

## بروزرسانی مقادیر عضویت آنتولوژی فازی در مواجهه با اطلاعات متناقض با استفاده از انتخاب اصلاح شده بولتزمن

کاوه حسنی<sup>۱</sup>؛ علی غفاری<sup>۲</sup>؛ علی نحوی<sup>۳</sup>؛ علی احمدی<sup>۴</sup>

### چکیده

آنتولوژی، مفهوم سازی رسمی از یک دامنه مطلوب است که بین کاربردهای ناهمگن به اشتراک گذارده شده است. آنتولوژی از موجودیت ها، ویژگی ها، روابط و اصول موضوعی تشکیل شده است و فهم مشترکی از جهان واقعی را فراهم می آورد. در واقع آنتولوژی به افراد و ماشین ها کمک می کند تا با استفاده از تبادل معنایی اطلاعات به جای تبادل رایج دستوری به صورت مفهومی ارتباط برقرار کنند. آنتولوژی فازی بر اساس ثنوری دانه بندی اطلاعات بنا شده است و یکی از متدولوژی های مقاوم برای پیاده سازی پایگاه های دانش است. در این مقاله روش جدیدی برای بروزرسانی مقادیر عضویت دانش آنتولوژی فازی معرفی شده است.

تعیین توپولوژی اولیه و درجه عضویت روابط میان موجودیت های آنتولوژی فازی توسط فرد خبره انجام می گیرد. پس از ایجاد آنتولوژی فازی توسط فرد خبره، فرض ایده آل بودن آنتولوژی مورد نظر واقع گرایانه نیست. بنابراین احتیاج به مکانیزمی است که به صورت دینامیکی و هوشمند مقادیر فازی آنتولوژی را با توجه به محیط در حال تعامل اصلاح نماید. برای این منظور مکانیزم های مختلفی پیشنهاد شده است. تمامی مکانیزم های پیشنهادی در صورتی که تناقضی بین اطلاعات خبره و اطلاعات جدید وجود نداشته باشد، به خوبی عمل می کنند. مشکل اساسی این مکانیزم ها عدم تحمل پذیری در مقابل اطلاعات متناقض است. این نوع مکانیزم ها با مشاهده اطلاعات متناقض، مقادیر نهایی آنتولوژی را به میانگین وزنی اطلاعات متناقض و اطلاعات خبره میل می دهند و سیستم را با اطلاعات مبهم منحرف می کنند. الگوریتم پیشنهادی بر اساس ترکیب روش انتخاب بولتزمن و منطق فازی بنا شده است. روش انتخاب بولتزمن یا جست و جوی بازیخت شبیه سازی شده روش بهینه سازی آماری با الگوگیری از سرد شدن تدریجی کریستال های مذاب است. در راهکار پیشنهادی، سیستم همانند عامل انسانی در مواجهه با اطلاعات متناقض به توزیع آماری اطلاعات فازی اعتماد می کند و با افزایش اطلاعات، امکان اخذ تصمیم های ناصحیح را به صورت نمایی و با استفاده از رابطه اصلاح شده بازیخت شبیه سازی شده کم می کند.

### کلمات کلیدی

آنتولوژی فازی، انتخاب بولتزمن، بازیخت شبیه سازی شده

## Updating Membership Grades of Fuzzy Ontology Using Modified Boltzmann Selection

Kaveh Hassani<sup>1</sup>, Ali Ghaffari<sup>1</sup>, Ali Nahvi<sup>1</sup> and Ali Ahmadi<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Mechatronics Group, K.N. Toosi University of Technology, Email: kaveh.hassani@hotmail.com, ghaffari@kntu.ac.ir, nahvi@kntu.ac.ir

<sup>2</sup> Electrical & Computer Engineering Department, K.N. Toosi University of Technology, Email: ahmadi@eetad.kntu.ac.ir

### ABSTRACT

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکترونیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Kaveh.Hassani@hotmail.com

<sup>۲</sup> استاد گروه مهندسی مکترونیک، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Ghaffari@kntu.ac.ir

<sup>۳</sup> استادیار گروه مهندسی مکترونیک، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Nahvi@kntu.ac.ir

<sup>۴</sup> استادیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Ahmadi@eetad.kntu.ac.ir

Ontology is a formal conceptualization of a particular domain of interest shared among heterogeneous applications. It consists of entities, attributes, relationships, and axioms to provide a common understanding of the real world. With the support of ontologies, users and systems can communicate with each other through an easier information exchange and integration. Ontologies help people and machines to communicate concisely by supporting information exchange based on semantics rather than just syntax. Fuzzy ontology is based on information granulation theory and is a robust method for implementing knowledge bases. In this paper a novel approach is proposed to update membership grades of fuzzy ontology.

