8415		17248	0.1776	17315	0.301
					17317	0.2175	17246	0.2824	
12	8759	0.5194	8638	0.4058	30	23096	0.2093	22880	0.1982
	8785	0.5552	8685	0.5349		23134	0.2324	22959	0.2461
	8765	0.5321	8811	0.6299		23191	0.2406	22994	0.2498
	8785	0.565	8884	0.6342		23038	0.1644	22956	0.2393
	8819	0.5974				23218	0.2432	23184	0.2521
	8817	0.5711				23041	0.1687		

جدول (۳) مقایسه الگوریتم های NSGA-II و NPGA

بر اساس شاخص های مقایسه ای در جدول (۴)، روش NPGA نسبت به روش NSGA-II به جواب های مطلوبتری دست یافته است که نشان دهنده برتری این الگوریتم در حل این مدل بر NSGA-II می باشد

Methods	NPGA			NSGA II		
	<i>M</i>	DM	<i>MID</i>	<i>N</i>	DM	<i>MID</i>
4	0.000134	0.708744	4	0.000167	0.70337	
5	0.061666	0.۱۶4881	5	0.029644	0.16242	
6	0.016432	0.۲۴3392	6	0.014793	0.26683	
8	0.212922	0.۲۸5529	8	0.16723	0.29041	
10	0.287009	0.2۴5251	10	0.264226	0.25222	
12	0.130511	0.2۰6798	12	0.017094	0.22085	
15	0.064105	0.208026	15	0.023794	0.21835	
18	0.164983	0.193838	18	0.010979	0.22769	
20	0.15495	0.194818	20	0.126915	0.19821	
22	0.301244	0.159326	22	0.087847	0.17470	
25	0.121698	0.223358	25	0.070061	0.20690	
30	0.117799	0.328326	30	0.105044	0.33028	

جدول (۴) معیار های مقایسه NSGA-II و NPGA

یکی از مهمترین مسائل در بحث تکنولوژی گروهی، نحوه انتخاب خانواده ها و تخصیص آنها به ماشین آلات می باشد. از این رو احتمال کارکرد ماشین آلات یکی از مهمترین عوامل تاثیر گذار بر روی برنامه ریزی تولید است. یکی از راهکارها برای بهبود انتخاب خانوادهها استفاده از آنالیز خوشه بندی است. در خوشه بندی تلاش می شود تا مشاهدات واقع در هر خوشه بیشترین تشابه را از نظر متغیرهای مورد نظر با هم داشته باشند و مشاهدات هر گروه از مشاهدات دیگر خوشه ها بیشترین فاصله را داشته باشند. یکی از روش های پرکاربرد در مباحث خوشه بندی الگوریتم K-means بوده که در مسائل تکنولوژی گروهی با استفاده از شاخص های مختلف این دسته بندی صورت می گیرد. در این مقاله رویکرد استفاده از خوشه بندی براساس شاخص هایی مورد بررسی قرار گرفته شده است. با توجه به مدل ارائه شده برای اینگونه مسائل و مقایسات انجام شده برای انتخاب خانوادهها در حالت های که تعداد ماشین آلات متفاوت، نتایج بدست آمده از روش NSGA نسبت به NSGA برتری داشته است. همچنین انتخاب قابلیت اطمینان ماشین آلات یکی از توابع هدف مهم در این مباحث است که مسئله مورد نظر را به دنیای واقعی نزدیکتر می کند. در آینده می توان با بهبود دادن قابلیت اطمینان ماشین آلات براساس مباحث موجود و تعمیر پذیر بودن ماشین الات، همچنین انتخاب معیارهایی دیگر برای نحوه دسته بندی به روش k-mean، این مقاله را گسترش داد.

Reference

- k.s. Al-sultan,(1989),“A Hard clustering Approach to the part Family Formation problem”,Production planning &control,vol.27,27,pp.1637-1651-.
- H.Xu and H.P. wang,“Part family formation for GT Applications Based on Fuzzy mathematics”,int.j.of Prod. Research, vol. 27, pp. 1475- 1487 .
- z. Gungor and F. Arikan,(2000),“Application of Fuzzy Decision Making in Part – Machine Grouping”,int.J. of Prod economics, vol.63, pp. 181-193,
- K. Josien and T.W. Liao,(2000),“integrated Use of Fuzzy C-Mean and Fuzzy KNN for GT part Family and Machine Cell Formation”,int.J. of Prod. Research, vol. 38, pp. 3513-3536,
- A.M.A. Al-ahmari,(2002),“A Fuzzy Analysis Approach for Part-Machine Grouping in cellular Manufacturing System”,Integrated Manufacturing System,vol. 13,no. 7,pp.489-497,
- M.S. Yang, W.L. Hung and F.C .Cheng,(2006),“Mixed-Variable Fuzzy Clustering Approach to Part Family and Machine Cell Formation for GT Applications”,Int. J. Prod. Economics, vol.103,pp. 185-198,.
- C.Y. Chen and F. Ye,(2006),“Adaptive Hyper-Fuzzy Partition Particle Swarm Optimization Clustering Algorithm”,Cybernetics and System, vol. 37,pp. 463-479,

