



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

# ارتباطات غیردقیق زمانی و سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری

## چکیده

در سال های اخیر، گسترش سریع و تهاجمی سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری، هوش مصنوعی و داده کاوی در لوازم الکترونیکی مصرفی و زندگی روزمره به طور کلی چشمگیر بوده است. حوزه هایی مانند UX، ادغام چنین فن آوری هایی به صورت نرم افزار و سخت افزار را تسهیل نموده اند، اما پردازش پشتیبان هنوز بر پایه مبانی باینری است. این مقاله با توجه به مفهوم طبیعی تخمین، روشی را برای استخراج ارتباطات زمانی غیردقیق در میان رویدادها در جریانهای داده توضیح می دهد. این نوع تحلیل ارتباط احتمالاً منجر به سیستم های پشتیبان تصمیم گیری عملی تر و معقول تر خواهد شد.

**کلیدواژگان:** تحلیل ارتباط، داده کاوی زمانی، ارتباطات زمانی غیردقیق، مجموعه های فازی

## ۱. مقدمه

در حالیکه داده کاوی، سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری و هوش مصنوعی به سرعت در حال ورود به فناوری های جریان اصلی هستند، ما باید طبیعت انسانی که در ذات افراد وجود دارد را در نظر بگیریم. علاقه اخیر به حوزه تجربه کاربر (UX) یک نمایش مهم از این مقوله است که نیاز به نرم افزار و سخت افزار به راحتی و به سرعت باید توسط کاربران قابل فهم شود. در حالیکه رابط کاربری تنها یک فیلتر میان یک کاربر بسیار ذهنی و یک سری از الگوریتم های بسیار حقیقی میانجی می کند، ما همچنین نیاز به شناسایی راه هایی داریم که درک و در نظر گرفتن مفهوم بی دقتی انسان در فرایندها را میسر سازد.

باید در نظر داشت که ماهیت انسانی فقط یک مفهوم نیست که قابل کاربرد برای رابط های کاربر باشد، بلکه برای فرآیندهای تقویت کننده سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری نیز اعمال می شود. ماهیت مبهم و غالباً غیردقیق انسانها، عنصری اساسی است که باید در پشت صحنه نرم افزار تحلیلی نیز مورد توجه قرار گیرد. به ویژه، ما باید

ماهیت دلخواه متغیرهای زبانشناختی و معیارها ۱۲ را در نظر بگیرید، از جمله: "افراد چترهای بیشتری را خریداری می کنند، زمانی که هوا بسیار ابری است"، و ارتباطات زمانی ۲، مانند "فروش لباس های تیم فوتبال در روزهای بعد از پیروزی تیم." نیاز به یک مدل استدلال انعطاف پذیرتر زمانی بیشتر جلوه می کند که دو مفهوم را با هم قرار می دهیم، مثلاً زمانی که ما به یک دوست هشدار می دهیم که "ترافیک در مدت کوتاهی پس از شروع باران بسیار شدید می شود، حتی اگر فقط یک باران سبک باشد."

این مقاله یک رویکرد عملی برای ایجاد یک سیستم تحلیل ارتباطی ارائه می دهد که منجر به مجموعه ای معنی دارتر و عملی تر از توصیه ها می شود. ماهیت کارگاه آموزشی-محور محل ارائه این مقاله، فرصتی عالی برای کشف کارهای درونی این روش تحلیل و همچنین برخی از مفاهیم اساسی که بر اساس آن است، ارائه می دهد.

## ۲. اطلاعات سابقه و هدف

فرآیند تصمیم گیری را نمی توان از بی دقتی و نیز زمانی بودن ایزوله کرد، با توجه به این که وظیفه اصلی سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری، خلاصه سازی موثر وضعیت هایی که موجب اقدامات می شوند. ۳. حتی اگر زمان، کلاسیک ترین بعد تک متغیره مرتبط با تشخیص-عمل ۱۶ باشد، می توانیم از سطوح مختلف برای مطالعه چگونگی ارتباط حوادث استفاده کنیم ۶. با ترکیب این مفاهیم با ماهیت اساسی تئوری مجموعه فازی اعمال شده برای تحلیل ارتباط ۵، می توانیم یک موتور قدرتمند برای سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری ایجاد کنیم.