Primitive topology and relational grades between entities are defined by an expert. After construction of fuzzy ontology, it is not realistic to assume the ontology as an ideal one. Thus according to interactions with the environment, a dynamic and intelligent mechanism is needed to modify the ontology. Many methods have been proposed to modify the fuzzy ontology dynamically. These methods have proper functionality until facing contradictory information. The main drawback of these methods is that they cannot handle contradictory information well. Facing contradictory information, they use the weighted average of expert information and contradictory information. In this paper a novel approach is proposed based on Boltzmann selection and fuzzy logic. Boltzmann selection or simulated annealing search is an optimization method which simulates annealing of solid crystals. The proposed method decides like humans and uses statistical fuzzy information when facing contradictory information. Thus incrementing perceptual information leads to decrementing incorrect decisions in an exponential rate.

## KEYWORDS

Boltzmann selection, fuzzy ontology, simulated annealing

## ۱. مقدمه

مفهوم سازی در علم هوش مصنوعی به معنی مجموعه ای از اشیا، حقایق و سایر موجودیت ها است که در یک فضای فرضی موجود هستند. هم چنین روابط بین این موجودیت ها نیز در این فضا موجود است. مفهوم سازی یک دید مجرد و ساده سازی شده از جهان مورد نظر است. انتخاب مفهوم سازی اولین گام در نمایش دانش است. هر پایگاه دانش به صورت صریح یا غیر صریح از مفهوم سازی استفاده می کند.

آنتولوژی تعریف رسمی و واضح مفهوم سازی اشتراکی است. رسمی بودن به این نکته اشاره می کند که ساختار آنتولوژی باید طوری باشد که ماشین بتواند آن را بخواند. واضح بودن به این معنا است که نوع مفاهیم مورد استفاده و محدودیت های موجود در استفاده از آن ها به صورت واضح تعریف شده باشند. مفهوم سازی به مدل انتزاعی از برخی پدیده های موجود در جهان اشاره دارد که مفاهیم مرتبط با آن پدیده نیز شناسایی شده باشند. اشتراکی بودن منعکس کننده این نکته است که آنتولوژی از دانش توافقی بهره می جوید، یعنی این دانش برای افراد خاص نیست و مورد قبول گروه است. در واقع آنتولوژی مفهوم سازی رسمی از یک دامنه مطلوب است که بین کاربردهای ناهمگن به اشتراک گذارده شده است. آنتولوژی از موجودیت ها، ویژگی ها، روابط و اصول موضوعی تشکیل شده است و فهم مشترکی از جهان واقعی را فراهم می آورد. آنتولوژی به افراد و ماشین ها کمک می کند تا با استفاده از تبادل معنایی اطلاعات به جای تبادل رایج دستوری به صورت مفهومی ارتباط برقرار کنند.

استفاده از آنتولوژی باعث صرفه جویی در هزینه و زمان می شود. اغلب ساخت سیستم های دانش پایه مستلزم ساخت پایگاه دانش جدید از سطح صفر با اجزای مربوطه است. ساخت سیستم های دانش پایه به شکل بیان شده باعث تحمیل هزینه زیادی می شود. روش مناسب جایگزین، اسمبل کردن مولفه هایی با قابلیت استفاده مجدد است. این روش به صورت کامل توسط آنتولوژی پشتیبانی می شود. در این حالت توسعه دهندگان سیستم فقط موظف به ایجاد دانش و استدلال کننده جدید برای وظیفه خاصی از سیستم خود خواهند بود. سیستم جدید توانایی همکاری با سیستم های دیگر را دارا است و می تواند از سایر سیستم ها برای استدلال استفاده کند. بدین طریق دانش اعلانی، تکنیک های حل مساله و سرویس های استدلال بین سیستم ها به اشتراک گذاشته می شود. این رهیافت ساخت سیستم های بزرگ تر و مقاوم تر را با هزینه کمتر تسهیل می کند.

دانش استاتیکی توسط آنتولوژی مدل می شود و متدهای حل مساله مکانیزم های جامع استدلال را تعریف می کنند. این دو مولفه را می توان به عنوان نهادهای مکمل در نظر گرفت. از این دو مولفه می توان در سازماندهی سیستم های مبتنی بر پایگاه دانش جدید با استفاده از مولفه های موجود با قابلیت استفاده مجدد استفاده کرد [۱].

کاربردهایی از آنتولوژی وجود دارند که در آن ها اطلاعات مبهم و غیردقیق هستند. در این حالت فرمولاسیون مفهومی که توسط آنتولوژی موضوعی پشتیبانی می شود، ممکن است برای ارائه اطلاعات غیردقیق که به طور رایج در اغلب کاربردها پیدا می شود، کافی نباشد. برای مثال کلیدواژه هایی که توسط Query ها در یک دامنه یکسان استخراج می شوند، ممکن است دارای ارتباط یکسانی نباشد، به طوری که برخی کلید واژه ها مهم تر از بقیه باشد. بنابراین احتیاج به تفسیرهای متفاوت با توجه به محتوا پدیدار می شود. یک راه حل قوی برای مدیریت داده های غیرقطعی و غلبه به مشکل ذکر شده ترکیب کردن منطق فازی با آنتولوژی است [۲].

