

# گزارش تکلیف پیادهسازی آزمایش اول مقاله Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification

داريوش حسنپور آده

9404184

### ۱ چکیده

در این مقاله[۱] سعی براین بوده است که مفهوم نمایش توزیعیافته قوانین فازی را ارائه دهد و در ادامه کاربردی از این مفهوم را در مسایل طبقهبندی ارائه داده است. هدف از انجام این تکلیف اشنایی با مفهوم قوانین فازی در عمل و انجام آزمایش شماره ۱ مقاله و مقایسه نتایج به دست آمده با نتایج ارائه شده در مقاله میباشد. در این مقاله ابتدا مروری بر مفاهیم اولیه مطرح شده توسط مقاله میپردازیم سپس درمورد ساختار کدهای نوشته شده صبحتی میکنیم و سپس نتایج بدست آمده از آزمایش اول مقاله را ارائه میدهیم و در نهایت به نتیجه گیری و جمع بندی می رسیم.

																										ر	ب	JU	مط	•	ىت	_رس	فه
١									•					•																٥	کید	چَ	١
۲														•														•			لمه	مق	۲
۲												•						ما	گوه	الگ	ی	بضا	ے ف	ندي	م.		ِ تة	، و	زی	, فا	نین	قوا	٣
٣																	(															طب	۴
٣					 		 	 								 						 مثلا							_		١	۴.	
۴				 	 		 			•	•					 				. 4	زنقه	ذوز	ت	ىوي	عظ	ع ج	تاب	۲	۱.۱	۴.			
۴ ۵																																	
٧																																پیا،	۵
٧					 •		 	 	•							 												_			١	۵.	
٧ ٨					 		 	 								 						قوان 	_			_					۲	۵.	
٨							 										٥بن	طبق	و د	ن ر	إنير	ز قو	ح ا,	نتاج	ست	ح ا	تاب	١	۲.	۵.			
۸ ۹					 		 	 								 													_		٣	۵.	
٩														•												Ī					مايث	آز	۶
١												•																				ج	
١									•					•																	جع	مرا	٨

#### ۲ مقدمه

برای بدست آوردن قوانین فازی برای دستهبندی الگوهای عددی شامل دو قسمت می شود:

- ١. تقسيم فضاى الگوهاى آموزشى
- ۲. ارائدی قوانینی برای هرکدام از این تقسیمبندیها

از مسایل مطرح برای استخراج قوانین فازی برای طبقهبندی کردن نمونهها تعیین این مهم که سایز هریک از این تقسیمبندیها چقدر باشد تا طبقهبند کننده با مشکل Overfitting یا Underfitting مواجه نشود؛ میباشد. زیرا که اگر سایز تقسیمبندی فضای الگوها درشت باشد قوانین تولیدی برای هر ناحیه از دقت پایینی و در نتیجه طبقه بند بدست آمده از قدرت کمتری برخوردار خواهد بود. و از سوی دیگر اگر سایز تقسیمبندی فضای الگوها کم باشد به علت زیاد شدن زیر\_فضاها به قوانین استخراج شده افزوده می شود و پیچیدگی طبقهبند افزایش می باشد به علت زیاد شدن زیر\_فضاها به قوانین استخراج شود مشکل Overfitting پیش می آید و همچنین در زمانی که طبقهبند پیچیده تر شود مشکل و مساند باعث می شود برای برخی که تعداد زیر\_فضاها زیاد است ممکن است که زیر\_فضایی نمونه ای دربر نداشته باشد باعث می شود برای برخی از نواحی قوانین تولید نشود.

