

برنامه‌ریزی زمانبندی خط تولید در صنعت نساجی با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک فازی

محمد حسین فاضل زرنندی - دانشگاه صنعتی امیرکبیر
محمد اسماعیلیان - دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چکیده:

در این مقاله یک سیستم خبره فازی برای سیستم تولید صنعت نساجی با بکاربردن تجزیه تحلیل خوشه‌بندی فازی ارائه می‌شود. سیستم پیشنهادی اندازه‌ی شاخص زمان شناوری (flow time) برای سفارش‌های کاری جدید، هنگامی که این سفارش‌ها تحت قواعد فعلی فرآیند می‌شوند، را پیش‌گویی می‌کند. در روش مدلسازی سیستم فازی از الگوریتم‌های ژنتیک (GAs) که از ابزارهای بهینه‌سازی است، به منظور تعیین نوع و مقدار بهینه‌ی پارامترهای مورد نیاز مدل استفاده شده‌است. روش پیشنهاد شده شامل دو فاز است. فاز نخست با آموزش بدون نظارت توسعه داده می‌شود و شامل یک طراحی مینا به منظور شناسایی یک سیستم فازی نمونه است. در این فاز از روش تجزیه تحلیل استفاده می‌شود. برای تعیین مقادیر بهینه‌ی پارامترهای خوشه‌بندی، یعنی، توان وزنی (m) و تعداد خوشه‌ها (c)، الگوریتم‌های ژنتیک به کار برده می‌شود. در دومین فاز، فرآیند تطبیق به منظور تنظیم پارامترهای شناسایی شده در فاز مینا، با توجه به آموزش بانظارت انجام می‌شود. این فاز با بکاربردن روند استدلال تقریبی انجام می‌شود. پارامترهای استدلال تقریبی نیز با بکاربردن الگوریتم ژنتیک بهینه می‌گردند. در آخر روش پیشنهادی با بکاربردن آن در سیستم زمانبندی یک کارگاه نساجی و مقایسه آن با سیستم فازی از نوع سوگنو، که خوشه‌بندی کاهشی را در مرحله شناسایی ساختار بکار می‌برد، اعتبارسنجی می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که سیستم فازی پیشنهاد شده رفتار سیستم‌های تولید پیچیده مانند صنایع نساجی را بهتر نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی:

آموزش بانظارت و بدون نظارت، تجزیه تحلیل خوشه‌بندی فازی، الگوریتم ژنتیک فازی، صنعت نساجی، زمانبندی فازی

۱- مقدمه

سیستم‌های تولید صنایع نساجی شامل عملیات‌های چندمحصولی مانند تولید نخ، بافندگی، رنگرزی، چاپ، تکمیل و تولید لباس هستند. در این سیستم‌ها، ترکیب تولید براساس انبار (make-to-stock) و تولید بر اساس سفارش (make-to-order)، مسئله زمانبندی را خیلی سخت می‌نماید. به عبارت دیگر، خصوصیات مخصوص ذکر شده در بالا موجب می‌شود، کنترل تولید، برنامه‌ریزی تولید و زمانبندی کارگاه‌های نساجی امری مشکل باشد [۱]. [۲] (Almaghraby, Karnoub) مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمانبندی در یک کارخانه نساجی را مانند مسئله برنامه‌ریزی تولید و زمانبندی در یک کارگاه گردش کاری ترکیبی^۱ (بعضی اوقات تحت عنوان کارگاه گردش کاری انعطاف‌پذیر، یا فرآیند سری/ موازی نیز اشاره می‌شود) مدل کرده‌اند. گوپتا [۳] نشان داده‌است، مسائلی که کارگاه گردش کاری ترکیبی نامیده می‌شوند NP-complete هستند. مسئله زمانبندی یک کارگاه رنگرزی-چاپ-تکمیل می‌تواند به صورت یک مسئله زمانبندی کارگاه گردش کاری ترکیبی مدل شود و بنابراین جزو مسائل NP-complete است [۴]. بنابراین تجربه‌ی انسان نقش کلیدی در حل این نوع مسائل دشوار دارد.

هوش مصنوعی و سیستم‌های خبره ابزار مناسبی برای فائق شدن بر پیچیدگی بعضی مسائل زمانبندی مانند کارگاه‌های گردش کاری نساجی هستند. در این صنعت، متخصصین با بکاربردن قواعد تجربی می‌توانند به بهینه‌نمودن کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل کمک نمایند. این مورد به ایده‌ی روش زمانبندی که رفتار متخصصین را تقلید می‌کند، منجر می‌شود. مقاله‌ها تنوع وسیعی از تکنیک‌های بر اساس هوش را برای زمانبندی سیستم‌های تولیدی پیشنهاد می‌کنند. امروزه سیستم‌های منطق فازی (FLS)، شبکه‌های مصنوعی (ANN)، الگوریتم‌های ژنتیک (GA)، هوش مصنوعی (AI) و سیستم‌های ترکیبی بسیاری در زمانبندی پیشرفته استفاده می‌شوند. از نقطه نظر کلی، این تکنیک‌های بر اساس هوش، انعطاف‌پذیری زمانبندی در یک کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل را افزایش می‌دهند و می‌توانند عملکرد کلی سیستم را بهبود دهند.

در این مقاله هدف، مدل کردن سیستم زمانبندی یک کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل و تجزیه‌تحلیل اثرات متقابل فازی متغیرهایی که این سیستم زمانبندی و اندازه‌ی کارآیی آن را تحت شرایط عملیاتی فعلی تحت تاثیر قرار می‌دهند، با روش پیشنهادی است. روش پیشنهادی اندازه‌ی شاخص زمان شناوری (flow time) برای سفارش‌های کاری جدید را هنگامی که این سفارش‌ها تحت قواعد فعلی فرآیند می‌شوند را پیش‌گویی می‌کند. ترکسن و فاضل زرنندی [۵] (Turksen, Fazel Zarandi) ادعا نموده‌اند که به‌طور معمول ساختار واقعی قواعد عملیاتی در زمانبندی به‌علت پیچیدگی اثرات متقابل تعداد زیادی از متغیرها و روش‌های مختلفی که به‌وسیله‌ی زمانبند استفاده می‌شوند، مخفی هستند. آن‌ها همچنین ادعا نموده‌اند که این اثرات متقابل به‌خوبی با روش‌های قطعی قابل توصیف نیستند و به‌طور معمول الگوهای فازی و غیرخطی را به میزان زیاد نشان می‌دهند، که می‌توانند از طریق شناسایی ساختار سیستم فازی استخراج شوند. روش مدلسازی سیستم فازی پیشنهاد شده در این تحقیق شامل دو فاز است. فاز نخست با آموزش بدون نظارت توسعه داده‌شده و شامل یک طراحی مینا به‌منظور شناسایی موثر یک سیستم فازی نمونه برای سیستم هدف از مجموعه داده‌های ورودی- خروجی آموزشی است (شناسایی ساختار). در دومین فاز، فرآیند تطبیق به‌منظور پارامترهای شناسایی شده در طراحی مینا با توجه به آموزش بانظارت برای یک مجموعه از داده‌های ورودی- خروجی آموزشی انجام می‌شود. این فاز با به‌کار بردن استدلال تقریبی انجام می‌شود.