با توجه به قدرت منطق فازی در برخورد با داده های تقریبی و هم چنین استفاده از دانش لغوی، این منطق به عنوان یک ابزار قوی به آنتولوژی تزریق شده است و شاخه نوینی از آنتولوژی را با نام آنتولوژی فازی بنا نهاده است. آنتولوژی فازی بر اساس تئوری دانهدنی اطلاعات بنا شده است و یکی از متدولوژی های مقاوم برای

پیاده‌سازی پایگاه‌های دانش است. آنتولوژی فازی به راحتی می‌تواند دانش مورد استفاده توسط انسان را برای ماشین مدل‌کند. آنتولوژی فازی به صورت یک گراف مدل می‌شود. هر گره گراف یک دانه اطلاعاتی است که شامل یک سری ویژگی‌ها و توابع عضویت است. همچنین یال‌های این گراف دارای مقدار عضویت فازی هستند. این مقادیر بیانگر میزان ارتباط بین گره‌های متناظر یال مذکور هستند [۳].

تعیین توپولوژی اولیه و درجه عضویت روابط میان موجودیت‌های آنتولوژی فازی توسط فرد خبره انجام می‌گیرد. پس از ایجاد آنتولوژی فازی توسط فرد خبره، فرض ایده‌آل بودن آنتولوژی مورد نظر واقع‌گرایانه نیست. بنابراین احتیاج به مکانیزمی است که به صورت دینامیکی و هوشمند مقادیر فازی آنتولوژی را با توجه به محیط در حال تعامل اصلاح نماید. برای این منظور مکانیزم‌های مختلفی پیشنهاد شده‌است [۴]. تمامی مکانیزم‌های پیشنهادی در صورتی که تناقضی بین اطلاعات خبره و اطلاعات جدید وجود نداشته باشد، به‌خوبی عمل می‌کنند. مشکل اساسی این مکانیزم‌ها عدم تحمل‌پذیری در مقابل اطلاعات متناقض است. این نوع مکانیزم‌ها با مشاهده اطلاعات متناقض، مقادیر نهایی آنتولوژی را به میانگین وزنی اطلاعات متناقض و اطلاعات خبره میل می‌دهند و سیستم را با اطلاعات مبهم منحرف می‌کنند. الگوریتم پیشنهادی براساس ترکیب روش انتخاب بولترمن و منطق فازی بنا شده‌است. روش انتخاب بولترمن یا جست‌وجوی بازپخت شبیه‌سازی‌شده<sup>۱</sup> روش بهینه‌سازی آماری با الگوگیری از سردشدن تدریجی کریستال‌های مذاب است. در راهکار پیشنهادی، سیستم همانند عامل انسانی در مواجهه با اطلاعات متناقض به توزیع آماری اطلاعات فازی اعتماد می‌کند و با افزایش اطلاعات، امکان اخذ تصمیم‌های ناصحیح را به صورت نمایی و با استفاده از رابطه اصلاح‌شده بازپخت شبیه‌سازی‌شده کم می‌کند.

## ۲. مولفه‌های اصلی آنتولوژی

برای فرموله‌سازی و پیاده‌سازی آنتولوژی، روش‌های مختلف بازنمایی دانش وجود دارد. هر یک از این روش‌ها از مولفه‌های مختلفی برای فرموله‌سازی آنتولوژی استفاده می‌کنند. با این وجود برخی مولفه‌های مشترک بین تمامی این روش‌ها وجود دارند که مولفه‌های اصلی آنتولوژی‌ها هستند. در ادامه، این مولفه‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند [۱].

### ۱.۲. کلاس‌ها

کلاس‌ها مفاهیم را ارائه می‌دهند و معمولاً در آنتولوژی به صورت تاکسونومی سازماندهی می‌شوند. اغلب برای این نوع سازماندهی از مکانیزم ارث‌بری استفاده می‌شود. در الگوی بازنمایی دانش بر اساس قاب می‌توان مفهوم متاکلاس را نیز تعریف کرد. متاکلاس، کلاس‌هایی هستند که نمونه‌های آن‌ها خود کلاس هستند. از متاکلاس‌ها معمولاً برای انتقال تدریجی معانی استفاده می‌شود و این توانایی را دارند که لایه‌های مختلف کلاس‌ها را در آنتولوژی ایجاد کنند.

### ۲.۲. روابط

روابط، نوعی ارتباط را بین مفاهیم دامنه ارائه می‌دهند. روابط به صورت زیر مجموعه ضرب  $n$  مجموعه به صورت  $R \subset C_1 \times C_2 \times \dots \times C_n$  تعریف می‌شوند. آنتولوژی‌ها معمولاً شامل روابط دوتایی هستند. آرگومان اول به عنوان دامنه و آرگومان دوم به عنوان برد رابطه شناخته می‌شود. روابط باینری گاهی برای بیان ویژگی‌های مفهوم مورد استفاده قرار می‌گیرند.