- J.Li, C.H Chu, Y. Wang and W. Yan, (2007), "An Improved Fuzzy Clustering method for Cellular Manufacturing", Int.J.of Prod. Research, vol. 45, pp. 1049-1062,
- A.A. Islier, (2005), "Group Technology by an Ant System Algorithm", Int. J. of Prod. Research, vol. 43, pp. 913-932,
- G. Zhao, P. Jiang, M. Zhang, G. Zhou, and B.Chen, (2007), "using swarm Intelligence Algorithm to Solve a Part Clustering Model Based on Weighted Directed Graph", Int. J. of Prod. Res, DOI:10.1080/00207540600988063.
- A. Anders and S. Lozano, (2006), "A Particle Swarm Optimization Algorithm for Part- machine Grouping", Robotice and Computer- integrated Manufacturing, vol. 22, pp. 468-474,
- Nahas, N., Nourelfath, M., and Ait-Kadi, D., (2007), "Coupling Ant Colony and the Degraded Ceiling Algorithm for the Redundancy Allocation Problem of Series-Parallel Systems", Reliability Engineering and System Safety; Vol. 92, pp. 211-222.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Safari, J. and Sassani, F., (2008), "Reliability Optimization of Series-Parallel Systems with a Choice of Redundancy Strategies Using a Genetic Algorithm", Reliability Engineering and System Safety; Vol. 93, pp. 550-556.
- Khalili-Damghani, Amiri M, (2012) "Solving binary-state multi-objective reliability redundancy allocation series-parallel problem using efficient epsilon-constraint, multi-start partial bound enumeration algorithm, and DEA", Reliability Engineering and System Safety 103 ,35-44.
- Chambari A, Rahmati S.H.A , Najafi A.A , karimi A, (2012) "A bi-objective model to optimize reliability and cost of system with a choice of redundancy strategies", Computers & Industrial Engineering 63 ,109-119.
- Chambari A, Rahmati S.H, karimi (2013), 'A An efficient simulated annealing algorithm for the redundancy allocation problem with a choice of redundancy strategies', Reliability Engineering and System Safety 119 ,158-164
- Damodar Reddy and Prasanta K. Jana, (2012), Initialization for K-means clustering using Voronoi diagram, Procedia Technology 4 ,395 - 400.
- C.T. Yiakopoulos , K.C. Gryllias, I.A, Antoniadis, (2011) ,Rolling element bearing fault detection in industrial environments based on a K-means clustering approach, Expert Systems with Applications 38 ,2888-2911
- David Rebollo-Monedero , Marc Solé , Jordi Nin, Jordi Forné, (2013) , A modification of the k-means method for quasi-unsupervised learning, Knowledge-Based Systems 37,176-185.
- Tobias Brunsch, Heiko Reglin, (2013). A bad instance for k-means++, Theoretical Computer Science

Jinxin Gaoa, David B. Hitchcock, James_Stein,(2010) , shrinkage to improve k-means cluster analysis, Computational Statistics and Data Analysis 54 ,2113_2127.

Hong Yaoa, Qingling Duana, Daoliang Li, Jianping Wang, (2013). An improved K-means clustering algorithm for fish image segmentation, Mathematical and Computer Modelling

You Li, Kaiyong Zhao, Xiaowen Chu, Jiming Liu, (2013) , Speeding up k-Means algorithm by GPUs, Journal of Computer and System Sciences 79 ,216–229.

RadhaChitt, M.NarasimhaMurty, (2010) , Two-level k-means clustering algorithm for k-t relationship establishment and linear-time classification, Pattern Recognition 43 ,796–804.

AlperUnler, ZulalGungor, (2009) , Applying K-harmonic means clustering to the part-machine classification problem, Expert Systems with Applications 36 ,1179–1194.

Hae-Sang Park, Chi-Hyuck Jun, (2009) , A simple and fast algorithm for K-medoids clustering, Expert Systems with Applications 36 ,3336–3341.

Hatamlou, A. (2013), Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. Information Sciences, 222., 175–184.

Hatamlou, A. (2012)., In search of optimal centroids on data clustering using a binary search algorithm. Pattern Recognition Letters, 331756–1760.

Chern, M. S.,(1992), “On the Computational Complexity of Reliability Redundancy Allocation in a Series System”, Operation Research Letters; Vol. 11, pp. 309-315.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T.,(2002). A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation 6(2), 182–97.

Jolai, F., et al.,(2013), Bi-objective simulated annealing approaches for no-wait two-stage flexible flow shop scheduling problem. Scientia Iranica.,

Behnamian, J., S. Fatemi Ghomi, and M. Zandieh, (2009), A multi-phase covering Pareto-optimal front method to multi-objective scheduling in a realistic hybrid flowshop using a hybrid metaheuristic. Expert Systems with Applications., 36(8): p. 11057-11069.