این تحقیق روش سوگنو و یاسوکاوا [۶] (Sugeno- Yasukawa) را برای شناسایی ساختار به‌کار می‌برد. بنابر روش آن‌ها، ابتدا داده‌های خروجی از طریق روش خوشه‌بندی فازی، خوشه‌بندی می‌شوند. سپس خوشه‌های فازی خروجی بر روی فضای ورودی به‌منظور انتخاب موثرترین متغیرهای ورودی تصویر می‌شوند. در این مرحله قواعد اگر- آنگاه ساخته می‌شوند. موثرترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی عبارتند از: (الف) توان وزنی (m) که میزان فازی بودن را تعیین می‌کند و (ب) تعداد خوشه‌ها (C). در این مقاله الگوریتم ژنتیک به‌منظور تعیین مقادیر بهینه این پارامترها به‌کار برده می‌شود. تابع برازش بر مبنای اندیس اعتبارسنجی اصلاح‌شده‌ی فوکویاما- سوگنو است که اندازه فاصله ماهالانوبیس (Mahalanobis) در آن استفاده شده‌است. باید توجه شود که در استدلال تقریبی، چندین فاکتور باید بهینه شوند: t - نرم، s - نرم، پارامترهای مدل‌های زبانی و پارامتر غیرفازی نمودن. در این تحقیق این فاکتورها نیز با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه می‌شوند. تابع برازش در این فاز ریشه‌ی میانگین مربع خطا ($RMSE^1$) است.

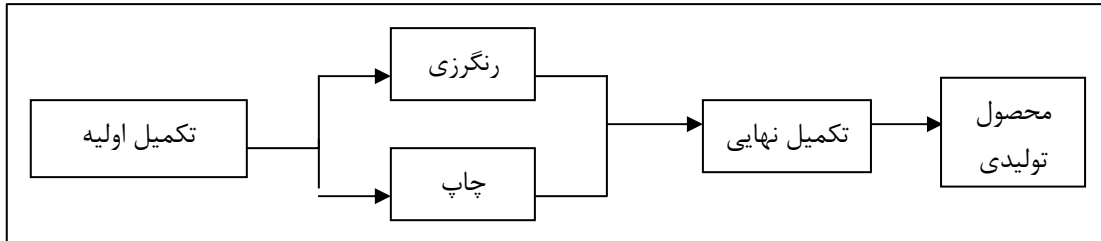
در این تحقیق، در بخش ۲ زمانبندی کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل ارائه می‌شود. بخش ۳ روش پیشنهادی را توضیح می‌دهد. در بخش ۴ بکارگیری روش پیشنهادی در کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل بحث می‌شود. بخش ۵ مقایسه روش پیشنهادی با مدلسازی سیستم فازی از نوع سوگنو با الگوریتم خوشه‌بندی کاهشی را ارائه می‌دهد. در آخر، در بخش ۶ بحث و کارهای آینده بیان می‌شود.

۲- زمانبندی کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل

یک کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل به‌طور معمول همان‌گونه که در شکل ۱ نشان داده‌شده شامل چهار ایستگاه کاری: تکمیل اولیه، رنگرزی، چاپ و تکمیل نهایی است و در نهایت محصولات: پارچه سفید تکمیل‌شده، پارچه رنگ‌شده و پارچه چاپ‌شده تولید می‌شوند. با توجه به نوع پارچه‌ها و یک یا دوجرئی بودن نخ‌هایی که در پارچه استفاده شده‌است، فرآیندهای رنگرزی و تکمیل می‌توانند مراحل مختلفی را شامل شوند. در کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل که تحقیق در آن‌جا انجام شده‌است، مواد اصلی عبارتند از: تار و پود پنبه، پلی‌استر- پنبه و پلی‌استر- ویسکوز. به‌علاوه عملیات‌های مختلفی ممکن است با توجه به سفارش مشتری انجام شوند. خروجی تکمیل اولیه، ورودی به ایستگاه‌های کاری رنگرزی، چاپ و تکمیل نهایی است. بنابراین، عدم وجود کارآیی در تکمیل اولیه بر روی بازده دیگر عملیات‌های فیزیکی و شیمیایی تاثیر می‌گذارد. عملیات‌های مختلف ممکن است یا بر روی فقط یک ماشین انجام شوند، مانند شستشو، سفیدگری و غیره، یا بر روی ماشین‌های موازی، مانند تثبیت حرارتی و خشک‌کردن و فرآیند تکمیل نهایی، که بر روی دو ماشین استنتر انجام می‌شوند.

در این‌جا اهداف اصلی سیستم زمانبندی عبارتند از:

- (۱) ماکزیمم نمودن بهره‌وری سیستم
- (۲) حفظ کیفیت بالا
- (۳) ماکزیمم نمودن تحویل به موقع
- (۴) می‌نیمم نمودن تفاوت شید بین سفارش‌های رنگ‌رزی متوالی که تحت عملیات استتتر قرار می‌گیرند.
- (۵) می‌نیمم نمودن زمان شناوری سفارش‌ها
- (۶) می‌نیمم نمودن دیرکرد در زمان تحویل سفارش به مشتری