## ۳. تعریف مقادیر فازی آنتولوژی

اولین موضوع در ادغام منطق فازی و آنتولوژی نحوه اختصاص مقدار فازی به یک موجودیت آنتولوژی است. برای این منظور بایستی موازنه‌ای بین قابلیت فهم و دقت به وجود آید. در واقع داشتن درجه بالای تفسیرپذیری و دقت اهداف متناقضی هستند و در عمل یکی از این دو به دیگری غلبه می‌نماید. بسته به احتیاجات، مدل‌سازی فازی به دو کلاس متفاوت تقسیم می‌شود [۵]:

۱- مدل‌سازی زبانی فازی که هدف آن رسیدن به مدل‌های فازی با قابلیت تفسیرپذیری مناسب است.

۲- مدل‌سازی دقیق فازی که هدف اصلی آن رسیدن به مدل‌های فازی با دقت مناسب است.

به منظور بهره‌وری حداکثری بایستی خبره هر دو کلاس را در اختیار داشته باشد. در صورتی که خبره برای ایجاد آنتولوژی از مدل‌سازی زبانی فازی استفاده کند، از رابطه (۱) استفاده خواهد نمود.

$$f : (Concepts \cup Instances) \times Properties \rightarrow Property - Value \times [0,1] \quad (1)$$

در رابطه (۱) تابع  $f$  یک مفهوم ( $Concept$ ) یا یک نمونه ( $Instance$ ) را به یک ویژگی ( $Property$ ) با یک مقدار عضویت فازی نگاشت می‌دهد. برای مثال در آنتولوژی فرضی گربه‌ها،  $f(Garfield, Color) = (Orange, 0.8)$  به این معنا است که نمونه Garfield برای ویژگی رنگ دارای مقدار نارنجی با ارزش ۰.۸ است. در برخی حالات ممکن است یک زوج ( $concept / instance, property$ ) به یک مقدار فازی نگاشت داده شود. برای مثال عبارت "Garfield has sense of humor with value 0.9" را نمی‌توان به صورت مستقیم با رابطه (۱) نمایش داد. در این حالت بایستی رابطه (۲) استفاده شود.

$$f' : (Concepts \cup Instances) \times Properties \rightarrow [0,1] \quad (2)$$

لذا می‌توان عبارت "Garfield has sense of humor with value 0.9" را به صورت  $f'(Garfield, Senseofhumor) = 0.9$  مدل‌سازی کرد.

برای ساده‌سازی می‌توان دو رابطه  $f, f'$  را به صورت تابع یکتای  $g$  بیان نمود. این تابع در رابطه (۳) نمایش داده شده است.

$$g : (Concepts \cup Instances) \times (Properties \cup Property - Value) \rightarrow [0,1] \quad (3)$$

با استفاده از رابطه (۳) می‌توان گزاره‌ای مانند "Garfield has color orange with value 0.8" را به صورت  $g(Garfield, orange) = 0.8$  مدل‌سازی کرد. فرد خبره با استفاده از تابع  $g$ ، توانایی انتخاب مقدار عضویت دقیق را دارد. در این حالت دقت به تفسیرپذیری ترجیح داده می‌شود.

در استفاده از توابع بیان شده علاوه بر استفاده از مقادیر عضویت می‌توان از برچسب‌های زبانی نیز استفاده نمود. مجموعه  $l$  که در جدول (۱) نمایش داده شده است، یکی از مجموعه‌های ممکن برای تعریف برچسب‌های فازی است. البته این مجموعه جامع نیست و با توجه به کاربرد می‌توان آن را تغییر داد. در حالت استفاده از برچسب‌های فازی، مقدار تابع  $g(o, p)$  از جدول (۱) تعیین می‌شود.

جدول (۱) مقادیر فازی منتسب به برچسب‌ها

مقدار	برچسب
0.2	Little
0.4	Enough
0.6	Moderately
0.7	Quit
0.8	Very
1.0	Totally

با تعریف برچسب‌های فازی، به فرد خبره دو نوع امکان برای اختصاص مقدار عضویت به زوج  $(concept / instance, property)$  داده می‌شود. در این حالت فرد خبره توسط تابع  $g(o, p)$  و با استفاده از مقدار دقیق عضویت فازی و یا با انتخاب یک برچسب از مجموعه  $l$  می‌تواند یک رابطه جدید را در دامنه آنتولوژی تعریف نماید.

فرد خبره علاوه بر استفاده از تابع  $g(o, p)$  می‌تواند یک مقدار فازی را به یک موجودیت (مفهوم یا نمونه) انتساب دهد. برای دسترسی به این امر، خبره می‌تواند از تابع  $h$  تعریف شده در رابطه (۴) استفاده کند.

$$h : (Concepts \cup Instances) \rightarrow [0,1] \quad (4)$$

با توجه به برد یکسان دو تابع  $g$  و  $h$  که برابر یک مقدار فازی در بازه  $[0,1]$  است، برای ترکیب این توابع می‌توان از عملیات T-norm و S-norm فازی استفاده کرد. به عنوان مثال، برای به دست آوردن ارزش گزاره "Garfield is orange AND has sense of humor" سیستم به صورت زیر استنتاج خواهد نمود.

$$f(Garfield, Orange) = 0.8$$

$$f(Garfield, Sense - of - humor) = 0.9$$

$$f(Garfield, Orange) \text{ and } f(Garfield, Sense - of - humor) = 0.9 \times 0.8 = 0.72$$

با توجه به مطالب بیان شده، آنتولوژی فازی به صورت یک آنتولوژی تعریف می‌شود که با مقادیر فازی توسعه یافته است. این مقادیر توسط دو تابع بیان شده در روابط (۳) و (۴) انتساب می‌یابند.