### ۲.۱ تحلیل ارتباط

یکی از الگوریتم های اصلی داده کاوی، در جستجوی ارتباط های غالب در معاملات تجاری متفاوت است ۱. نام آن، تحلیل سبد-بازار، با نگاه کردن به مجموعه ای از موارد اسکن شده در چک کردن، از هدف شناسایی که محصولات غالباً خریداری شده در فروشگاه مواد غذایی نشات می گیرد.

ارتباطات تولیدشده از طریق این الگوریتم به شکل یک پیام هستند:  $A \Rightarrow B$ . فرض  $A$  نشان دهنده مجموعه ای از موارد است که باعث خرید مجموعه اقلام ارائه شده توسط نتیجه  $B$  می شود. هر دوی  $A$  و  $B$  ممکن است شامل تنها یک مورد باشند و یا ممکن است شامل چندین مورد باشند. یک ارتباط به صورت زیر است:

$$\{PeanutButter, Bread\} \Rightarrow \{Jelly\}.$$

همانطور که افراد مختلف ممکن است مجموعه موارد مختلفی را خریداری کنند، و هر کسی که کره و نان بادام زمینی را خریداری می کند، ممکن است ژله را نیز خریداری کند، ارتباط ها باید دارای معیارهایی باشند که میزان ارتباط آنها را تعیین کند. دو معیار اصلی، پشتیبانی و اعتماد است. یک معیار سوم، افزایش است، اما ما در این مقاله به آن نخواهیم پرداخت.

پشتیبانی نشان دهنده استحکام ارتباط بین تمام ارتباط های شناسایی شده در این تحلیل است. مقدار به روش زیر محاسبه می شود:

$$Sup_{(A \Rightarrow B)} = \frac{\sigma(A \Rightarrow B)}{N} \quad (1)$$

که در آن  $\sigma(A \Rightarrow B)$  نشاندهنده شمارش پشتیبان یا تعداد رخ دادهای  $A \Rightarrow B$  در میان تمام ارتباطات، تقسیم بر تعداد تمام ارتباطات شناسایی شده است.

دومین معیار، اعتماد، قابلیت اطمینان ارتباط شناسایی شده روی تمام ارتباطات دیگر را که شامل یک مجموعه موارد می شوند مشخص می کند. این معیار به شیوه زیر محاسبه می شود:

$$Conf_{(A \Rightarrow B)} = \frac{\sigma(A \Rightarrow B)}{\sigma(A)} \quad (2)$$

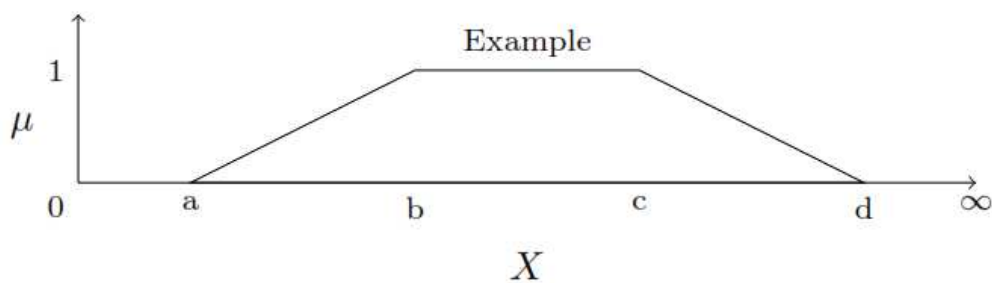
در حالیکه صورت کسر، شمارش نمونه های ارتباط است، و مخرج کسر، تعداد کل ارتباط هایی است که در یک فرضیه گنجانده شده است، مثلاً هر دو کره بادام زمینی و نان، خواه مشتری ژله را خریداری کرده باشد یا نباشد. هر دو معیار یک نتیجه را در دامنه  $[0, 1]$  می دهند.

