

# طراحی یک سیستم فازی مبتنی بر قانون برای تشخیص احساسات در توییت

زهره جناب زاده

<sup>1</sup>بخش مهندسی و علوم کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، baharjbz@gmail.com

**چکیده** - داده های تولید شده توسط افراد در شبکه های اجتماعی، حاوی اطلاعات بسیار مهمی است که با استناد به آنها سازمانها و شرکت ها می توانند محصولات و خدمات جدید ارائه دهند و یا راهکارهای خود را اصلاح کنند تا در جهت تامین رضایت کاربران و افزایش امکان نیل به اهداف خود گام بردارند. از یک طرف حجم بالای اطلاعات متنی تولید شده در این شبکه ها و از طرف دیگر سبک نگارشی بدون محدودیت آنها، پردازش این اطلاعات را دشوار می نماید در این مقاله سعی شده که با ترکیب چهار سیستم فازی مبتنی بر قانون، راهکاری برای تشخیص احساسات کاربران در سه دسته مثبت، خنثی و منفی در متون توییتی ارائه شود. نتایج حاصل از اعمال مدل ارائه شده بر 8 مجموعه داده مختلف نشان می دهد که این سیستم نسبت به مدل های فازی موجود دقت بالاتری دارد. همچنین مدل ارائه شده، در مقایسه با سایر مدلها ساختاری با تفسیرپذیری بالاتر دارد.

**کلمات کلیدی** - پردازش متن، تحلیل احساسات، سیستم فازی بر پایه قوانین (FRBS)

(..., Bayes و مدل های مبتنی بر یادگیری عمیق, LSTM, CNN)

(...) مدل های دسته دوم علی رغم دقت بهتری که میتوانند از خود

نشان دهند تفسیر پذیر نیستند و به دیتای زیاد برای یادگیری نیاز دارند تا بتوانند عملکرد خوبی داشته باشند [21]. داده های توییت

بر خلاف سایر متن ها پر از کلمات اختصاری، اشتباهات تایپی و

جملات طعنه آمیز و مبهم است در نتیجه تحلیل و پردازش این متن

ها کار نسبتاً پیچیده ای است. در این پژوهش برای تشخیص احساس

از متن یک توییت، از سیستم های فازی استفاده کرده ایم. این

سیستم ها به دلیل ماهیتی که دارند میتوانند به جای دید سیاه و

سفید به صورت خاکستری به مسائل نگاه کنند. این ویژگی باعث

میشود برای تحلیل داده های مبهم و غیر دقیق و با استفاده از

محاسبات ساده تر و استفاده از دیتاست کوچکتر به نتایج بسیار خوبی

دست پیدا کنند. از مهم ترین مزیت سیستم های فازی نسبت به

سایر سیستم ها قابلیت تفسیر پذیری آن ها است. این سیستم ها به

راحتی میتوانند دیباگ شوند و برای پیاده سازی در دنیای واقعی،

هنگامی که خطای سیستم برای ما بسیار مهم است و بروز خطا

میتواند باعث ایجاد زیان های جبران ناپذیری شود، مناسب هستند.

در مقابل سیستم هایی که تفسیر پذیر نیستند مانند مدل های

یادگیری عمیق به دلیل ماهیت جعبه سیاهی (black box) که دارند

علی رغم دقت بالا برای مواقعی که نیاز است که آگاهی نسبتاً خوبی

درخصوص نحوه کارکرد سیستم داشته باشیم، مناسب نیستند [21].

مدل نهایی ارائه شده در این مقاله متشکل از چهار سیستم فازی

مبتنی بر قانون است که هر کدام از این سیستم ها از 9 قانون برای

تصمیم گیری بهره برده و بر اساس مدل ممدانی طراحی شده است.