#### ۴. بروزرسانی مقادیر عضویت

پس از ایجاد آنتولوژی فازی توسط فرد خبره، فرض ایده‌آل بودن آنتولوژی مورد نظر واقع‌گرایانه نیست و مقادیر فازی با تمامی محیط‌ها تطابق ندارند. بنابراین احتیاج به مکانیزمی است که بتواند مقادیر فازی را به صورت اتوماتیک به منظور سازگاری با محیط‌های خاص اصلاح نماید. یکی از مقاوم‌ترین روش‌ها استفاده از نتایج Query های جست‌وجو شده بر روی مستندات است [۶، ۷، ۸].

اگر فرض شود که مقدار فعلی متغیر فازی برابر  $f_{current}$  است و از Query نتیجه شود که این مقدار بایستی به  $f_{new}$  بروزرسانی شود، کم‌هزینه‌ترین روش برای بروزرسانی، جایگزینی  $f_{new}$  با  $f_{current}$  است. این روش در عین سادگی دارای یک اشکال اساسی است. بایستی توجه کرد که پس از اجرای چندین Query، مقدار ویژگی فازی به یک مقدار پایدار رسیده است و جایگزینی  $f_{new}$  با  $f_{current}$  باعث از دست رفتن اطلاعات به دست آمده از Query های قبلی خواهد شد. برای رفع این اشکال بایستی بروزرسانی به نحوی انجام شود که علاوه بر اطلاعات فعلی دنباله ادراکی سیستم نیز در نظر گرفته شود. یک راه حل مناسب برای تقلیل اهمیت  $f_{new}$  با مرور زمان و کسب تجربه در رابطه (۵) نمایش داده شده است.

$$f_{current} = f_{current} + \frac{f_{new} - f_{current}}{Q + 1} \quad (5)$$

در رابطه (۵)، متغیر  $Q$  بیانگر تعداد بروزرسانی‌هایی است که روی متغیر  $f_{current}$  انجام شده است. به منظور مقداردهی اولیه  $f_{current}$  برابر صفر در نظر گرفته می‌شود. مساله اصلی در محاسبه رابطه (۵) نحوه محاسبه مقدار  $f_{new}$  است. اغلب در اسناد تعریف دقیقی از مقادیر فازی وجود ندارد و مقادیر توسط متغیرهای زبانی بیان می‌شوند. بنابراین مکانیزمی برای استفاده از این نوع اطلاعات مورد نیاز است. یک مکانیزم مناسب استفاده از ایده اصلاحگر مفهومی<sup>۲</sup> لطفی‌زاده است.

اصلاحگر مفهومی، نقش اصلاح کننده مقادیر فازی ویژگی را دارد و با داشتن مجموعه‌ای از قیود زبانی<sup>۳</sup> مانند خیلی<sup>۴</sup> و کم‌بیش<sup>۵</sup> می‌توان آن را به صورت زنجیره‌ای از یک یا چند قید مانند خیلی خیلی کم تعریف کرد. هر اصلاحگر مفهومی بایستی ارتباطی با اصلاحگر عضویت<sup>۶</sup> داشته باشد. اصلاحگر عضویت مقداری مانند  $0 < \beta$  است که به صورت نمایی برای اصلاح مقدار تابع عضویت  $f$  و به صورت  $f^\beta$  به کار می‌رود.

با توجه به تأثیر اصلاحگر عضویت بر روی مقادیر فازی، قیود زبانی را می‌توان به دو دسته تمرکزی<sup>۷</sup> و اتساعی<sup>۸</sup> تقسیم بندی کرد. تأثیر تمرکز کاهش مقدار درجه عضویت است. در این حالت  $\beta > 1$  است. در مقابل اتساع باعث افزایش مقدار عضویت می‌شود. در این حالت  $\beta \in (0,1)$  است.

## ۵. جست و جوی بازپخت شبیه سازی شده

در متالورژی، بازپخت فرایندی است که فلزهای سخت و شیشه را با درجه بالایی حرارت می دهند و سپس آن ها را به تدریج سرد می کنند. به این ترتیب مواد به حالت کریستالی با انرژی پایین درمی آیند. پس از ذوب فلز هر قدر سرعت کاهش دما کمتر باشد، کریستال های فلز با ترتیب بهتری کنار هم قرار می گیرند و شکنندگی فلز کاهش می یابد. الگوریتم جست و جوی بازپخت شبیه سازی شده با تقلید از این فرآیند طبیعی مساله را بهینه سازی می نماید. این الگوریتم در رابطه (۶) نمایش داده شده است [۹].

```
function Simulated – Annealing (problem, schedule) returns a solution state (6)
for t = 1 to ∞ do
    T ← schedule[t]
    if T = 0 then return current
    next ← a randomly selected successor of current
    ΔE ← Value[next] – Value[current]
    if ΔE > 0 then current ← next
    else current ← next only with probability  $e^{\Delta E/T}$ 
end
```