## ۲,۲ مجموعه های فازی

محدوده محاسبه اغلب با دقت و بویژه با دوگانگی غلط / درست مرتبط است که در هسته این حوزه قرار دارد. این مفهوم به راحتی توسط مرزهای سخت و کنترل ها پیاده سازی می شود، از جمله اینکه آیا یک عدد بزرگتر از دیگری است یا خیر، و آیا پایه کلاسیک یا Cantorian تئوری مجموعه ها قرار دارد یا خیر. لحظه ای که محاسبات را برای

زندگی واقعی اعمال می کنیم، ضرورت پیاده سازی راه حل هایی را می یابیم که ابهام را از لحاظ طبقه بندی در نظر می گیرند، یا حداقل امکان برچسب گذاری یک رویداد مشابه در چندین راه وجود دارد. مفهوم مجموعه های فازی، تئوری مجموعه کلاسیک را برای این عدم قطعیت گسترش می دهد.

اگر چه می توانیم توابع عضویت از چندین نوع را داشته باشیم، در این کار فقط از مجموعه های ذوزنقه ای استفاده خواهیم کرد، که فواصل فازی نیز نامیده می شوند. هر مجموعه با یک تابع عضویت مرتبط است، که در معادله ۳ نشان داده شده است.



شکل ۱. نمونه ای از یک مجموعه فازی ذوزنقه ای که بازه فازی نیز نامیده می شود

$$\mu_{Example}(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c < x \leq d \\ 0, & x > d \end{cases} \quad (3)$$

که در آن  $a, b, c,$  و  $d$  نشاندهنده نقاطی است که یک بازه فازی را تشکیل می دهند که در شکل ۱ نشان داده شده است.

این مجموعه برای منسوب نمودن یک متغیر زبانی برای مقادیر پیوسته استفاده خواهد شد. به طور مثال، یک مقدار

برای  $a - 1$  یا  $d + 1$  به مجموعه فازی Example متعلق نخواهد بود. در عوض مقادیر بین  $b$  و  $c$  دارای

عضویت کامل ( $\mu = 1$ ) خواهد بود. یک مقدار  $x = a + ((b - a)/2)$  دارای یک مقدار عضویت

خواهد بود. به منظور تسهیل بررسی، ما به A به عنوان هر لحظه از X اشاره خواهیم کرد که متعلق به جریان A و به وزن عضویت مرتبط با آن متغیر زبانی به عنوان  $\mu_A$  است. این مورد برای جریان

های B و C و نیز رابطه زمانی  $\Delta T$  انجام خواهد شد.

### ۳. جستجو برای ارتباط های زمانی غیردقیق

الگوریتم مورد بحث در این مقاله به دو جنبه متفاوت مربوط به تحلیل ارتباط اشاره دارد. اول از همه، ما یک رابطه زمانی بین رویدادهای در حال تحریک و پیامد لحاظ می کنیم، سپس بی دقتی را با استفاده از مجموعه های فازی در نظر می گیریم. این کار به طور رسمی توسط Sudkamp14 توصیف شده است و پیاده سازی اولیه توسط نویسندگان و دیگران ۱۵ بار منتشر شده است.

به طور مشابه با تحلیل ارتباط، ارتباط های تولید شده توسط این روش شامل یک فرض می شود که می توانیم مجموعه ای از عوامل را و یک نتیجه گیری را بگیریم. مجموعه موارد تحریک در حال حاضر شامل دو رویداد می شود و مجموعه موارد نتیجه شامل رابطه زمانی و همچنین رویدادی می شود که با محرک ها مرتبط است. در زیر

یک مثال از رابطه بیان شده است:  $\{A, B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}$ .