شکل ۱: قسمت‌های اصلی یک کارگاه رنگ‌رزی-چاپ-تکمیل

این اهداف اغلب در تضاد هستند. برای مثال، زمانبندی برای می‌نیمم کردن زمان شناوری بعضی سفارش‌ها ممکن است به توالی از این سفارش‌ها منجر شود که دارای شرایط عملیاتی متفاوتی در استتتر هستند و این نیازمند زمان آماده‌سازی بیشتری (به منظور مطابقت نمودن دمای هر اتاقک استتتر با دمای دلخواه) برای سفارش‌ها است. در نتیجه، اضافه شدن زمان آماده‌سازی باعث تأخیر در عملیات استتتر نمودن سفارش‌های بعدی و افزایش زمان شناوری و تأخیر در تحویل سفارش‌ها می‌شود. به علاوه، تغییر دما در هر یک از اتاقک‌های استتتر از یک سفارش به سفارش بعدی در زمانبندی، با توجه به کیفیت محصول نهایی، فاکتور مهمی است. اگر دمای اتاقک به دمای مورد نظر نرسد، تأثیر منفی بر روی پارچه خواهد داشت که در نتیجه باعث پایین آمدن کیفیت و قیمت محصولات خواهد شد. همان تأثیر منفی باید برای قسمت‌های شستشو، سفیدگری و شستشوی مداوم که به طور معمول برای پارچه‌های چاپی و رنگی به کار گرفته می‌شوند، مورد نظر قرار گیرد. عدم وجود شباهت بین سفارش‌ها، یعنی پارچه‌های با اجزای متفاوت و پارچه‌های چاپی با کلاس‌های رنگی متفاوت، ممکن است باعث توقف ماشین در بین توالی، تخلیه‌ی ماشین و بارگیری آن با مواد شیمیایی و همچنین مواد کمکی مورد احتیاج جدید و تأخیر ۳۰-۲۰ دقیقه در عملیات‌ها شود. این موارد به طور معمول بهره‌وری را کاهش داده و باعث بعضی مشکلات در تصفیه‌ی سبب می‌شود.

۳- مدل‌سازی سیستم فازی

در این تحقیق مدل‌سازی سیستم فازی چند ورودی یک خروجی (MISO) به کار برده می‌شود. ساختار MISO به صورت زیر است:

$$R^l: IF x_1 \text{ isr } \tilde{A}_1^l \text{ and } x_2 \text{ isr } \tilde{A}_2^l \text{ and } \dots x_n \text{ isr } \tilde{A}_n^l, \text{ THEN } y^l \text{ isr } \tilde{B}^k$$

که در آن، R^l ($l=1,2,\dots,C$)، امین قاعده فازی، x_i ($i=1,2,\dots,n$) متغیرهای ورودی و y^l متغیرهای خروجی قاعده فازی R^l هستند، مجموعه فازی تعریف شده در مجموعه مرجع X_i محدوده فیزیکی x_i ، و isr فرم کوتاه شده "مربوط می‌باشد به" و "شبهه می‌باشد به" است [۷]. به منظور سادگی، فقط مورد MISO در نظر گرفته می‌شود، زیرا یک سیستم چند ورودی-چند خروجی همواره می‌تواند به مجموعه‌ای از سیستم‌های MISO تجزیه شود. مدل‌سازی سیستم فازی پیشنهادی شامل دو فاز مجزا به صورت زیر است:

۳-۱- فاز نخست: طراحی مبنا (شناسایی ساختار)

اغلب روش‌های معمول شناسایی ساختار بر مبنای تکنیک‌های خوشه‌بندی فازی داده‌های ورودی-خروجی هستند. سوگنو و یاسوکاوا [۶] روشی جدید برای سیستم‌های با مقیاس بزرگ پیشنهاد کردند. در روش آن‌ها، داده‌های خروجی به منظور تعیین تعداد قواعد در سیستم MISO خوشه‌بندی می‌شوند. سپس، فضای خروجی بر روی فضای ورودی به منظور تعیین مهمترین ورودی‌ها تصویر می‌شوند.

تولید قاعده از سه روال^۱ اصلی تشکیل شده: (۱) خوشه‌بندی ورودی و خروجی، (۲) تعیین توابع عضویت ورودی و خروجی و (۳) ساده‌سازی قواعد

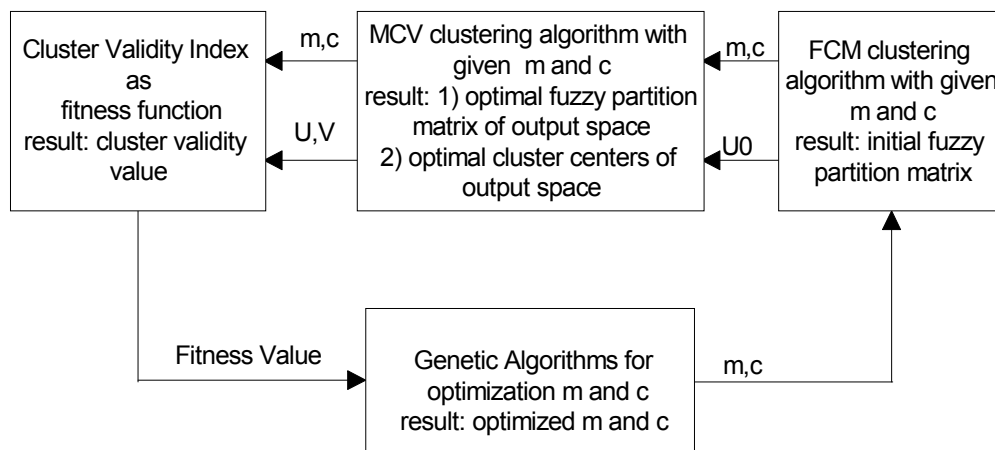
۳-۱-۱- خوشه‌بندی ورودی و خروجی

دو زیرروال در روال خوشه‌بندی ورودی- خروجی وجود دارد:

(الف) تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها (c)، میزان فازی بودن (m) و تشکیل توابع عضویت خروجی

(ب) انتخاب ورودی و تشکیل توابع عضویت متغیرهای ورودی

(ا) مراحل تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها و توان وزنی سیستم در شکل ۲ نشان داده می‌شوند. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود، الگوریتم ژنتیک مقادیر تصادفی از m و c به‌عنوان تکی‌هایی از جمعیت اولیه تولید می‌کند. m و c تولید شده در الگوریتم خوشه‌بندی فازی c- Means (FCM) به‌منظور تولید ماتریس تقسیم‌بندی فازی اولیه استفاده می‌شوند. الگوریتم حجم خوشه می‌نیم (MCV²) الگوریتم FCM را به‌عنوان اولیه بکار می‌برد. بنابراین این الگوریتم (۱) ماتریس تقسیم‌بندی فازی اولیه تولید شده بوسیله FCM و (۲) m و c تولید شده بوسیله GAS را استفاده نموده و ماتریس تقسیم‌بندی فازی بهینه و بردار مراکز خوشه‌ها را ایجاد می‌کند. این ماتریس‌ها به اندیس اعتبارسنجی اصلاح‌شده فوکویاما- سوگنو (که در آن بردار میانگین داده‌ها با بردار میانگین تقسیم‌بندی فازی جایگزین می‌شود) [۸] به‌عنوان مقدار برازش معرفی می‌شوند. GA عملگرهای مخصوصش را برای تعیین مقادیر بهینه m و c به کار می‌برد.