داخلی ترین حلقه الگوریتم بازپخت شبیه سازی شده، شبیه جست و جوی تپه نوردی<sup>۹</sup> است. با این تفاوت که به جای انتخاب بهترین حرکت، یک حرکت تصادفی را انتخاب می کند. اگر این حرکت، وضعیت را بهبود ببخشد، همواره قابل قبول است. در غیر این صورت الگوریتم حرکت را با احتمال کمتر از ۱ می پذیرد. در رابطه (۶)  $\Delta E$  بیانگر تفاوت برازندگی حالت بعدی نسبت به حالت فعلی و  $T$  بیانگر دمای فعلی شبیه سازی شده است. در صورت ضعیف تر بودن حالت بعدی نسبت به حالت فعلی، میزان احتمال انتخاب حالت بعدی به صورت رابطه توانی از  $\Delta E$  کاهش می یابد. همچنین با کاهش  $T$ ، احتمال انتخاب حالت بدتر از حالت فعلی نیز کاهش می یابد. این در حالی است که در شروع کار به دلیل بالا بودن دما حرکت های بد با احتمال بیشتری رخ می دهند.

## ۶. ترکیب جست و جوی بازپخت شبیه سازی شده در آنتولوژی فازی برای برخورد با اطلاعات متناقض

همانگونه که بیان شد، آنتولوژی بایستی بتواند با توجه به اطلاعات جدید به دست آمده خود را بروزرسانی نماید. بدین منظور رابطه (۵) معرفی شد. این رابطه در صورتی که تناقضی بین اطلاعات خبره و اطلاعات جدید وجود نداشته باشد، به خوبی عمل می کند. به عنوان مثال اگر دانش اولیه آنتولوژی توسط خبره به صورت  $0.9 =$  (شیرین، شکر)  $F$  تعریف شده باشد و اطلاعات جدید "شکر خیلی شیرین است" باشد، آنتولوژی به صورت رابطه (۷) بروزرسانی خواهد شد.

$$f_{new} = (0.9)^2 = 0.81$$

$$f_{current} = 0.9 + \frac{0.81 - 0.9}{2} = 0.855 \quad (7)$$

همانگونه که مشاهده می شود، این رابطه برای اطلاعاتی که اطلاعات گذشته را تایید می کنند، به خوبی عمل می کنند. حال فرض اگر آنتولوژی به جمله ای مانند "شکر شیرین نیست" برخورد کند به صورت رابطه (۸) بروزرسانی خواهد شد.

$$f_{new} = 1 - 0.9 = 0.1$$

$$f_{current} = 0.9 + \frac{0.1 - 0.9}{2} = 0.5 \quad (8)$$

از رابطه (۸) می توان به دو نکته در مورد رابطه (۵) پی برد.

۱- میانگین گیری وزنی بین اطلاعات متناقض صحیح نیست. به عنوان مثال شکر یا شیرین است یا شیرین نیست و شیرینی شکر با میزان عضویت ۰.۵ بی معنی است.

۲- در صورت مشاهده حتی یک تناقض، اثر این تناقض همواره بر روی دانش آنتولوژی باقی خواهد ماند. در واقع آنتولوژی در مقابل اطلاعات متناقض مقاوم نیست و با مشاهده اطلاعات متناقض، مقدار نهایی به میانگین وزنی اطلاعات متناقض و اطلاعات خبره میل خواهد کرد و هیچ گاه نمی تواند خود را مجدداً به مقدار درست برساند.

برای رفع دو مشکل بیان شده، ترکیب الگوریتم بازپخت شبیه سازی شده اصلاح شده و رابطه بروزرسانی پیشنهاد می شود. الگوریتم پیشنهادی، منطق فازی را با هیوریستیک مبتنی بر آمار و احتمال تقویت می کند. این الگوریتم در رابطه (۹) نمایش داده شده است.

```
function Statistical – fuzzy – ontology – update (9)
Initialize :  $f_{current} = f_{primitive}$ ,  $g_{current} = 1 - f_{primitive}$ 
while new information reached
     $b = |f_{current} - f_{new}|$ 
    if  $b < 0.5$ 
         $f_{current} = f_{current} + \frac{f_{new} - f_{current}}{Q_f + 1}$ 
    else
```

$$g_{Current} = g_{Current} + \frac{f_{new} - g_{Current}}{Q_g + 1}$$

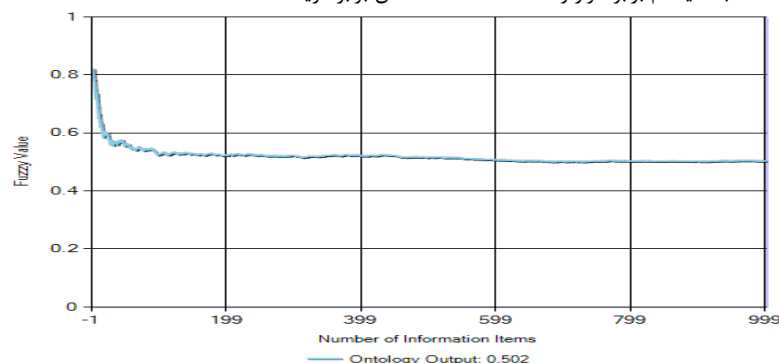
if  $Q[g]$  is not 0  
 $\Delta E = (Q[g] - a - Q[f])b$   
 output =  $g$  with probability  $e^{\Delta E}$  else output =  $f$   
 else output =  $f$   
 end