وقایع A، B و C، متغیرهای زبانی محاسبه شده با استفاده از فرایند توضیح داده شده در بخش ۲،۲ هستند و  $\Delta T$  نیز یک متغیر زبانی است و نشان دهنده زمان سپری شده بین مجموعه موارد تحریک و رویداد C است. یک مثال دقیق در بخش ۳،۱ به فرایند گذر از یک جریان داده به مجموعه ای از ارتباطات زمانی غیردقیق و درخت تصمیم گیری مربوطه خواهد پرداخت

از آنجایی که ما در حال کار با مجموعه های فازی هستیم، هر ارتباط را نمیتوان به عنوان یک نمونه واحد شمرد. عضویت جزئی هر مقدار به بیش از یک مجموعه منجر به نتایج با وزنه های نادرست خواهد شد. به همین دلیل، هر ارتباط حامل یک وزن محاسبه شده به روش زیر خواهد بود:

$$W_{\{A,B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}} = \mu_A \cdot \mu_B \cdot \mu_{\Delta T} \cdot \mu_C \quad (4)$$

در نتیجه معیارهای حمایت و اعتماد باید برای در نظر گرفتن عضویت های جزئی رویدادهای مختلف تنظیم شوند. پشتیبانی به روش زیر محاسبه می شود:

$$Sup_{\{A,B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}} = \frac{W_{\{A,B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}}}{W_{\{*\}}} \quad (5)$$

که در آن صورت کسر، وزن کلی تمام ارتباطات  $\{A, B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}$  تقسیم بر وزن ترکیبی تمام ارتباطات  $W_{\{*\}}$  است. با مقایسه این روش برای محاسبه پشتیبانی برای روش سنتی گزارش شده در بخش ۲،۲، باید خاطرنشان کنیم که N می تواند برابر با  $W_{\{*\}}$  باشد، اما ممکن است متفاوت نیز باشد. این وابسته به توابع عضویت است که برای طبقه بندی رویدادهای جریان و نیز هر آستانه حداقل استفاده می شوند که بررسی کنندگان برای سطوح پشتیبان و اعتماد تنظیم می کنند.

اعتماد، دومین معیار است که با استفاده از معادله زیر محاسبه می شود:

$$Conf_{\{A,B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}} = \frac{W_{\{A,B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}}}{W_{\{A,B\}}} \quad (6)$$

جایی که صورت کسر، وزن تمام ارتباطات  $\{A, B\} \Rightarrow \{\Delta T, C\}$  است و مخرج کسر، وزن تمام ارتباطات هابی است که  $\{A, B\}$  به عنوان مجموعه موارد تحریک دارد.

### ۳،۱ مثال

به منظور نشان دادن بهتر این فرایند، ما یک مثال را در نظر می گیریم که هر عنصر را که تاکنون مورد بحث قرار گرفته است، استفاده می کنیم. ما از یک مجموعه عام از سه جریان شروع می کنیم، همانطور که در جدول ۱ گزارش شده است.

جدول ۱. جریان های داده های نمونه

نشانه زمانی	جریان ۱	جریان ۲	جریان ۳
0	2	-	-
3	-	8	-
7	-	-	10.5
13	-	-	15
1000	7	-	-
1003	-	2	-
1013	-	-	7

هر رویداد جریان با یک نشانه زمانی مرتبط است، به طوری که می توانیم یک رابطه زمانی بین هر دو رویداد ایجاد کنیم. این زمانی مفید خواهد بود که ما تعیین می کنیم که آیا یک جفت رخ داده‌های محرک رخ داده است یا خیر. آیا نتیجه ممکن است به مجموعه ای از رویدادهای منجر شود. جریانها حاوی مقادیر مستمر هستند که با یک اندازه کلی از حجم همراه هستند و نشانه زمانی، یک واحد عام زمانی را نشان می دهد.

در این مثال، پنجره بین حوادث تحریک، حداکثر ۱۰ واحد زمانی خواهد بود که بدان معنی است که اگر رویداد در جریان ۱ در زمان  $T$  اتفاق بیافتد، ما یک مجموعه ای از رویدادهای تحریک را فقط در صورتی خواهیم داشت که یک رویداد در جریان ۲ بین زمان  $T$  و  $T + 10$  رخ دهد. هنگامی که مجموعه ای از محرک ها شناسایی می شوند، جریان ۳ را برای یک نتیجه ارزیابی خواهیم کرد. در این مورد، پنجره بین محرک ها و نتیجه نیز دارای ۱۰ واحد زمانی است.