شکل ۲: فاز ۱- طراحی مبنا

• الگوریتم خوشه‌بندی فازی حجم خوشه می‌نیم

کریشناپورام و کیم [۹] (Krishnapuram, Kim) در مورد استفاده از معیار دترمینان (حجم) برای خوشه‌بندی تحقیق و بررسی کردند. آن‌ها الگوریتمی را که الگوریتم حجم خوشه می‌نیم (MCV) نامیده می‌شود و مجموع حجم خوشه‌های تکی را می‌نیم می‌نماید، بدست آوردند. آن‌ها ادعا کردند که الگوریتم پیشنهادی آن‌ها چندکاره‌تر و در کاربردهای متنوع وسیع‌تری قابل استفاده است و شکل خوشه‌ها تاثیر کمتری در کارایی آن دارد. آن‌ها الگوریتم MCV را با الگوریتم‌های مختلفی مانند: گوستافسون- کسل [۱۰] (Gustafson- Kessel) و K-means به‌عنوان اولیه‌ساز به کار برده و نشان دادند که الگوریتم FCM دارای کارایی بهتری است. در MCV تابع هدف با جمع کردن ابرحجم‌های تکی‌های خوشه‌های فازی شده از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$J_{fv}(B, U; X) = \sum_{i=1}^c |C_{fi}|^{1/2} \quad (1)$$

^۱ module
Minimum Cluster Volume

که در آن B بردار مراکز خوشه‌ها، U ماتریس تقسیم‌بندی فازی، X مجموعه داده‌ها، C تعداد خوشه‌ها و $|C_{fi}|$ دترمینان ماتریس کوواریانس C_{fi} است که:

$$C_{fi} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j - c_i)(x_j - c_i)^T \quad (2)$$

ماتریس کوواریانس فازی خوشه‌ی i ام است، و در آن m میزان فازی بودن و n تعداد داده‌ها می‌باشد. بردار مراکز خوشه‌ها از رابطه‌ی زیر بدست می‌آید:

$$c_s = \frac{\sum_{j=1}^n u_{sj}^m}{\sum_{j=1}^n u_{sj}^m} \quad (3)$$

فاصله ماهالاننسیس بین x_t و c_s به صورت زیر است:

$$MD_{st} = (x_t - c_s)^T C_{fs}^{-1} (x_t - c_s) \quad (4)$$

$$D_{st} = \frac{|C_{fs}|^{1/2} (MD_{st} - p)}{\sum_{j=1}^n u_{sj}^m} \quad (5) \quad \text{و}$$

فرض می‌شود $\{k \mid MD_{kt} - p \leq 0, 1 \leq k \leq c\}$ و $N_t = \arg \min_{1 \leq k \leq c} D_{kt}$ است. N_t مجموعه‌ای از اندیس‌های خوشه‌هایی که فاصله‌شان از نقطه x_t منفی است را مشخص می‌نماید و i_t نزدیکترین خوشه به x_t را مشخص می‌نماید. معادله جدید برای $c, s = 1, \dots, c$ از u_{st} رابطه‌ی زیر بدست می‌آید:

$$u_{st} = \begin{cases} \frac{(D_{st})^{1/(1-m)}}{\sum_{k=1}^c (D_{kt})^{1/(1-m)}}, & \text{if } N_t = \emptyset \\ 0 & \text{if } N_t \neq \emptyset \text{ and } s \neq i_t \\ 1 & \text{if } N_t \neq \emptyset \text{ and } s = i_t \end{cases} \quad (6)$$

• اندیس اعتبارسنجی خوشه اصلاح شده فوکویاما- سوگنو

سوگنو و یاسوکاوا معیار زیر را به عنوان اندیس اعتبارسنجی خوشه معرفی می‌کنند:

$$S(c) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m \left(\|x_k - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{x}\|^2 \right) \quad (7)$$

که n تعداد داده‌ها، c تعداد خوشه‌ها، x_k k امین داده، \bar{x} میانگین داده‌ها، v_i برداری است که مرکز خوشه i ام را تعریف می‌کند، $\| \cdot \|$ هر نوع نرم، μ_{ik} درجه‌ای است که k امین داده به i امین خوشه تعلق دارد و m درجه فازی بودن است. در این تحقیق اندیس اصلاح شده فوکویاما- سوگنوی معرفی شده در [۸] و [۱۱] را به عنوان اندیس اعتبارسنجی استفاده می‌کنیم، که در آن بردار میانگین داده‌ها \bar{x} با بردار میانگین تقسیم‌بندی فازی به صورت زیر جایگزین می‌شود:

$$\bar{x} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m x_k \quad (8)$$

به علاوه تابع فاصله ماهالاننسیس را به کار می‌بریم:

$$\left\{ \begin{aligned} \|x_k - v_i\|^2 &= \frac{|c_{fi}|^{1/2} (MD_{ik} - p)}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ij})^m} \\ c_{fi} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T \end{aligned} \right. \quad (9)$$

$$\left\{ \begin{aligned} \|x_k - v_i\|^2 &= \frac{|c_{fi}|^{1/2} (MD_{ik} - p)}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ij})^m} \\ c_{fi} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T \end{aligned} \right. \quad (10)$$

(ii) مقادیر عضویت ورودی‌ها در دو زیرمرحله تعیین می‌شوند:

(i) ابتدا، مقادیر توابع عضویت خروجی به فضای هر یک از متغیرهای ورودی تصویر می‌شود. تصویر کردن با روشی که بوسیله‌ی سوگنو و یاسوکاوا پیشنهاد شده‌است [6] انجام می‌شود.

(ii) سپس با توجه به روش پیشنهاد شده توسط فاضل زرنندی (Fazel Zarandi)، [8] همان‌گونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، محدوده‌هایی که در آن تابع عضویت متغیر ورودی مقدار ۱ را اختیار می‌کند مشخص کرده و داده‌ها را با مقدار m و C تعیین شده در مرحله قبل، به روشی که در این پژوهش استفاده شده و در زیر توضیح داده می‌شود، با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک کلاسه‌بندی^۱ می‌نماییم.