در رابطه (۹)  $f_{primitive}$ ، دانش فازی اولیه‌ای است که توسط خبره تعیین شده،  $a$  میزان اعتماد به خبره و  $b$  متغیر تناقض است.  $f_{new}$  مقدار جدید متغیر فازی با توجه به دانش استخراج شده از جملات زبانی اسناد است.  $Q_f$  تعداد دفعاتی است که  $f_{Current}$  بروزرسانی شده و  $Q_g$  تعداد دفعاتی است که  $g_{Current}$  بروزرسانی شده است.

در روش پیشنهادی در صورتی که اطلاعات جدید با اطلاعات قبلی دارای تناقض نباشد، از رابطه (۵) استفاده می‌شود و در صورتی که اطلاعات وارده با دنباله ادراکی آنتولوژی دارای تناقض باشند، الگوریتم از روش آماری اصلاح شده جست‌وجوی بازپخت شبیه‌سازی شده برای بروزرسانی آنتولوژی استفاده خواهد نمود. این الگوریتم بر ترکیب روش‌های آمار و احتمال و منطق فازی بنا شده است و همانند عامل انسانی عمل می‌کند. زمانی که انسان با اطلاعات متناقض روبرو می‌شود، ابتدا به اطلاعات قبلی خود اعتماد می‌کند. در الگوریتم مذکور متغیر  $a$  نقش مشابهی را ایفا می‌کند. اگر میزان برخورد با اطلاعات متناقض بیشتر شود، عامل انسانی بین انتخاب اطلاعات به صورت تصادفی عمل خواهد کرد و در نهایت با غالب شدن آماری یک سری اطلاعات، اطلاعات غالب به عنوان خروجی انتخاب خواهد شد. رابطه (۹) دارای چندین مزیت عمده است: با افزایش اطلاعات تصمیم‌های بهتری می‌گیرد؛ بر خلاف رابطه (۵) در بهینه محلی گیر نمی‌کند؛ همواره امکان اصلاح وجود دارد؛ مانند عامل انسانی تصمیم‌گیری می‌کند؛ و در نهایت اطلاعات متناقض را به خوبی مدیریت می‌کند.

## ۷. نتایج شبیه‌سازی

به منظور بررسی الگوریتم پیشنهادی در مواجهه با اطلاعات متناقض دو شبیه‌سازی انجام گرفته است. در شبیه‌سازی اول از رابطه (۵) به منظور بروزرسانی آنتولوژی استفاده شده است. حاصل این شبیه‌سازی در شکل (۱) نمایش داده شده است. در شبیه‌سازی مذکور فرض شده که خبره تنها یک رابطه را با مقدار عضویت ۰.۸۵ تعریف کرده است. تعداد اطلاعات وارد شده به سیستم برابر هزار و تعداد اطلاعات متناقض برابر دویست است.



شکل (۱) شبیه‌سازی بروزرسانی آنتولوژی بدون توانایی مدیریت اطلاعات متناقض

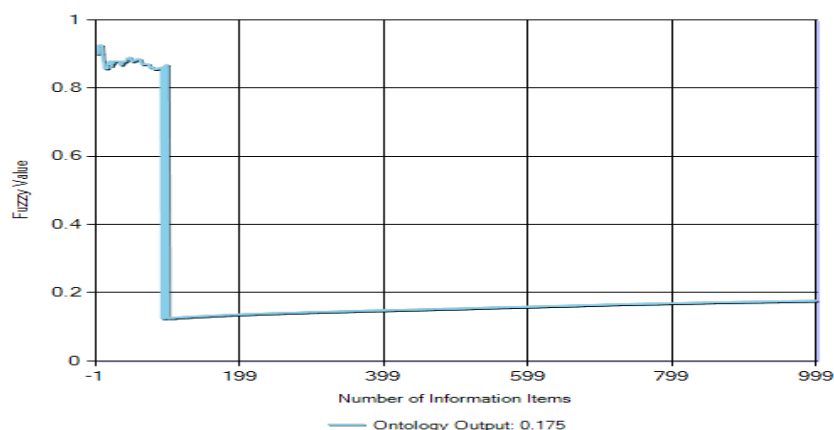
همانگونه که از شکل (۱) مشاهده می‌شود، پس از بروزرسانی، دانش سیستم به میانگین اطلاعات اولیه و اطلاعات متناقض میل می‌کند و سیستم نمی‌تواند بین یکی از این دو دسته اطلاعات تصمیم‌گیری کند.