برای حل مشکلات مذکور مقاله دو راه حل نام برده است یکی که مبتنی بر میزان چگالی دادهها میباشد و ایده به این صورت است که در نواحیای که دارای چگالی دادهای زیاد (که معیار می تواند تعداد دادهها یا آنتروپی دادهای باشد) هستند را به نواحی بیشتری شکسته شوند و نواحی با چگالی کم به تعداد زیر فضاهای کمتری تقسیم شوند. راه حل دیگر که راه حل ارائه شده توسط مقاله میباشد این است که نواحی به صورت تقسیم بندی فضای الگوها از تقسیم بندی درشت به ریز می تواند نتایج مطلوبی ارائه دهد زیرا که اگر در تقسیم بندی های ریز اگر برای نواحی ای قوانینی استخراج نشود حتما در تقسیم بندی درشت قوانین برای آن ناحیه بدست خواهد آمد. در ادامه به توضیح مختصری از مقاله و سپس به جزیبات پیاده سازی انجام شده می پردازیم.

# ۳ قوانین فازی و تقسیمبندی فضای الگوها

در این مقاله فضای الگوها را  $[\,\circ\,,\,1] \times [\,\circ\,,\,1] \times [\,\circ\,,\,1]$  در نظر گرفته است و این فضا را به  $L^{\Upsilon}$  زیر\_فضا تقسیم کرده است و به و هر بعد را به پارتیشنهای  $\{A_{\Upsilon}^L,A_{\Upsilon}^L,\dots,A_L^L\}$  تقسیم کرده است. حال طبق ایده ی این مقاله که تقسیم,بندی فضای الگوهای از پارتیشنهای درشت به پارتیشنهای ریز بود مقدار L با مقدار L که مقداری متغییر می,باشد و به بازه ی  $[\Upsilon,L]$  محدود می,باشد جایگزین می شود و در نتیجه ما قوانینی در به ازای پارتیشن های  $\{A_{\Upsilon}^{\Upsilon},A_{\Upsilon}^{\Upsilon}\},\{A_{\Upsilon}^{\Upsilon},A_{\Upsilon}^{\Upsilon}\},\dots,\{A_{\Lambda}^L,\dots,A_L^L\}$  های  $\{A_{\Lambda}^{\Upsilon},A_{\Upsilon}^{\Upsilon}\},\dots,\{A_{\Lambda}^L,A_{\Upsilon}^L,\dots,A_L^L\}$  بدست می آوریم که فرمت این قوانین به صورت ۸ می,باشد.

If  $x_1$  is  $A_i^K$  and  $x_2$  is  $A_j^K$  then  $x_p$  belongs to  $G_{ij}^K$  with CF =  $CF_{ij}$ , i, j = 2, 3, ..., K; K = 2, 3, ..., L (1)

Sub-Space<sup>7</sup>

### ۴ طبقهبندی الگوها با استقاده از قوانین فازی

در این قسمت به شرح مختصری از توابع عضویت مورد استفاده در مقاله و روند استخراج قوانین و استنتاج براساس آنها برای نواحی پارتیشن شده میپردازیم.

### ۱.۴ توابع عضویت

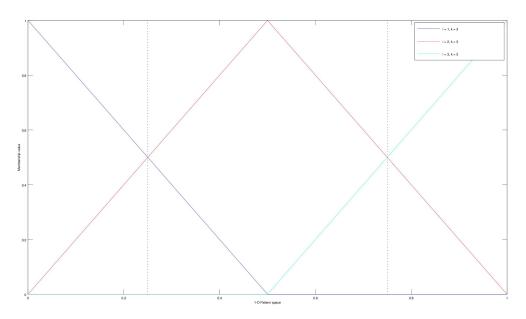
در این مقاله از ۲ نوع تابع عضویت مثلثی و ذوزنقه برای طبقهبندی الگوها استفاده شده است که در زیر به شرح و توضیح منطق عضویت هریک از آنها میپردازیم.

#### ۱.۱.۴ تابع عضویت مثلثی

رابطه تابع عضویت مثلثی مورد استفاده در ۲ آمده است.

$$\mu_i^K(x) = \max\{1 - \left| x - \frac{i-1}{k-1} \right| (k-1)\} \tag{7}$$

همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است نتیجه ی اجرای تابع عضویت مثلثی رابطه ی ۲ برای مقادیر آ(0,1) ورده شده است. منطقی که این تابع عضویت ارائه میدهد این است که هر الگویی با یک درجه ی عضویت متعلق به همه پارتیشنها میباشد حال هرچقدر الگویی نزدیک به مرز پارتشینها باشد با درجه ی عضویت نزدیکی متعلق به هردو پارتیشن همسایه میباشد.