## 1. مقدمه

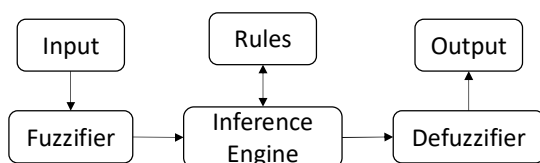
شبکه های اجتماعی مجازی مثل فیسبوک، اینستاگرام، توییت (ایکس) و تیک تاک در چند سال اخیر جایگاه ویژه ای در ایجاد ارتباط بین مردم و شرکت ها پیدا کرده اند. افراد از این محیط ها برای ابراز احساسات، عقاید و نظرات خود در حوزه های مختلف استفاده می کنند. به همین دلیل متون تولید شده توسط کاربران در این شبکه ها، حاوی اطلاعات ذیقیمتی است که با توجه به حجم زیاد شان بررسی و تجزیه تحلیل آنها، آسان نیست.

در توییت، کاربران توییت خود را در قالب یک متن با تعداد کارکتر محدود به اشتراک می گذارند. کاربران احساسات و نظرات خود را به صورت متن، همراه اشکال ها و هشتگ ها در این شبکه ها منتشر می کنند. روزانه میلیون ها داده بدین صورت در توییت به وجود می آید. بررسی، تحلیل و بهره برداری از این داده ها یکی از موضوعات داغ در میان شرکت ها، سازمان ها است. استفاده و تحلیل این متن ها به شرکت ها این امکان را می دهد که از رفتار و علایق مشتریان و بازخورد محصولات، خدمات و عملکردشان آگاه شوند و در نتیجه بتوانند سود دهی بیشتری در کارکرد خود داشته باشند. حتی نشان داده شده که رجوع به این شبکه ها به سازمان های امداد کمک می کند تا در هنگام وقوع بلایای طبیعی با صرف وقت و هزینه کمتر از وضعیت مناطق آگاه شوند و اقدامات لازم را انجام دهند [20][1].

سیستم ها و ابزار های مختلفی برای تحلیل این نوع داده ها بکار گرفته شده اند مانند مدل های یادگیری ماشین (SVM, Naïve

### 3. روش پیشنهادی

در این مقاله یک سیستم فازی مبتنی بر قانون مدل ممدانی برای تشخیص احساس در متون کوتاه ارایه شده است. روش پیشنهادی طی هفت فاز زیر توضیح داده می شود. ساختار کلی سیستم فازی بکار گرفته شده در شکل 1 نمایش داده شده است.



شکل 1: ساختار عملکردی سیستم فازی بکار گرفته شده [1]

### 3-1- داده های توییت

دیتاست های مورد استفاده در مقاله متشکل از توییت های جمع اوری شده است. دیتاست nuclear که در مورد توییت های مردم در مورد مسائل هسته ای است و احساس هر توییت را در 3 کلاس مثبت، منفی و خنثی دسته بندی می کند. دیتاست Apple product که حاوی توییت هایی در مورد کالاهای شرکت اپل است و در 3 کلاس منفی، مثبت و خنثی به ترتیب با اعداد 1، 3 و 5 نمایش داده می شوند. دیتاست Tweets و finalizedfull شامل توییت های عادی است که هر توییت را در 3 کلاس مثبت، منفی و خنثی تقسیم میکنند. در نهایت دیتاست sentiment140 که شامل 1.6 میلیون توییت است در مورد موضوعات مختلف که توییت های آن با یکی از دو حس مثبت و منفی برچسب گذاری شده اند.

دو دیتاست Apple product و nuclear از سایت data.world قابل دستیابی است. دیتاست sentiment140 در Kaggle.com و دیتاست های Tweets و finalizedfull در github.com قابل دستیابی هستند [13]-[16]. ویژگی دیتاست های فوق در جدول 1 نمایش داده شده است. ستون جدول دیتاست های جمع اوری شده را نشان می دهد و 3 سطر جدول نشان می دهد که از کل دیتاست چقدر از جملات مثبت، منفی یا خنثی هستند. همچنین از 3 دیتاست از 2 مقاله [18] و [19] نیز استفاده شده است.