ابتدا فاصله‌ای را که تابع عضویت متغیر ورودی مقدار ۱ را می‌گیرد، مشخص کرده (یعنی، $\bar{V}_1 \bar{V}_2$ سپس الگوریتم‌های ژنتیک جفت‌هایی از مقادیر تصادفی V_1 و V_2 را بعنوان تکی‌های جمعیت اولیه تولید می‌نماید. مقادیر اولیه بصورتی انتخاب می‌شوند که در محدوده $(\bar{V}_1 \bar{V}_2)$ قرار گیرند. این مقادیر به تابع هدف الگوریتم کلاسه‌بندی، به عنوان تابع برازش الگوریتم‌های ژنتیک که به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود، منتقل می‌شود: (m و C بدست آمده از مرحله خوشه‌بندی متغیر خروجی در رابطه زیر استفاده می‌شود)

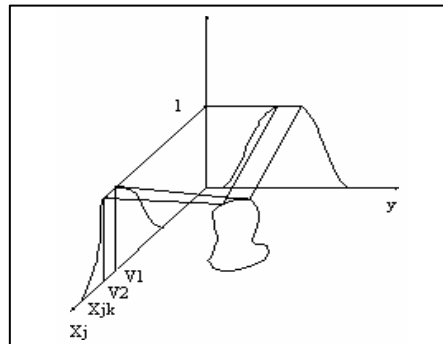
$$J(U^j, X_j) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik}^j)^m \Delta(x_{jk}, \bar{V}_1 \bar{V}_2) \quad (11)$$

که در آن n : تعداد داده‌ها، C : تعداد خوشه‌ها، X_j و U^j به ترتیب مجموعه داده‌های ورودی Z ام و ماتریس تقسیم‌بندی آنها و Δ تابع فاصله است که از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\Delta(x_{jk}, \bar{V}_1 \bar{V}_2) = \begin{cases} V_1 - x_{jk} & \text{if } x_{jk} < V_1 \\ 0 & \text{if } V_1 < x_{jk} \leq V_2 \\ x_{jk} - V_2 & \text{if } x_{jk} > V_2 \end{cases} \quad (12)$$

مقدار بدست آمده از رابطه ۱۱ به عنوان مقدار برازش به الگوریتم ژنتیک معرفی می‌شود. الگوریتم‌های ژنتیک نیز عملگرهای مخصوصش را برای انتخاب مقدار بهینه‌ی V_1 و V_2 به کار می‌برد. حال، ماتریس U^j از رابطه‌ی زیر بدست می‌آید:

$$1 \leq k \leq N \quad 1 \leq i \leq c, \quad \text{for} \quad \mu_{ik}^j = \frac{1}{\sum_{l=1}^c (\Delta_{ik}^j / \Delta_{lk}^j)^{2/(m-1)}} \quad (13)$$



شکل ۳. تصویر خروجی بر روی فضای ورودی

۳-۱-۲- تعیین توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی

برای متغیرهای ورودی و خروجی، الگوریتم تطبیق منحنی، به منظور ایجاد توابع عضویت هر خوشه که ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را نشان می‌دهد، بکاربرده می‌شود. در این جا اطلاعات نمودار پراکنش بدست آمده از ۳-۱-۱ استفاده می‌شود.

۳-۲- فاز دو- تطبیق

این فاز با بکاربردن رویه استدلال تقریبی انجام می‌شود. در این تحقیق، استدلال تقریبی بر مبنای استنتاج پارامتری شده است. چهار پارامتر در مرحله استنتاج وجود دارد، (۱) نوع \bar{t} - نرم برای ارتباط "AND" مقدم‌ها، یعنی خوشه‌های متغیرهای ورودی و پارامتر مربوط به آن یعنی p ، (۲) نوع s - نرم رابط "IMPLICATION" و پارامتر مربوط به آن یعنی q ، (۳) پارامتر β برای ترکیب خطی دو روش استدلال که ممدانی (Mamdani) و منطقی (Logical) هستند و (۴) پارامتر α برای توان روش غیر فازی نمودن عمومی شده.

پیشنهاد شده که فرمول‌های روش‌های استدلال منطقی و ممدانی با پارامتر β ترکیب شوند [۵] به صورتی که:

$$\mu_F(y) = \beta \mu_{Fm}(y) + (1 - \beta) \mu_{Fl}(y) \quad 0 < \beta < 1 \quad (14)$$

که، $\mu_{Fm}(y)$ روش استدلال ممدانی و $\mu_{Fl}(y)$ روش استدلال منطقی است. در این جا اگر $\beta \rightarrow 1$ ، سیستم رفتار روش ممدانی را دارد و هنگامی که $\beta \rightarrow 0$ ، رفتار سیستم روش منطقی است.

یگر و فیلو [۱۲] (Yager, Filev) یک روش غیرفازی نمودن عمومی را که روش توزیع غیرفازی نمودن پایه ($BADD^1$) نامیده می‌شود، پیشنهاد می‌کنند:

$$y^* = \int_{y_0}^{y_1} y (\mu_F(y))^\alpha dy / \int_{y_0}^{y_1} (\mu_F(y))^\alpha dy \quad 1 < \alpha < \infty \quad (15)$$

۳-۲-۱- بهینه نمودن پارامترها

بهینه نمودن پارامترهای ذکر شده در بالا با داده‌های ورودی- خروجی آموزشی از طریق روش یادگیری با نظارت و با استفاده از الگوریتم ژنتیک انجام می‌شود. ریشه‌ی میانگین مربع خطا (RMSE) به عنوان تابع برازش استفاده می‌شود، که از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$RMSE(y_a, y_m) = \frac{\|y_m - y_a\|}{(n)^{1/2}} \quad (16)$$

که y_a مقدار خروجی واقعی، و y_m مقدار محاسبه شده از مدل برای k امین بردار داده‌های مشاهده شده‌ی نمونه $(x_m, y_m) = (x_{1m}, x_{2m}, \dots, x_{rm}, y_m)$ ، $k = 1, 2, \dots, K$ و n تعداد داده‌ها بوده و $\|y_m - y_a\|$ از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\|y_m - y_a\| = \left[\sum_{i=1}^n (y_{mi} - y_{ai})^2 \right]^{(1/2)} \quad (17)$$

۴- مدل سازی فازی سیستم زمان بندی کارگاه رنگرزی- چاپ- تکمیل با استفاده از الگوریتم ژنتیک