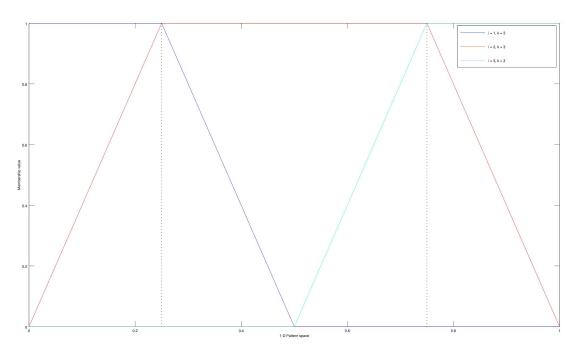
i=1,7,7 و  $K=\mathbb{R}$  و ابرای  $K=\mathbb{R}$  و شکل  $K=\mathbb{R}$  و ابرای بازه برای بازه برای بازه و شکل ا

#### ۲.۱.۴ تابع عضویت ذوزنقه

رابطه تابع عضویت ذوزنقه مورد استفاده در ۳ آمده است.

$$\mu_i^K(x) = \max\{\min\{\Upsilon - \Upsilon \left| x - \frac{i-1}{k-1} \right| (k-1), 1\}, \circ\}$$
 (\Upsilon)

همانطور که در شکل ۲ نشان داده شده است نتیجه ی اجرای تابع عضویت ذوزنقه رابطه ی ۳ برای مقادیر  $[\circ,1]$  آورده شده است. منطقی که این تابع عضویت ارائه میدهد این است که هر الگویی با درجه ی عضویت ۱ متلق به پارتیشنی که در آن هست میباشد و بایک درجه ی عضویت متعلق به دیگر پارتیشنها میباشد، بطوری که هرچقدر از پارتیشنی که متعلق به آن است دورتر شویم درجه ی عضویت آن کاهش میباید.



i=1,7,7و وزنقه برای بازهی  $[1,\circ]$  برای K=1 و تابع عضویت ذوزنقه برای بازه بازه و آ

### ۲.۴ استخراج قوانین

برای استخراج قوانین به ازای هریک از پارتیشنها میزان سازگاری نمونهها با توجه به درجه ی عضویت آن ها در آن پارتیشن برای هریک از کلاسها محاسبه می کنیم سپس هرکدام از کلاسها که میزان سازگاری بیشتری نسبت به آن پارتیشن را داشت به عنوان برچسب آن پارتیشن با یک درجه ی اطمینان درنظر می گیریم. میزان سازگاری کلاسها در روابط  $\mathfrak{p}_{G1}, \mathfrak{p}_{G1}$  و ابسته به سازگاری کلاسها در روابط  $\mathfrak{p}_{G1}, \mathfrak{p}_{G1}$  و ابسته به

دادههای آموزشی و مقدار K و پارتیشنای که در حال وارسی است(i,j)، میباشد.

$$\beta_{G } = \sum_{p \in G } \mu_i^K(x_{ \mathsf{I} p}) . \mu_j^K(x_{ \mathsf{I} p}) \tag{$\mathfrak{F}$}$$

$$\beta_{GY} = \sum_{p \in GY} \mu_i^K(x_{Yp}) \cdot \mu_j^K(x_{Yp}) \tag{\triangle}$$