جدول 1- دیتاست های مورد استفاده

Dataset Sentiment	Apple	Nuclear	Finalized Full	Tweets	Sentiment 140 nt
Positive	423	10	381	8582	800000
Neutral	2162	160	239	11118	0
Negative	1219	19	377	7781	800000

هریک از سیستم های فازی با استناد به یک لغتنامه حس متن را استخراج می نماید. در نهایت با تلفیق نتایج حاصل از چهار سیستم، حس نهایی متن بدست می آید. نتایج حاصل از اعمال مدل ارایه شده برتری قابل توجهی نسبت به سایر مدلها نشان می دهد.

در ادامه در بخش 2 مقاله به بررسی کار هایی که پیش تر در حوزه پردازش متن انجام شده میپردازیم. در بخش 3 مدل و راهکار ارایه شده در مقاله تشریح می شود. در بخش 4 نتایج بدست آمده از سیستم ارایه داده می شود و نتایج حاصله مورد بحث و مقایسه با کار های مشابه قرار می گیرد و در نهایت، نتیجه گیری ارایه می گردد.

### 2. مرور کارهای پیشین

در این بخش برخی تلاشهایی که در حوزه پردازش متن برای تحلیل احساسات با استفاده از سیستم های فازی انجام شده است بررسی می شوند.

در مقاله [1] از یک سیستم بدون ناظر فازی با 9 قانون استفاده شده است. توابع عضویت استفاده شده در این سیستم به صورت مثلثی هستند، همچنین ورودی های سیستم فازی از 3 لغتنامه VADER، Afinn و SentiWordNet استفاده میکند و در نهایت نتایج را با محاسبه centroid از حالت فازی بر می گرداند. این مدل برای تحلیل احساسات توییت ها در 3 و دو کلاس نتایج قابل قبولی می دهد.

در مقاله [2] از سیستم فازی بر روی دیتاست نظر سنجی فیلم ها استفاده شده است. در قسمت پردازش متن، به هر ورودی یک تگ اختصاص داده میشود و با توجه به نقش هر کلمه در جمله قوانین اگر-انگاه تعبیر شده است که بتواند در نهایت با نتایج حاصل از قوانین با جمع امتیازات کلی جمله، احساسات فیلم مورد نظر را تحلیل کند و در 3 دسته مثبت، خنثی و منفی قرار دهد.

مقاله [18] با استفاده از سیستم فازی بر روی دو دیتاست مختلف IMBD و نظر سنجی کاربران در مورد هتل ها نتایج را به دو دسته مثبت یا منفی کلاس بندی کرده است.

در مقاله [19] داده های COVID19 را پس از پردازش متن با استفاده از یک سیستم تلفیقی از CNN و فازی در 3 کلاس مختلف قرار داده است و نتایج را بر روی دیتاست ها بدست آورده است.

### 3-2- پیش پردازش متن

پیش پردازش متن یکی از مراحل ضروری برای تحلیل احساسات است چرا که توییت ها معمولا دارای کلمات خلاصه، نام کاربری، ادرس سایت و جملات ناقص هستند و نیاز است قبل از بکارگیری چنین مواردی تصحیح گردد:

- i. حذف تگ های کاربران و حذف URL ها
- ii. جایگزینی عبارت های خلاصه مثل cannot به جای can't
- iii. حذف علامت هشگ استفاده شده در ابتدای کلمات

### 3-3- استفاده از ابزار ها و واژه نامه برای تعیین قطبیت

#### توییت

برای بدست آوردن قطبیت توییت ها از لغت نامه های مختلفی استفاده شده است:

VADER: یک لغتنامه و ابزار تجزیه و تحلیل احساس که بر پایه قوانین کار می کند و به طور خاص برای متن های فضای مجازی استفاده می شود. مزیت این لغت نامه این است که به هیچ داده ای برای آموزش نیاز ندارد و همچنین زمان اجرای نسبتا خوبی دارد. VADER امتیاز نهایی متن را با استفاده از تابع `polarity_scores()` محاسبه می کند.

Afinn: از یک لیست شامل کلمات انگلیسی تشکیل شده است که در آن به هر کلمه یک امتیاز بین +5 تا -5 را اختصاص یافته است. و در نهایت با محاسبه میانگین همه کلمات قطبیت جمله مشخص می شود.