بر مبنای مصاحبه های متعدد با متخصصین، به این توافق رسیدیم که پیش بینی زمان شناوری سفارش های مشتری ها مورد بسیار مهمی است. همچنین بر مبنای بحث های طولانی با متخصصین، مهمترین متغیرهایی که بر روی زمان شناوری تاثیر می گذارند عبارتند از: (الف) نوع پارچه (که شامل نوع نخ تار و پود و دیگر مشخصات پارچه است)، (ب) نوع فرآیند (رنگرزی، چاپ و غیره)، مترای سفارش، (ج) عرض سفارش، (د) وزن (g/m) سفارش، (ه) تعداد فرآیندهای سفارش، (و) ماکزیمم سرعت فرآیندها، (ز) می نیمم سرعت فرآیندها، (ح) میانگین سرعت فرآیندها و (ط) اولویت. خروجی سیستم زمان شناوری است که باید می نیمم شود. ۱۰۰ بردار داده به عنوان داده های ورودی- خروجی آموزشی به کار برده ایم. برای سادگی در اجرای مراحل مدل سازی، محدوده های متفاوتی برای سیستم مانند زیر اختصاص داده شدند:

- (۱) پارامتر نوع پارچه: اعداد صحیحی در محدوده ۸-۱، که نشان می دهد هشت نوع پارچه در این کارگاه وجود دارد.
- (۲) پارامتر نوع فرآیند: اعداد صحیحی در محدوده ۱۰۳-۱۰۲، که نشان دهنده پارچه سفید تکمیل شده، پارچه چاپ شده و پارچه رنگ شده است.
- (۳) پارامتر اولویت: اعداد صحیحی در محدوده ۱۰-۱، که نشان دهنده اولویت خیلی کم (۲-۱)، کم (۵-۳)، متوسط (۷-۵)، زیاد (۹-۷) و خیلی زیاد (۱۰) است.

سپس مراحل مدل سازی توضیح داده شده در بخش ۲ را انجام می دهیم.

۴-۱- تعیین مقادیر بهینه m و c

برای تعیین مقادیر بهینه m و c ، محدوده های متفاوتی از این دو پارامتر را در الگوریتم ژنتیک اعمال نموده و اندیس اعتبارسنجی خوشه را محاسبه می نماییم. نتایج در جدول ۱ آورده شده است. بر مبنای این جدول، اندیس اعتبارسنجی خوشه می نیمم مقدار را برای $c=12$ و $m=4.47$ را اختیار کرده است. بنابراین تعداد بهینه های خوشه های متغیر خروجی ۱۲ عدد است. در نتیجه، تعداد قواعد مدل سیستم فازی ۱۲ عدد است. خصوصیات GAS در جدول ۲ نشان داده شده است.

۴-۲- تعیین توابع عضویت متغیر خروجی

هر سطر از ماتریس تقسیم بندی بهینه L ، که از الگوریتم خوشه بندی بدست می آید، مقدار عضویت داده های خروجی در هر خوشه را تعیین می کند. با مرتب نمودن داده ها و کشیدن منحنی مقدار داده ها در مقابل مقدار عضویت داده ها در هر خوشه، نوع و شکل توابع عضویت متغیر خروجی بدست می آید. شکل ۴ توابع عضویت مثلثی بدست آمده برای متغیر خروجی را نشان می دهد.

جدول ۱. مقادیر اندیس اعتبارسنجی خوشه های مربوط به مقادیر بهینه m و c

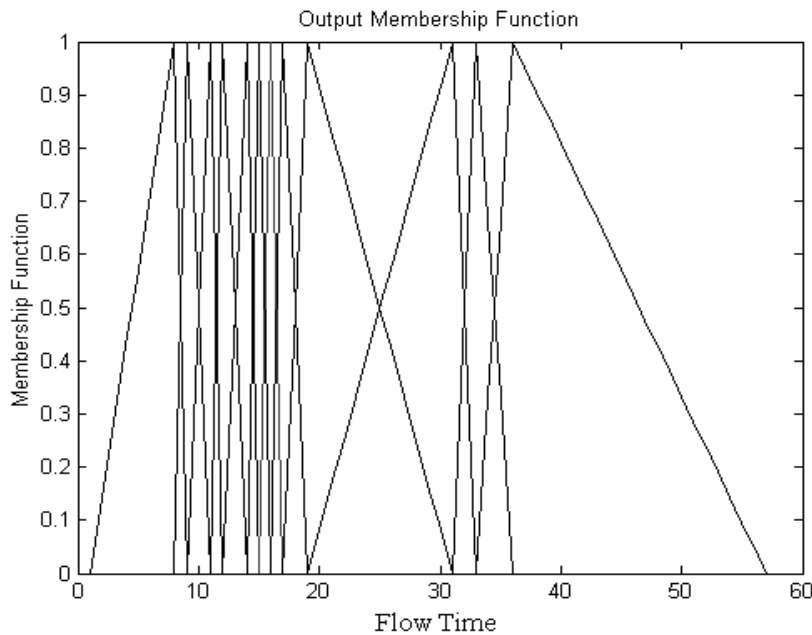
Range of c	Range of m	C	m	Cluster validity index
2-15	1-8	9	7.56	-8.0910e-014
2-18	1-8	12	7.62	-8.05524e-014
2-20	1-8	8	4.47	-8.3651e-014
2-21	1-8	21	7.78	-7.1440e-014
2-22	1-8	16	5.93	-6.8396e-014
2-24	1-8	12	4.47	-1.1519e-013
2-25	1-8	20	7.02	-1.0378e-013
2-30	1-8	18	5.61	-6.8169e-014
2-35	1-8	25	6.37	-7.3649e-014
2-38	1-8	11	8.00	-8.7132e-014
2-40	1-8	11	6.26	-8.0286e-014

جدول ۲. مشخصات GAs

Characteristic	Type and Value
Generation Number	30
Population Size	31
Type of Selection Operator	Tournament selection and size of tournament is equal to two
Crossover Rate	0.8
Number of Crossover Points	2
Mutation Rate	0.008

۴-۳- تعیین توابع عضویت متغیرهای ورودی

فاصله $[V_1, V_2]$ با تصویر کردن تابع عضویت متغیر خروجی بر روی فضای هر متغیر ورودی بدست می‌آید. سپس مقادیر بهینه‌ی V_1 و V_2 با بکاربردن GAs بدست می‌آیند. در این‌جا، مشخصات GAs مانند مرحله‌ی قبل است و اندازه‌ی جمعیت آن ۶۱ است. سپس، برای بهبود ماتریس تقسیم‌بندی بهینه‌ی U ، $\bar{V}_1\bar{V}_2$ به الگوریتم کلاسه‌بندی معرفی می‌شود. بنابراین، با بکاربردن مراحل که در زیر بخش ۴-۳ بیان شدند، توابع عضویت متغیرهای ورودی ایجاد می‌شوند. جدول ۳ مقادیر $\bar{V}_1\bar{V}_2$ و مقادیر بهینه‌ی مربوط به آنها و تابع عضویت بدست آمده برای متغیر سرعت می‌نیم را نشان می‌دهد.