حال بعد از محاسبه ی مقادیر  $\beta_{G1}$ ,  $\beta_{G2}$  به ازای هریک از پارتیشنها پارتیشنهایی که مقدار  $\beta_{G1}$  بیشتری نسبت به مقدار  $\beta_{G2}$  دارند به عنوان کلاس  $\beta_{G1}$  برچسب زده می شوند و آن پارتیشنهایی که مقدار  $\beta_{G2}$  بیشتری نسبت به مقدار  $\beta_{G3}$  دارند به عنوان کلاس  $\beta_{G1}$  برچسب زده می شوند. آن پارتیشنهایی که مقادیر  $\beta_{G1}$  برابر با  $\beta_{G2}$  می باشد را نمی توان برچسب دهی کرد. میزان درجه ی اطمینان برچسب زده شده به هریک از پارتیشنها نیز وابسته به مقادیر  $\beta_{G1}$  و  $\beta_{G2}$  می باشد که در رابطه ی  $\beta_{G3}$  آورده شده است.

$$CF_{ij}^{K} = \frac{|\beta_{GN} - \beta_{GY}|}{\beta_{GN} + \beta_{GY}} \tag{9}$$

در حالت کلی قوانین هر پارتیشن به صورت زیر بدست می آید.

If 
$$x_1p$$
 is  $A_i^K$  and  $x_2p$  is  $A_j^K$  then  $x_p$  belongs to 
$$\begin{cases} G1 & \text{if } \beta_{G1} > \beta_{G2} \\ G2 & \text{if } \beta_{G1} < \beta_{G2} \\ Noone & \text{if } \beta_{G1} = \beta_{G2} \end{cases}$$
 with CF =  $CF_{ij}^K$ .

در روابط  $^{4}$  و  $^{0}$  میتوان از عمگر  $^{0}$  استفاده کرد که آنگاه روابط  $^{0}$  و  $^{0}$  به صورت روابط  $^{0}$  و  $^{0}$  خواهند بود.

$$\beta_{GN} = \sum_{p \in GN} \mu_i^K(x_{Np}) \wedge \mu_j^K(x_{Np})$$
 (Y)

$$\beta_{G\Upsilon} = \sum_{p \in G\Upsilon} \mu_i^K(x_{\Upsilon p}) \wedge \mu_j^K(x_{\Upsilon p}) \tag{A}$$

#### ۳.۴ استنتاج و طبقهبندی

بعد از اینکه قوانین فازی که در قسمت ۲.۴ معرفی شد، استخراج شدند می توان با استفاده از قوانین استخراج شده، نمونههای جدید برچسب نشده را طبقه بندی کرد. بدین صورت که میزان سازگاری نمونه جدید را با قوانین هریک از کلاسها سنجیده و سپس برچسب نمونه را به کلاسی نسبت می دهیم که قوانین حاکم بر آن کلاس دارای بیشترین سازگاری با نمونه را دارند. میزان سازگاری قوانین کلاسهای G1,G7 به ترتیب در رواط ۹ و ۱۰ آمده است.

$$\alpha_{G1} = \max\{\mu_i^K(x_{1p}).\mu_j^K(x_{7p}).CF_{ij}^K \mid G_{ij}^K = G1; \quad i,j = 1,7,\ldots,K; \quad K = 7,7,\ldots,L\} \qquad (\P)$$

$$\alpha_{GT} = \max\{\mu_i^K(x_{1p}).\mu_i^K(x_{Tp}).CF_{ij}^K \mid G_{ij}^K = GT; \quad i, j = 1, T, \dots, K; \quad K = T, T, \dots, L\} \quad (1 \circ)$$

همانطور که در روابط ۹ و ۱۰ میبینیم درجه ی اطمینان بدست آمده از بخش استخراج قوانین در محاسبه ی میزان سازگاری نمونه با قوانین استفاده شده است و قانونی با بیشترین درجه ی اطمینان نقش بیشتری بر میزان سازگاری یک نمونه نسبت به بقیه بازی میکند.