TextBlob: یک لغت نامه که به هر لغت مقداری مثبت یا منفی با توجه به حس القایی آن، اختصاص میدهد و در نهایت با میانگین گرفتن قطبیت جمله را مشخص می کند.

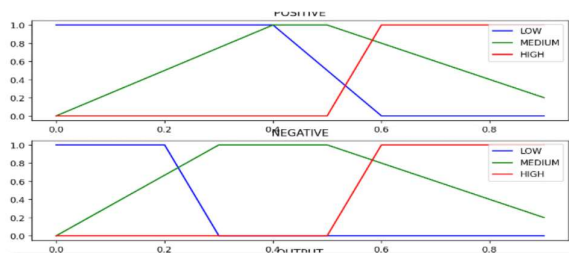
SentiWordnet: یک لغت نامه که به هر کلمه 3 مقدار مثبت، منفی و خنثی اختصاص می دهد و قطبیت را محاسبه میکند.

### 4-3- سیستم فازی مبتنی بر قانون

در راهکار ارایه شده سیستم فازی Mamdani در نظر گرفته شده است. مزیتی که این مدل نسبت به سایر مدل دارد، قابلیت تفسیر

پذیری بالاتر آن و همچنین ساده بودن آن است. پس از پیش پردازش متن توییت ها، با استفاده از دو لغت نامه VADER یا AFINN کلمات متن مورد ارزیابی قرار می گیرد و نتیجه حاصل که قطبیت متن با استناد به هر یک از لغتنامه های فوق است، به عنوان ورودی به سیستم فازی وارد می شود. این سیستم با دو ورودی، در خروجی توییت ها را در نهایت در سه دسته کلاس بندی می کند. برای هر ورودی، بر روی دامنه آن سه مجموعه فازی با عناوین (کم، متوسط، زیاد) تعریف شده است. در دامنه خروجی نیز 3 مجموعه فازی منفی، مثبت و خنثی تعریف شده است.

توابع عضویتی که برای ورودی سیستم انتخاب شده است توابع ذوزنقه ای هستند و بازه های انتخابی برای توابع عضویت با استفاده از آزمون و خطا و تحلیل دیتاست ها بدست آمده اند. شکل کلی توابع در شکل 2 نشان داده شده است.



شکل 2- توابع عضویت ورودی های سیستم فازی

یادآوری می گردد که تابع عضویت مجموعه فازی S به هر عنصر از مجموعه مرجع عددی بین 0 تا 1 را منتسب می کند

$$\mu_S: X \rightarrow [0,1] \quad (1)$$

معادله توابع عضویت ذوزنقه ای به فرم زیر است:

$$\mu_S(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c < x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{cases} \quad (2)$$

برای تعریف این تابع لازم است 4 مقدار a, b, c, به طوری که  $a < b < c < d$  تعریف شوند. مقادیر مورد نظر برای مجموعه های فازی از روی تحلیل داده ها و در برخی مواقع آزمون و خطا بدست آمده اند. به عنوان مثال مقادیر a, b, c و d برای `pos_med` به ترتیب 0, 0.4, 0.5 و 1 می باشند.

## 3-5- تشکیل قوانین پایه

در این مقاله 9 قانون برای سیستم فازی تعریف شده است که از تلفیق تمام حالت های دو ورودی input\_positive و input\_negative برای هر توییت به وجود آمده است. (برای نمایش امتیاز مثبت، 3 مجموعه فازی و به همین ترتیب 3 مجموعه فازی برای امتیاز منفی تعریف شده در نتیجه در کل 3 × 3 حالت قانون در نظر گرفته شده است که در جدول 2 نمایش داده شده است.) هر زوج داده ورودی حداقل یک قانون از بین 9 قانون را فعال می کند و بر اساس قانون ها، مقادیر بیشتر، چه مثبت و چه منفی احساس توییت را مشخص می کند و اگر هر دو امتیاز مثبت و منفی به یک اندازه باشند توییت ما خنثی است.