شکل ۴. توابع عضویت متغیر خروجی

۴-۴- استدلال تقریبی

الگوریتم ژنتیک میکرو [۱۳] را برای استدلال تقریبی بکار می‌بریم. در این‌جا t -نرم و s -نرم شوایزر-اسکلار (Schweizer- Sclar) و یگر (Yager) بکار برده می‌شوند. مقادیر بهینه‌ی پارامترهای مدل در جدول ۴ نشان داده شده‌اند.

۴-۵- ساده سازی قواعد

باتوجه به این حقیقت که بعضی از توابع عضویت متغیرهای ورودی شبیه به مجموعه مرجع هستند که تأثیری بر قواعد نمی گذارند، بنابراین، این توابع عضویت از پایگاه قواعد حذف شده اند. شکل ۵ توابع عضویت ورودی- خروجی را در قواعد نشان می دهد. به منظور بهینه نمودن مدل توابع عضویت گوسین را به جای توابع عضویت مثلثی به کار می بریم.

۵- مقایسه با خوشه بندی کاهشی

به منظور اعتبارسنجی مدل سازی سیستم فازی پیشنهادی، همان مجموعه داده را با مدل سازی سیستم فازی از نوع سوگنو که الگوریتم خوشه بندی کاهشی را در رویه شناسایی ساختارش بکار می برد، مدل می نماییم. قواعد تولید شده با بکار بردن این مدل در شکل ۶ نشان داده شده اند. با توجه به مقادیر جدول ۵ مشاهده می شود که تعداد قواعد در روش پیشنهادی کمتر از روش کاهشی است. به علاوه، RMSE روش پیشنهادی هم برای مجموعه داده های ورودی- خروجی آموزشی و هم برای کنترلی کمتر است.

جدول ۳. مقادیر $\bar{V}_1 \bar{V}_2$ ، مقادیر بهینه اش و تابع عضویت بدست آمده برای پارامتر سرعت می نیمم

Fuzzy Set	$\bar{V}_1 \bar{V}_2$	Optimal Value $\bar{V}_1 \bar{V}_2$ of	Membership Function	Optimal Mmbership Function
1	20-45	37-45	trimf (45,45,45)	gaussmf (0.4,44.5)
2	20-35	28-30	trapmf (27,28,30,34)	gaussmf (2.4,29.1)
3	20-35	20-35	trapmf (18,20,35,45)	gaussmf (10,27.9)
4	20-35	27-35	trapmf (25,27,35,45)	gaussmf (7.3,31.4)
5	20-35	20-35	trapmf (18,20,35,45)	gaussmf (10.3,28)
6	30-35	30-35	trapmf (28,30,35,45)	gaussmf (6,32.9)
7	20-35	28-35	trapmf (27,28,35,45)	gaussmf (6.8,31.9)
8	30-45	39-45	trimf (35,45,45)	gaussmf (0.4,44.5)
9	25-35	29-35	trapmf (28,30,35,45)	gaussmf (6,32.9)
10	15-30	15-26	trapmf (15,15,25,27)	gaussmf (5,20.1)
11	18-30	18-25	trapmf (17,18,25,27)	gaussmf (3.7,21.5)
12	25-34	29-30	trimf (28,30,34)	gaussmf (1.6,30)

trimf= triangular membership function
trapmf= trapezoidal membership function
gaussmf= gaussian membership function

۶- بحث و کارهای آینده

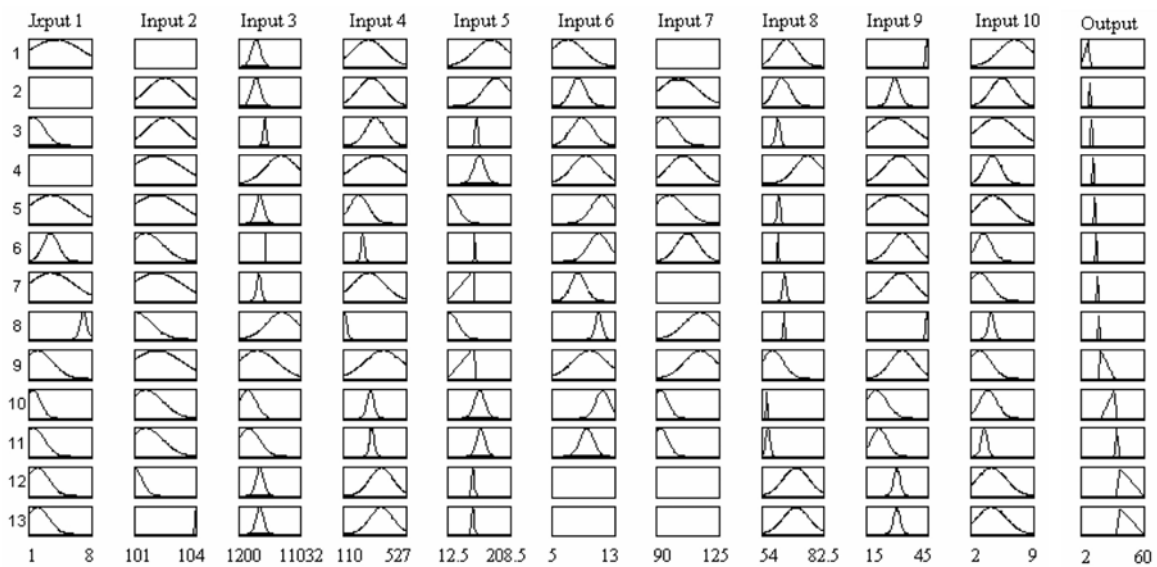
در این تحقیق، تجزیه تحلیل سیستم زمانبندی صنعت نساجی با استفاده از روش مدل سازی سیستم فازی پیشنهادی، را انجام داده ایم. تجزیه تحلیل خوشه بندی داده های خروجی (زمان شناوری) با ماتریس کوواریانس تعداد خوشه های (C) برابر با ۱۲ و میزان فازی بودن برابر با ۴,۴۷ را نتیجه می دهد. الگوریتم ژنتیک را برای بهینه نمودن m و C بکار بردیم. مهم ترین متغیرها با تصویر کردن فضای خروجی بر روی فضای ورودی با روش انتخاب متغیر پیشنهادی انتخاب شده اند. سپس قواعد تطبیق شده اند و پارامترهای بهینه ی عملگرهای استدلال تقریبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک بدست آورده شده اند. چنین سیستمی می تواند برای پیش بینی زمان شناوری سفارش ها، هنگامی که این سفارش ها تحت قواعد فعلی فرآیند می شوند، بکار برده شود. با مقایسه روش پیشنهادی با روش خوشه بندی کاهشی، برتری مدل را از لحاظ پیچیدگی (تعداد قواعد) و میزان خطای سیستم نشان می دهیم. کارهای آتی می توان برای این تحقیق انجام داد. در این تحقیق یک معیار جهت تابع هدف در نظر گرفته شده است. در آینده یک سیستم خبره چند معیاره را برای زمانبندی صنایع نساجی توسعه خواهیم داد. به علاوه، انتخاب اتوماتیک نرم از دیگر کارهای آینده برای رویه خوشه بندی است.