بعد از اینکه مقادیر  $\alpha_{G1}, \alpha_{G7}$  را بدست آوردیم، نمونه با یک درجه ی اطمینان متعلق به کلاسی است که مقدار  $\alpha$  از دیگری بیشتر است. میزان درجه ی اعتبار یا اطمینان طبقه بند نیز وابسته به مقادیر  $\alpha_{G_i}$  می باشد. بطوری که هرقدر میزان سازگاری قوانین کلاسها با یک نمونه دارای اختلاف بیشتری باشند، با اطمینان بیشتری می توانیم طبقه بندی کنیم. به عبارت دیگر:

The new unseen input 
$$x_p$$
 belongs to 
$$\begin{cases} G1 & \text{if } \alpha_{G1} > \alpha_{G2} \\ G2 & \text{if } \alpha_{G1} < \alpha_{G2} \\ Noone & \text{if } \alpha_{G1} = \alpha_{G2} \end{cases}$$
 with grade of support  $|\alpha_{G1} - \alpha_{G2}|$ .

برای زمانی که برای استخراج قوانین از عمگر min استفاده شده باشد باید برای محاسبهی روابط ۹ و ۱۰ که عمگر ضرب استفاده شده بود از عمگر کمینه استفاده شود. در این صورت باید از روابط ۱۱ و ۱۲ بجای ۹ و ۱۰ استفاده کنیم.

$$\alpha_{G1} = \max\{ [\mu_i^K(x_{1p}) \land \mu_j^K(x_{7p})] . CF_{ij}^K \mid G_{ij}^K = G1; \ i, j = 1, 7, \dots, K; \ K = 7, 7, \dots, L\} \ (11)$$

$$\alpha_{GY} = \max\{ [\mu_i^K(x_{Yp}) \land \mu_j^K(x_{Yp})] . CF_{ij}^K \mid G_{ij}^K = GY; \ i, j = 1, Y, \dots, K; \ K = Y, Y, \dots, L\} \ (YY) \mid G_{ij}^K(x_{Yp}) \mid G_{i$$

نحوه ی استنتاج از مقادیر روابط ۱۱ و ۱۲ همانند روند استنتاجی که در مورد روابط ۹ و ۱۰ معرفی شد می باشد.

### ۵ ییادهسازی مقاله

در پیاده سازی انجام شده توابع در حالت کلی به ۳ دسته تقسیم می شوند – قسمتی برای استخراج قوانین فازی و قسمتی برای استنتاج از قوانین بدست آمده در بخش قبل و دسته ای از توابع ابزاری ۲ که در هر دوقسمت قبلی مورد استفاده قرار می گیرند. که هر یک از این بخش ها به ترتیب در زیر توضیح داده می شود.

# ۱.۵ استخراج قوانین

### ١.١.٥ تابع استخراج قوانين

تابع gen\_rules تنها تابعی که برای استخراج قوانین مورد استفاده قرار میگیرد تابع (.)gen\_rules میباشد. که این تابع ۷ عدد ورودی میگیرد که در جدول ۱ شرح داده شدهاند.

Argument	Type	Comment
l_max	Integer	The maximum L value to partion the patterns' space
x1	float	The patterns' first demintions' value
x2	float	The patterns' first demintions' value
func	function	The classify function(The problems 17)
mf_func	function	The membership function(triangular or trapezoid)
mf_opt	function	The operation function for membership-values arithmetic(product or min)
apply_cf	boolean	Indicator that if applying CF is in effect or not?(true or false)

Table1: function rules = gen\_rules(l\_max,x1,x2, func, mf\_func,mf\_opr,apply\_cf)

خروجی تابع (.) $rac{1}{2}$  function rules = gen\_rules (.) خروجی تابع (.) $rac{1}{2}$  function rules = gen\_rules (.) میباشد که شرح هرکدام از المانهای قانون در جدول ۲ آمده است.

Label	Type	Comment
k	integer	The $K$ value that rule has been generated within
i	integer	The region number in first dimension
j	integer	The region number in second dimension
g	[1 or 2]	The class number
cf	float	The confidence level of rule

Table2: Description of generated rule's format

Utility Functions Numerical

### ۲.۵ استنتاج از قوانین

#### ۱.۲.۵ تابع استنتاج از قوانین و طبقهبند

تابع classifier تنها تابعی که مسئولیت طبقهبندی دادهها را دارد این تابع میباشد و دارای ۵ عدد ورودی میباشد که در جدول ۳ شرح داده شدهاند.