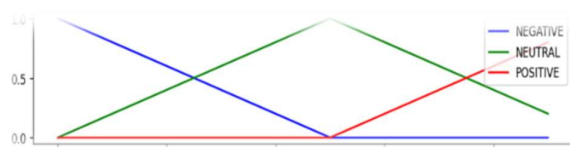
جدول 2. 9 قانون تولید شده از ورودی های سیستم فازی

Rule	Positive score	Negative score	Sentiment
R1	Low	Low	Neutral
R2	Medium	Low	Positive
R3	High	Low	Positive
R4	Low	Medium	Negative
R5	Medium	Medium	Neutral
R6	High	Medium	Positive
R7	Low	High	Negative
R8	Medium	High	Negative
R9	High	High	Neutral

بهترین نتیجه را می دهد. محاسبه centroid طبق فرمول زیر انجام می گیرد:

$$X^* = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot \mu(x_i)}{\sum_{i=1}^n \mu(x_i)} \quad (3)$$

در روش smallest of maximum نیز برای محاسبه مقدار عددی کمترین مقدار از میان دامنه با بیشترین مقدار تابع عضویت انتخاب می شود. در نهایت مقدار برگردانده شده در سه مجموعه فازی مختلف چک می شود تا احساس توییت مشخص شود و در یکی از 3 دسته ی خنثی، منفی و مثبت قرار گیرد. خروجی شامل 3 مجموعه فازی منفی، خنثی و مثبت است که پس از برگرداندن از حالت فازی آن را به تابع عضویت مثلثی می دهیم و مقدار نهایی را بر روی نمودار نمایش می دهیم. در شکل 3 خروجی حاصل نمایش داده شده است.



شکل 3- مجموعه های فازی خروجی سیستم فازی

## 3-8- سیستم رأی گیری فازی

در این قسمت از 4 سیستم مجزای فازی استفاده کردیم که هر کدام از یک لغت نامه از 4 لغت نامه توضیح داده شده در این پژوهش استفاده میکنند. معماری سیستم ها مشابه قبل است و فقط در قسمت پردازش متن و استفاده از لغت نامه برای بدست آوردن قطبیت متن تفاوت دارند. برای طراحی سیستم پاداش و مجازات از 4 متغیر به عنوان وزن استفاده می کنیم که در ابتدا مقدار 1 دارند و به ازای هر پاسخ غلط مقدار کمی از وزن سیستمی که غلط حساب کرده است کم می شود و به ازای پاسخ درست مقدار کمی به وزن سیستم صحیح اضافه می شود و این کار برای تمام دیتاست ها انجام میشود. دیتاست استفاده شده در این قسمت دیتاست Tweets است که شامل حدود 27000 توییت می باشد.

## 4. نتیجه گیری

نتایج بدست آمده از 5 دیتاست جمع اوری شده از توییت در جدول 3 قابل مشاهده است. می توان مشاهده کرد که مدل ارایه شده از

با توجه به اینکه مقدم قوانین مرکب است از ، برای تعیین firing level هر قانون از min t-norm استفاده شده است.

## 3-6- تجمیع خروجی حاصل از قوانین

با توجه به امکان فعال شدن بیش از یک قانون به ازای هر ورودی، جهت تجمیع نتایج حاصل از تمام قوانین فعال شده از max s\_norm برای اجتماع بین نتایج استفاده شده است.

## 3-7- فازی زدایی

برای برگرداندن مقادیر از حالت فازی از دو متود centroid و smallest of maximum (SOM) استفاده شده است. حالت centroid برای دیتاست های دو قطبی بهترین نتیجه را میدهد و روش دوم برای دیتاست هایی که به سه کلاس تقسیم میشوند

سیستم نهایی هنگامی که سیستم های تشکیل دهنده با دقتی نزدیک به هم کار کنند می تواند نتیجه بهتری بدهد که تلاش بر این است در کار های آینده بر روی این قسمت بیشتر کار شود. از نتایج بدست آمده میتوان نتیجه گیری کرد که سیستم ارایه شده با تنها 9 قانون و بدون نیاز به داشتن تعداد زیادی داده برای یادگیری میتواند در اکثر مواقع عملکرد قابل قبولی داشته باشد و در سایر مواقع با دقتی نزدیک به مدل های پیچیده رقابت می کند همچنین با توجه به مبتنی بر قانون بودن روش ارایه شده و تعداد قوانین بکار گرفته شده، تفسیر پذیر بودن روش ارایه شده نسبت به سایر روشهای بالاتر است و در عین حال دقتی قابل رقابت با آنها دارد.