جدول ۴. مقادیر بهینه ی نوع s- نرم، t- نرم، p، q، α و β برای مدل ایجاد شده با الگوریتم ژنتیک فازی

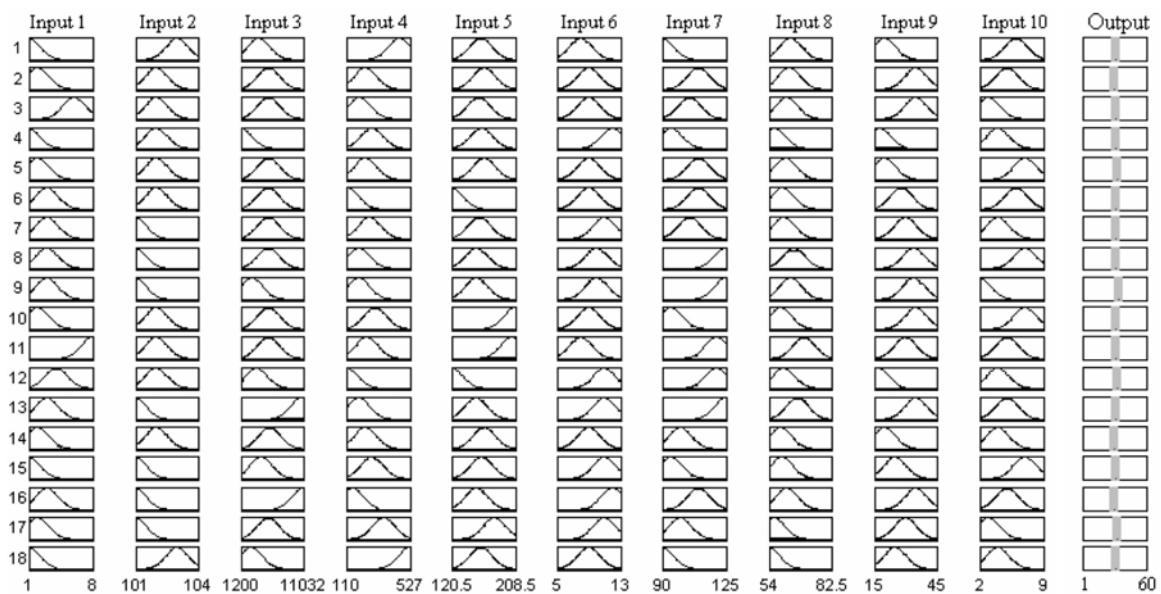
Parameter	Type of t-norm & s-norm class	p	q	β	α
Type and range of parameter	Yager and Schweizer-Sclar	0.1-100	0.1-100	0.01-0.99	1.1-100
Optimal value	Schweizer-Sclar	82	76	0.34	3.7

جدول ۵. مقایسه بین الگوریتم ژنتیک فازی و روش خوشه‌بندی کاهشی

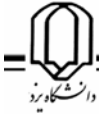
method \ data	Training data	Checking data
Genetic fuzzy algorithms	1.5	2.1
Sbtractive clustering	2.7	3.5



شکل ۵: قواعد تولید شده با به کار بردن روش الگوریتم ژنتیک پیشنهادی



شکل ۶: قواعد تولید شده با به کار بردن روش خوشه‌بندی کاهشی



References

- [1] Karacapilidis, N.I., Pappis, C.P., " Production Planning and Control in Textile Industry: A Case Study", Computers in Industry, Vol. 30, pp. 127-144, 1996.
- [2] Elmaghraby, S.E., Karnoub, R.E., " Production Control in Hybrid flowshops: An Example from Textile Manufacturing", in " The Planning and Scheduling of Production Systems" book, pp. 163-198, Chapman & Hall, New York, 2000.
- [3] Gupta J.D., " Two-stage Hybrid Flowshop Scheduling Problem", Journal of Operational research Society, Vol. 39, No. 4, pp. 359-364.
- [4] Esmaeilian, M., " Scheduling of Textile Industry Using Fuzzy Genetic Algorithms", M.Sc Thesis, 2001.
- [5] Turksen, I.B., Fazel Zarandi, M.H., Dudzic, M., " Caster Scheduling System Analysis with Fuzzy Technology", in " Scheduling Under Fuzziness", book, pp. 3-22, Springer-Verlag, New York, 2000.
- [6] Sugeno, M., Yasukawa, T., " A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 1, no. 1, pp. 7-31, 1993.
- [7] Turksen, I.B., Fazel Zarandi, M.H., " Production Planning and Scheduling: Fuzzy and Crisp Approaches", in "Practical Application of Fuzzy Technology", H. J., Zimmermann (ed.), pp. 479-529, 1999.
- [8] Fazel Zarandi, M.H., "Aggregate System Analysis for Prediction of Tardiness and Mixed Zones of Continuous Casting with Fuzzy Methodology", Ph.D. Thesis, 1998.
- [9] Krishnapuram, R., Kim, J., " Clustering Algorithms Based on Volume Criteria", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, vol. 8, no. 2, pp. 228-236, 2000.
- [10] Gustafson, E.E., Kessel, W.C., " Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix", IEEE CDC, San Diego, California, pp. 761-766, 1979.
- [11] Dumitrescu, D., Lazzerini, B., Jain, L.C., " Fuzzy Sets and Their Application to Clustering and Training", CRC Press LLC, New York, 2000.
- [12] Yager, R.R., Filev, D.P., " Essential of Fuzzy Modeling and Control", John Wiley and Sons, 1994.
- [13] Krishnakumar, K., " Micro-Genetic Algorithms for Stationary and Nonstationary Function Optimization", Proceedings of the SPIE's Intelligent Control and Adaptive Conference, pp. 289-296, 1989.