در شبیه‌سازی دوم مکانیزم مدیریت اطلاعات متناقض به سیستم افزوده شده است. به بیانی دیگر، در این شبیه‌سازی از رابطه (۹) به منظور بروزرسانی آنتولوژی استفاده شده است. حاصل این شبیه‌سازی در شکل (۲) نمایش داده شده است. در شبیه‌سازی مذکور فرض شده که خبره تنها یک رابطه را با مقدار عضویت ۰.۹ تعریف کرده است. تعداد اطلاعات وارد شده به سیستم برابر هزار و تعداد اطلاعات متناقض برابر ۶۳۰ است. هم‌چنین میزان اعتماد به خبره به میزان یک درصد است. همانگونه که در شکل (۲) مشهود است سیستم ابتدا به دانش اولیه خود اعتماد می‌کند؛ ولی پس از افزایش آماری اطلاعات متناقض به سمت اطلاعات متناقض با دانش اولیه خود میل می‌کند.

## ۸- نتیجه

در این مقاله روش جدیدی برای بروزرسانی دانش درونی آنتولوژی فازی در برخورد با اطلاعات متناقض عرضه شده است. این الگوریتم بر ترکیب روش‌های آمار و احتمال و منطق فازی بنا شده است و همانند عامل انسانی عمل می‌کند. زمانی که انسان با اطلاعات متناقض روبرو می‌شود، ابتدا به اطلاعات قبلی خود اعتماد می‌کند. اگر میزان برخورد با اطلاعات متناقض بیشتر شود، عامل انسانی بین انتخاب اطلاعات به صورت تصادفی عمل خواهد کرد و در نهایت با غالب شدن آماری یک سری

اطلاعات، اطلاعات غالب به عنوان خروجی انتخاب خواهد شد. روش پیشنهادی دارای چندین مزیت عمده است: با افزایش اطلاعات تصمیم‌های بهتری می‌گیرد؛ بر خلاف روش‌های قبلی در بهینه محلی گیر نمی‌کند؛ همواره امکان اصلاح وجود دارد؛ مانند عامل انسانی تصمیم‌گیری می‌کند؛ و در نهایت اطلاعات متناقض را به خوبی مدیریت می‌کند. امروزه از آنتولوژی فازی به عنوان پایگاه دانش عامل‌های هوشمند استفاده می‌شود. استفاده از روش پیشنهادی باعث مقاوم‌شدن پایگاه دانش عامل‌ها به خصوص در محیط‌های غیرقطعی و دینامیکی خواهد شد.



شکل (۲) شبیه‌سازی بروزرسانی آنتولوژی با قابلیت مدیریت اطلاعات متناقض

## ۹- مراجع

- [۱] Calero, C., Ruiz, F. & Piattini, M., *Ontologies for Software Engineering and Software Technology*, 1'st Edition, Springer, 2006.
- [۲] Widiantoro, D.H. & Yen, J.; "Using fuzzy ontology for query refinement in a personalized abstract search engine", IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, pp.610-615, 2001.
- [۳] Calegari, S. & Ciucci, D.; "Integrating Fuzzy Logic in Ontologies", Paphos, Cyprus, ICEIS, Proceedings of the Eighth International Conference on Enterprise Information Systems: Databases and Information Systems Integration, pp.66-73, 2006.
- [۴] Calegari, S., & Loregian, M. ; "Using dynamic fuzzy ontologies to understand creative environments", Berlin, Germany, Springer, Flexible Query Answering Systems in Lecture Notes in Computer Science , pp. 404-415, 2006.
- [۵] Casillas, J., Cordon, O., Herrera, F., & Magdalena, L; "Accuracy improvements to find the balance interpretability-Accuracy in linguistic fuzzy modeling: an overview", Accuracy Improvements in Linguistic Fuzzy Modeling, Heidelberg, pp. 3-24, 2003.
- [۶] Calegari, S. & Sanchez, E.; "Object-fuzzy concept network: An enrichment of ontologies in semantic information retrieval", Journal of the American Society for Information Science and Technology, Volume 59, Issue 13, pp.2171-2185, 2008.
- [۷] Baziz, M., Boughanem, M., Prade, H., & Pasi., G.; "A fuzzy logic approach to information retrieval using an ontology-based representation of documents", Fuzzy logic and the semantic Web, Amsterdam: Elsevier , chap. 18, pp. 363-377, 2006.
- [۸] Calegari , S. & Farina, F.; "Fuzzy Ontologies and Scale-free Networks Analysis", International Journal of Computer Science and applications, pp.125-144, 2007.
- [۹] Russell, S. & Norvig, P.; *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 2nd Edition, Prentice Hall, 2002.

## زیرنویس‌ها

- <sup>1</sup> Simulated Annealing
- <sup>2</sup> Concept modifier
- <sup>3</sup> Hedge
- <sup>4</sup> Very
- <sup>5</sup> More or less
- <sup>6</sup> Membership modifier
- <sup>7</sup> Concentration
- <sup>8</sup> Dilation
- <sup>9</sup> Hill climbing