مدل فازی در مقاله [1] عملکرد بهتری دارد. همچنین مقایسه مدل ارایه شده (جدول 4) با مدل های دیگر مثل svm و naïve\_bayes نشان می دهد که در بسیاری از مواقع مدل ما عملکرد بهتری از خود نشان می دهد. همچنین سیستم ارایه شده با نتایج دو مقاله [18] و [19] مقایسه شده است و نتایج در جدول 5 آورده شده است و مشاهده می شود که سیستم عملکرد بهتری دارد. جدول 6 نتایج حاصل از چهار سیستم فازی را نشان می دهد. همچنین وزن های نهایی هر سیستم مشخص شده است. مشاهده میشود که لغت نامه VADER بهترین لغت نامه برای بررسی داده های توییتر است و بعد از آن Afinn در جایگاه دوم قرار دارد همچنین

جدول 3. مقایسه مدل ارایه شده با دیگر مدل های مبتنی بر فازی

lexicon	methods	Nuclear [14]		Apple [13]		Tweets [17]		FinalizedFull [16]		Sentiment140 [15]	
		accuracy	precision	accuracy	precision	accuracy	precision	accuracy	precision	accuracy	precision
afinn	Simple SA[1]	0.484	<b>0.389</b>	0.557	0.527	<b>0.66</b>	<b>0.69</b>	0.68	0.7	0.527	0.417
	FRBS[1]	0.768	0.331	<b>0.6</b>	<b>0.586</b>	0.504	0.497	0.508	0.537	<b>0.765</b>	0.446
	Purposed FRBS	<b>0.768</b>	0.331	0.529	0.344	0.645	0.656	<b>0.729</b>	<b>0.725</b>	0.65	<b>0.67</b>
vader	Simple SA	0.29	0.376	0.546	0.531	0.62	0.69	0.700	0.71	0.534	0.628
	FRBS	0.837	0.461	0.614	0.69	0.666	0.664	0.674	0.674	0.528	0.365
	Purposed FRBS	<b>0.837</b>	<b>0.461</b>	<b>0.648</b>	<b>0.702</b>	<b>0.762</b>	<b>0.80</b>	<b>0.721</b>	<b>0.712</b>	<b>0.663</b>	<b>0.679</b>

جدول 4. مقایسه مدل ارایه شده با روش های SVM و Naïve bayes در پردازش متن

lexicon	method	Nuclear	Apple	Tweets	Finalized	Setiment140
		accuracy	accuracy	accuracy	accuracy	accuracy
VADER	SVM	0.66	0.71	0.712	0.70	0.78
	Naïve_bayes	0.81	0.71	0.64	0.67	0.77
	Purposed FRBS	<b>0.836</b>	0.648	<b>0.762</b>	<b>0.721</b>	0.663

جدول 5. مقایسه مدل ارائه شده با مقاله های [18] و [19]

جدول 6. نتایج سیستم رأی گیری فازی

System 1 VADER Weight: 2.1	System 2 Afinn Weight: 2	System 3 TextBlob Weight: 1.3	System 4 Sentiwordnet Weight: 0.9
accuracy	accuracy	accuracy	accuracy
76.18	72	58	48

method	Covid19.csv	Hotel.csv	IMBD.csv
	accuracy	Accuracy	accuracy
Fuzzy fusion CNN[19]	73.37		
Fuzzy Afinn approach [18]		76.2	70.06
Purposed FRBS	<b>86.13</b>	<b>79.8</b>	<b>78</b>