Argument	Type	Comment
rules	Integer	The generated rules
xp	Matrix	The un-classified patterns
mf_func	function	The membership function(triangular or trapezoid)
mf_opt	function	The operation function for membership-values arithmetic(product or min)
apply_cf	boolean	Indicator that if applying CF is in effect or not?(true or false)

Table3: function z = classifier (rules, xp, mf\_func,mf\_opr,apply\_cf)

خروجی تابع (.)  $\frac{1}{2}$  function z = classifier (.) ماتریس کلاسی میباشد هر سطر این ماتریس متناظر با یک سطر از ماتریس الگوهای ورودی تابع میباشند و فرمت هر سطر به صورت  $[g\ cf]$  میباشد که سرح هرکدام از المانها در جدول  $[g\ cf]$  آمده است.

Label	Type	Comment
g	[1 or 2]	The class number
cf	float	The confidence level of classification

Table4: Description of classification's output's format

# ۳.۵ توابع ابزار*ی*

توابع ابزاری بیشتر برای کارهای ابتدایی مانند تولید نمونه و توابع عضویت و ... میباشند که از درجه اهمیت کمتری نسبت به توابع ذکر شده برخور دارند که بجز تابع راهانداز $^{0}[(\cdot)]^{0}$  فقط به نامبردن و ذکر هدف دیگر توابع ابزاری بسنده میکنیم.

از میان توابع جدول ۵ تابع راهانداز که وظیفهی راهاندازی پروژه و انجام عملیات تولید قوانین فازی و تست قوانین و چاپ نتایج حاصل از تست دارد به عهده دارد نیاز به توضیح بیشتری راجع به فازهای اجرایی خود دارد.

Bootstrapper<sup>∆</sup>

Function	Retune Type	Comment						
frpc	void	The bootstrapper (to be explained).						
gen_data	Matrix	Generates random data in $[0,1] \times [0,1]$ pattern space						
		with uniform distribution.						
value2class	[1 or 2]	Converts its input values into 2 class-type [1 or 2].						
mf_trapezoid	float	The trapeziod membership function.						
mf_triangular	float	The triangular membership function.						
print_rules	void	Prints the passed rules in maner of a nice verbal for-						
		mat.						
print_classification_res	void	Prints the classification results in maner of a nice						
		verbal format.						

Table5: List of utility functions

#### ۱.۳.۵ تابع راهانداز

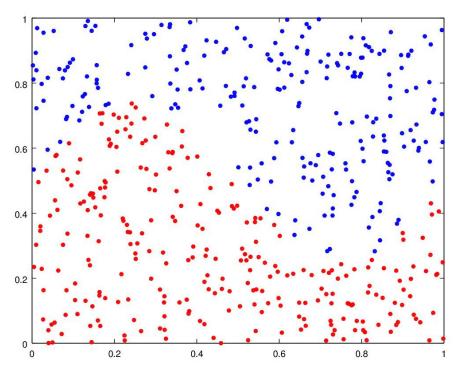
تابع frpc به عنوان ورودی یک مقدار  $l_max$  دریافت می کند که مقدار پیش فرض این ورودی  $l_max$  باشد. سپس با یکی از توابع مسائل  $l_max$  که در اینجا تابع مسالهی  $l_max$  مورد استفاده قرار گرفته شده است. سپس برای انجام آزمایشات یک داده ی تست به صورت تصادفی تولید شده است که همه آزمایشات روی یک داده تست انجام شده باشند که تنایج آزمایشات قابل مقایسه با یک دیگر باشند.