جدول ۲. ارتباطات عددی تولیدشده از تحلیل جریان داده ها

شناسه ارتباط	تحریک ۱	تحریک ۲	$\Delta T$	نتیجه
$num_1$	2	8	4	10.5
$num_2$	2	8	10	15
$num_3$	7	2	10	7

جریان های داده ها در بالا، در رابطه با محدودیت های پنجره زمانی، منجر به شناسایی سه ارتباط عددی می شود که در جدول ۲ گزارش شده است.



گام بعدی شامل دسته بندی وقایع ارائه شده توسط مقادیر پیوسته به صورت متغیرهای زبانی می شود. برای انجام این کار، ما باید از مجموعه های فازی استفاده کنیم. مرزهای بازه های فازی مورد استفاده برای اختصاص دادن متغیرهای زبانی به داده های جریان و همچنین روابط زمانی در جدول ۳ گزارش شده است. ما تنها مقادیر مربوط به بازه فازی را گزارش می کنیم که می تواند در رابطه با معادله ۳ برای شناسایی متغیر زبانی (نام مجموعه) و محاسبه ارزش عضویت مربوطه استفاده شود.

سپس ارتباطات عددی گزارش شده در جدول ۲ به صورت ارتباط های فازی گزارش شده در جدول ۴ تبدیل خواهد شد. یکی از اولین چیزهایی که می توانیم متوجه آن شویم اینست که تعداد ارتباط ها در حال حاضر بیشتر است. این بدان دلیل است که همه ارتباطهای عددی، شامل مقادیری نیستند که منحصراً متعلق به یک مجموعه فازی باشند. در مورد ارتباط num1 در جدول ۲، می توانیم ببینیم که مقدار مرتبط با جریان ۳، ۵، ۱۰ است که گزارش می کند  $\mu_{LargeVolume} = 0.5$  و  $\mu_{MediumVolume} = 0.5$ . این محاسبه به صورت دو مجموعه متفاوت برای رویداد

نتیجه منجر به ارتباط های  $fuz_1$  و  $fuz_2$  در جدول ۴ می شود.

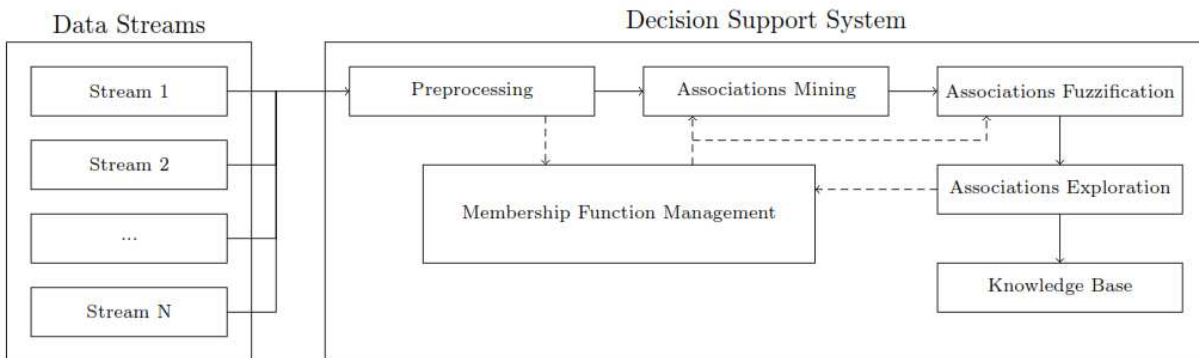
جدول ۳. مرزها برای بازه های فازی مورد استفاده برای طبقه بندی عناصر ارتباط های موقتی

نوع	نام مجموعه	a	b	c	D
جریان های داده ها	حجم کم	0	0	3	6
	حجم متوسط	3	6	9	12
	حجم بزرگ	9	12	15	15
ارتباط های موقتی	فورا بعد از	0	0	1	3
	زمان کوتاهی بعد از	1	3	5	7
	زمان طولانی بعد از	5	7	10	10