## مراجع

- [13] Luis Alfonso Quiroga - Araniba, Learning Fuzzy Logic from Examples, Thesis (M.S.)--Ohio University, March, 1994.
- [13] Apple Twitter Dataset, Retrieved Sep 3, 2023 from <https://data.world/crowdfunder/apple-twit-ter-sentiment>.
- [14] Nuclear Twitter Dataset, Retrieved Sep 3, 2023 from <https://data.world/crowdfunder/emo-tions-about-nuclear-energy>.
- [15] Sentiment140 Dataset, Retrieved Sep 2, 2023 from <https://www.kaggle.com/datasets/kazanova/sentiment140>.
- [16] FinalizedFull Dataset, Retrieved Sep 5, 2023 from <https://github.com/TharinduMunasinge/Twitter-Sentiment-Analysis/blob/master/DataSet/FinalizedFull.csv>.
- [17] Tweets Dataset, Retrieved Sep 5, 2023 from <https://github.com/ruchitgandhi/Twitter-Airline-Sentiment-Analysis/blob/master/Tweets.csv>.
- [18] Srishti Vashishtha, Seba Susan Fuzzy Interpretation of word polarity scores for unsupervised sentiment analysis 2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 49239, 2020.
- [19] Aman Bahuguna, Deepak Yadav, Apurbalal Senapati, A unified deep neuro-fuzzy approach for COVID19 twitter sentiment classification, Journal of intelligent and fuzzy systems, vol 42, 2022.
- [20] Carlos Perinán-Pascual, Francisco Arcas-Túnez, Detecting environmentally-related problems on Twitter, Biosystems Engineering, vol 177, January 2019, pp. 31-48.
- [21] Jorge S. S. Júnior, Jérôme Mendes, Survey on Deep Fuzzy Systems in Regression Applications: A View on Interpretability, International Journal of Fussy Systems, vol 25, jun 2023, pp. 2568-2589.
- [1] Srishti Vashishtha, Seba Susan Fuzzy rule based unsupervised sentiment analysis from social media posts, Expert Systems with Applications, vol. 138, 2019, 112834.
- [2] Anagha M, Raveena R Kumar and Sreetha K, Fuzzy Logic Based Hybrid Approach for Sentiment Analysis of Malayalam Movie Reviews, SPICES, 19-21 february 2015.
- [3] Mestan Firat C Eliktug, Twitter Sentiment Analysis, 3-Way Classification: Positive, Negative or Neutral? , IEEE International Conference on Big Data, 2018.
- [4] Ghada Khairy, Abeer M. SAAD and Salem Alkhalaf, An Algorithm Based on Sentiment Analysis and Fuzzy Logic For Opinions Mining Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol.100, pp.11, 2022.
- [5] Srishti Vashishtha, Seba Susan, Inferring Sentiments from Supervised Classification of Text and Speech cues using Fuzzy Rules, ICCIDS, 2019.
- [6] Karen Howells, Ahmet Ertugan, Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing, ICSCCW, 2017.
- [7] Md. Ansarul Haque, Tamjid Rahman, Sentiment Analysis by Using Fuzzy Logic, International Journal of Computer Science, Engineering and Information Technology, vol. 4, No.1, 2014.
- [8] Keyuan Wu, A fuzzy logic-based text classification method for social media, New Jersey Institute of Technology, Theses 31, 2017.
- [9] Han Liu, Mihaela Cocea, Fuzzy Rule Based Systems for Interpretable Sentiment Analysis, ICACI, 04-04 february 2017.
- [10] Samsir, Deci Irmayani and Firman Edi, Naives Bayes Algorithm for Twitter Sentiment Analysis, VICEST, 2020.
- [11] Ye Yuan You Zhou, Twitter Sentiment Analysis with Recursive Neural Networks, Stanford, CA 94305.
- [12] Md Parvez Mollah, An LSTM model for Twitter Sentiment Analysis, arXiv:2212.01791v1 [cs.CL] 4 Dec 2022.