طبق جدول ۱ مقاله که از دو تیپ\_تعدادی داده ی آموزشی برای تولید قوانین استفاده کرده است، که به صورت یک داده ی آموزشی ۴۰ تایی و یک داده ی آموزشی ۱۰۰ تایی و در هردوی اینها تعداد دادههای تست ۱۰۰ عدد هستند. بدین منظور بنده نیز ۲ دسته ۴۰ تایی و ۱۰۰ تایی به عنوان داده ی آموزشی در داخل یک حلقه تولید میکنم. سپس به ازای هر داده آموزشی ۶ تست مطرح در جدول شماره ی ۱ مقاله را در داخل حلقه دوم اجرا میکنم که مقادیر متغییرهای در تست از تابع get\_opt که وابسته به شماره تست (که شماره تست ها متناسب با تست های جدول ۱ در نظر گرفته شده اند.) می باشد. سپس با استفاده از داده آموزشی قوانین فازی استخراج شده و سپس قوانین بروی داده ی تست آزموده می شود و سپس نتایج تست چاپ می شوند.

## ۶ آزمایش اول

جدول ۶ میانگین مساله ی یک مقاله که در رابطه ی ۱۳ آورده شده است. فضای الگوی  $[\, ,\, \, ]\, \times [\, ,\, \, \, ]$ 

$$f_1(x) = -\frac{1}{4}\sin(2\pi x_1) + x_2 - 0.5 \tag{13}$$



شکل T: نمایش افراز فضای الگو  $[0,1] \times [0,1]$  به دو بخش مثبت (کلاس 1-1 نقاط آبی) و منفی (کلاس 1-1 نقاط قرمز) توسط تابع مساله ی 1-1

جدول ۶ نتایج چندین اجرای الگوریتم بروی مسالهی ۱ مقاله میباشد.

				The nun	nber of	The nun	nber of		
				patterns	= 40	patterns = 100			
Test#	Shape of fuzzy set	Type of operator	Grade of certainty	Currect	Unclass	Currect	Unclass		
1	Triangular	Product	With CF	95.53	0.0	93.24	0.0		
2	Trapezoid	Product	With CF	96.23	0.0	95.32	0.6		
3	Triangular	Product	Without CF	94.32	0.0	93.0	0.0		
4	Trapezoid	Product	Without CF	69.15	31.0	63.33	36.33		
5	Triangular	Min	With CF	95.97	0.0	94.10	0		
6	Triangular	Min	Without CF	93.45	0.0	91.0	0		

Table6: Average rates of correctly classified patterns and unclassified patterns

# ۷ جمع بندی و نتیجه گیری

با توجه به نتایج جدول ۶ مشاهده می شود پیاده سازی بنده به جز در تست شماره ی ۴ (تست با تابع عضویت ذورنقه، اوپراتور ضرب و بدون درجه ی اطمینان) در مابقی تستها نتایجی بهتر از نتایج مقاله گرفته است، یک دلیل که چرا ممکن است ظاهرا نتیجه ی بهتر حاصل شده است این می تواند باشد که این نتایج حاصل از اعمال الگوریتم فقط و فقط روی مساله شماره ۱ مقاله می باشد و دیگر مسائل در نظر گرفته نشده است. ولی به قطع میتوان گفت که پیاده سازی انجام شده هم ارز پیاده سازی مقاله می باشد. ولی علت اینکه چرا تست شماره ی ۴ با اختلاف زیاد هم نسبت به دیگر نتایج حاصل از پیاده سازی بنده و هم نسبت به نتایج گزارش شده مقاله کمتر است را نمیدانم، چندین بار کدها را بررسی کردم ولی علت امر برایم آشکار نشد. از آنجایی که کدها بسیار ساخت یافته نوشته شده انده اند و هنگام پیاده سازی از تکنیک PDR۷ پیروی شده است، نمی توان گفت شاید الگوریتم نوشته شده دارای اشتباه بوده است؛ چون در این صورت نتایج دیگر تستها نیز خراب می شد. به هر حال علت اینکه چرا همه دارای اشتباه بوده است؛ بهتر از مقاله دادند و فقط تست شماره ۴ نتیجه ای بدتر داده است برایم معما باقی ماند.

# ۸ مراجع

[1] H.Ishibuchi, K.Nozaki, and H.Tanaka. Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification. *Fuzzy Sets Syst.*, 59, 1993.

Don't Repeat Yourself\*