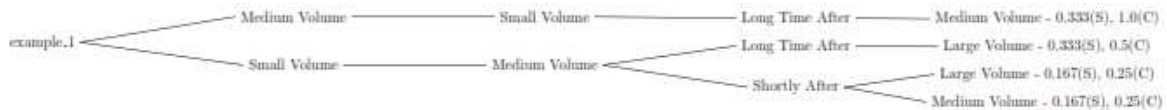
جدول ۴. ارتباط های فازی تولیدشده از طبقه بندی ارتباط های عددی از طریق مجموعه های فازی

اعتماد	پشتیبانی	وزن	نتیجه	$\Delta T$	تحریک ۲	تحریک ۱	شناسه
--------	----------	-----	-------	------------	---------	---------	-------

ارتباط							
$fuz_1$	کم	متوسط	مدت کوتاهی بعد از	متوسط	0.5	$0.1\bar{6}$	0.25
					0.5	$0.1\bar{6}$	0.25
					1.0	$0.\bar{3}$	0.5
$fuz_2$	کم	متوسط	مدت کوتاهی بعد از	بزرگ	1.0	$0.\bar{3}$	1.0
$fuz_3$	کم	متوسط	مدت زمانی طولانی بعد از	بزرگ			
$fuz_4$	متوسط	کم	مدت زمانی طولانی بعد از	متوسط			



شکل ۲. جریان کاری برای شناسایی ارتباط های زمان غیردقیق



شکل ۳. درخت تصمیم تولیدشده از ارتباط های آزاد

#### ۴. کاربرد برای سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری

فرایند استخراج ارتباط های زمانی غیردقیق شبیه به اکثر فرآیندهای داده کاوی مشابه است. فرآیند مورد استفاده توسط این روش در شکل ۲ گزارش شده است. خطوط توپر در شکل نشان دهنده جریان داده ها بین فرآیندها هستند، در حالی که خطوط نقطه نقطه نشان دهنده تاثیرات بین فرایندها. ماهیت تکراری شناسایی و اصلاح توابع عضویت، فرایند اصلی است که بی دقتی مربوط به هر ارتباط کشف شده را تنظیم می کند. ایجاد توابع عضویت می تواند به اندازه ساده حدس زدن سازده باشد، یا می تواند به اندازه استفاده از شیوه های هوشمندانه و دقیق پیچیده باشد ۱۳.

پایگاه دانش می تواند اشکال بسیاری را در نظر بگیرد، اما نماینده ترین مفاهیم که ما در زمینه سیستم های پشتیبانی تصمیم گیری پیدا کرده ایم، از درخت های تصمیم گیری الهام گرفته شده است. انجمن های گزارش شده در جدول ۴ به راحتی می توانند به یک درخت تصمیم گیری تبدیل شوند، همانطور که در شکل ۳ گزارش شده است.

این ارائه، یک طرح بسیار بصری دارد که به تصمیم گیرندگان در این فرایند کمک می کند. گره های برگ نیز پشتیبانی (معادله ۵) و اعتماد (معادله ۶) را برای تسهیل مصرف نتایج این الگوریتم گزارش می دهند. درخت حاصل میتواند با درختان ۷-Frequent-Pattern (FP)، که قبلا در داده کاوی ۱۱ استفاده شده است مقایسه شود.

#### ۵. نتیجه گیری و کار آینده

متن مورد بحث در این مقاله، خواننده را از طریق مبانی و مفاهیم پایه ای که با کاوش ارتباطات زمانی غیردقیق در جریان داده ها مرتبط می باشند، هدایت می کنند. ادغام این تحلیل در فرآیند تصمیم گیری، به خصوص با توجه به حجم و ماهیت داده های امروز، و همچنین اهمیت آن در زمینه عملی سازی سریع و موثر یافته ها ضروری است. کار شرح داده شده در این مقاله، ارتباط آن در حوزه های دارو و انرژی را نشان می دهد و یافته ها در آینده منتشر خواهند شد.

گام های بعدی برای این تحقیق بر بهبود الگوریتمی تمرکز دارد. به طور خاص، این سیستم در حال حاضر به تعداد جریان هایی که برای مجموعه های فعالسازی و برای نتیجه به ۲ پردازش میکند، محدود میشود. به منظور گسترش الگوریتم های تحلیل ارتباط کلاسیک، این سیستم همچنین باید مجموعه اقلام را یک یا چند جریان برای هر یک از تحریک ها و یا نتیجه ها قرار دهد.

با توجه به ماهیت تحلیل جریان پیوسته، تعداد ارتباطات بالقوه قابل توجه است و زمان اجرا برای سیستم می تواند کاملاً خسته کننده باشد. افزایش تدریجی تعداد جریان ها برای تحلیل باید با یک اجرای خاص همراه شود که باید شامل پردازش توزیع شده و موازی باشد. در حال حاضر سیستم بر روی یک گره تک کار می کند و کار را در میان چند پردازنده توزیع نمی کند. توزیع پردازش در فاز کاوش ارتباطات، به طور قابل توجهی توانایی های این سیستم را افزایش خواهد دهد.

در نهایت، فرایند شناسایی توابع عضویت در حال حاضر توسط دانش دامنه و روش های تجربی هدایت می شود. اگرچه این رویکرد ممکن است مناسب باشد، ما روش های دیگر شناسایی توابع عضویت معنی دار را از طریق روش های آماری و کاربرد هوش مصنوعی به کار خواهیم گرفت.

## References

1. Agrawal R, Srikant R. Fast algorithms for mining association rules. *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Databases (VLDB)* 1994; **1215**, 487–499.
2. Ale JM, Rossi GH. An approach to discovering temporal association rules. *Proceedings of the 2000 ACM Symposium on Applied Computing* (2000); 294–300.
3. Aronson JE, Liang TP, Turban E. *Decision support systems and intelligent systems*. New Jersey: Prentice Hall; 2005.
4. Barthélemy JP, Bisdorff R, Coppin G. Human centered processes and decision support systems. *European Journal of Operational Research* 2002; **136**(2), 233–252.
5. Chen YL, Weng CH. Mining fuzzy association rules from questionnaire data. *Knowledge-Based Systems* 2009; **22**(1), 46–56.
6. Ghorbani M, Abessi M. A new methodology for mining frequent itemsets on temporal data. *IEEE Transactions on Engineering Management* 2017; **64**(4), 566–573.
7. Han J, Pei J, Yin Y. Mining frequent patterns without candidate generation. *ACM SIGMOD Record* 2000; **29**(2), 1–12.
8. Hassenzahl M, Tractinsky N. User experience—a research agenda. *Behaviour & information technology* 2006; **25**(2), 91–97.
9. Klir G, Yuan B. *Fuzzy sets and fuzzy logic*. New Jersey: Prentice Hall; 1995.
10. Kurgan LA, Musilek P. A survey of Knowledge Discovery and Data Mining process models. *The Knowledge Engineering Review* 2006; **21**(1), 1–24.
11. Lin CW, Hong TP, Lu WH. Linguistic data mining with fuzzy FP-trees. *Expert Systems with Applications* 2010; **37**(6), 4560–4567.
12. Martínez L, Ruan D, Herrera F. Computing with words in decision support systems: an overview on models and applications. *International Journal of Computational Intelligence Systems* 2010; **3**(4), 382–395.
13. Medasani S, Kim Jm Krishnapuram R. An overview of membership function generation techniques for pattern recognition. *International Journal of Approximate Reasoning* 1998; **19**(3–4), 391–417.
14. Sudkamp T. Examples, counterexamples, and measuring fuzzy associations. *Fuzzy Sets and Systems* 2005; **149**(1), 57–71.
15. Vincenti G, Hammell RJ, Trajkovski G. Data mining for imprecise temporal associations. *Proceedings of the 6th International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing* 2005; 76–81.
16. Yamato J, Ohya J, Ishii K. Recognizing human action in time-sequential images using Hidden Markov Model. *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition* 1992; 379–385.
17. Zadeh LA. Fuzzy sets. *Information and Control* 1965; **8**(3): 338–353.
18. Zadeh LA. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences* 1975; **8**(3), 199–249.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی