هوش مصنوعی پیشرفته

سیستم‌های خبره‌ی فازی

Fuzzy Expert Systems

کاظم فولادی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر
دانشگاه تهران

http://courses.fouladi.ir/aai

هوش مصنوعی پیشرفته

سیستم‌های خبره‌ی فازی

۱

مقدمه

سیستم‌های خبره

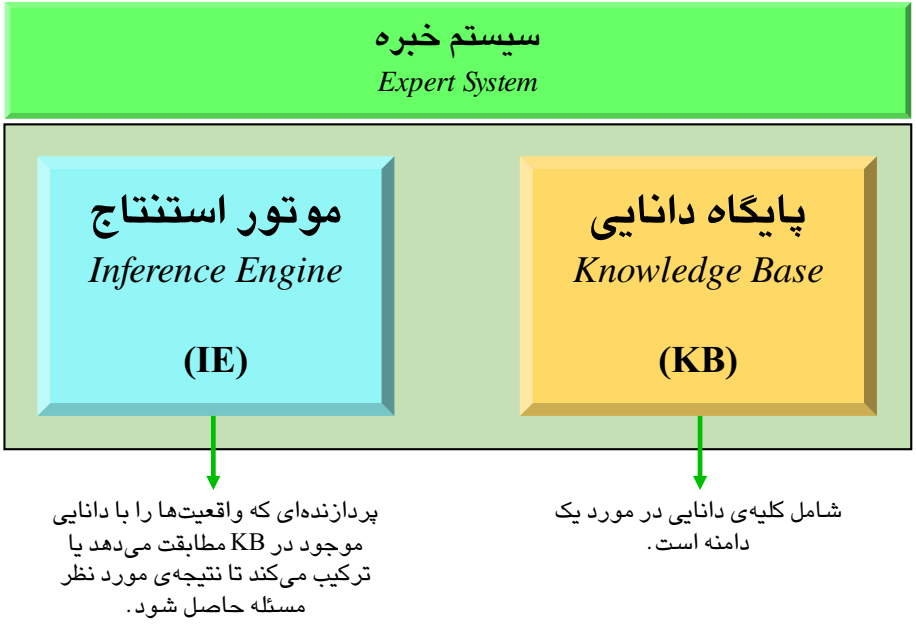
سیستم خبره
Expert System

یک برنامه‌ی کامپیوتری است که توانایی حل مسئله توسط یک خبره‌ی انسانی را مدل می‌کند.

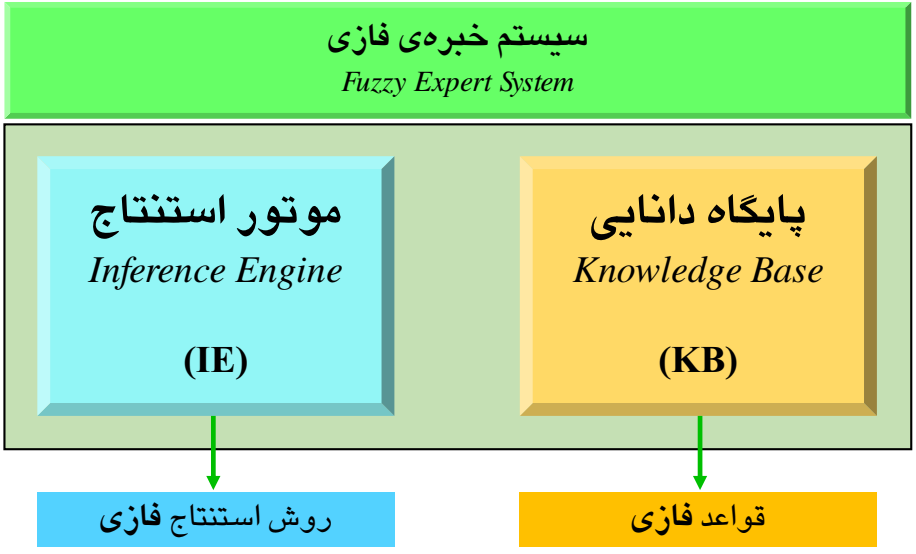
سیستم مبتنی بر دانایی
Knowledge-based System

سیستم‌های خبره

مؤلفه‌ها



سیستم‌های خبره‌ی فازی



قاعده‌ی فازی

FUZZY RULE

یک قاعده‌ی فازی، یک جمله‌ی شرطی در قالب زیر است:

$$\textbf{IF} \quad x \text{ is } A \quad \textbf{THEN} \quad y \text{ is } B$$

متغیرهای زبانی (متغیرهای فازی): $A \in \mathcal{F}(X)$, $B \in \mathcal{F}(Y)$

مقادیر زبانی (مقادیر فازی): x, y

عالم‌های سخن: X, Y

قاعده‌ی فازی

تفاوت بین قواعد کلاسیک و قواعد فازی: مثال

FUZZY RULE

قواعد کلاسیک از منطق دودویی استفاده می‌کنند:

Rule: 1
IF speed is > 100
THEN stopping_distance is long

Rule: 2
IF speed is < 40
THEN stopping_distance is short

قواعد فازی از منطق فازی استفاده می‌کنند:

متغیر زبانی — مقدار زبانی

Rule: 1
IF speed is fast
THEN stopping_distance is long

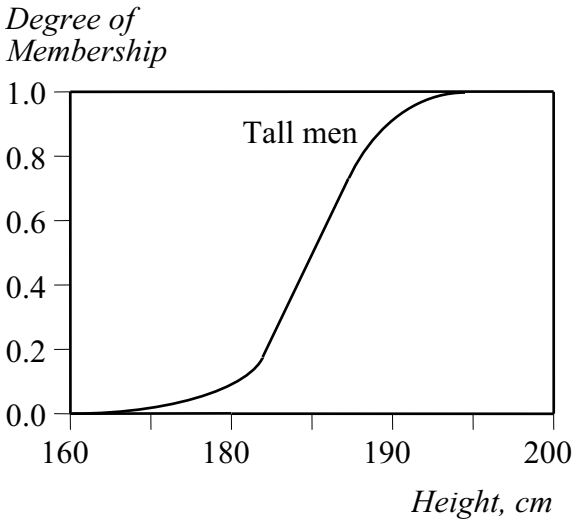
Rule: 2
IF speed is slow
THEN stopping_distance is short

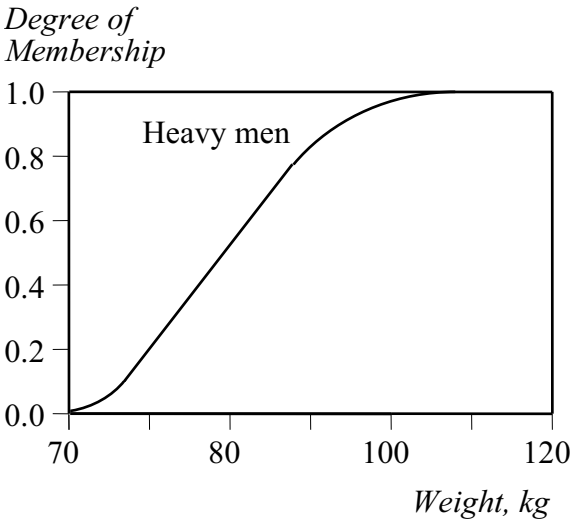
قواعد فازی بین مجموعه‌های فازی رابطه ایجاد می‌کنند.

اگر مقدم تا درجه‌ای درست باشد، در این صورت تالی نیز به همان درجه درست است.

قاعده‌ی فازی

مثال: رابطه‌ی قد و وزن



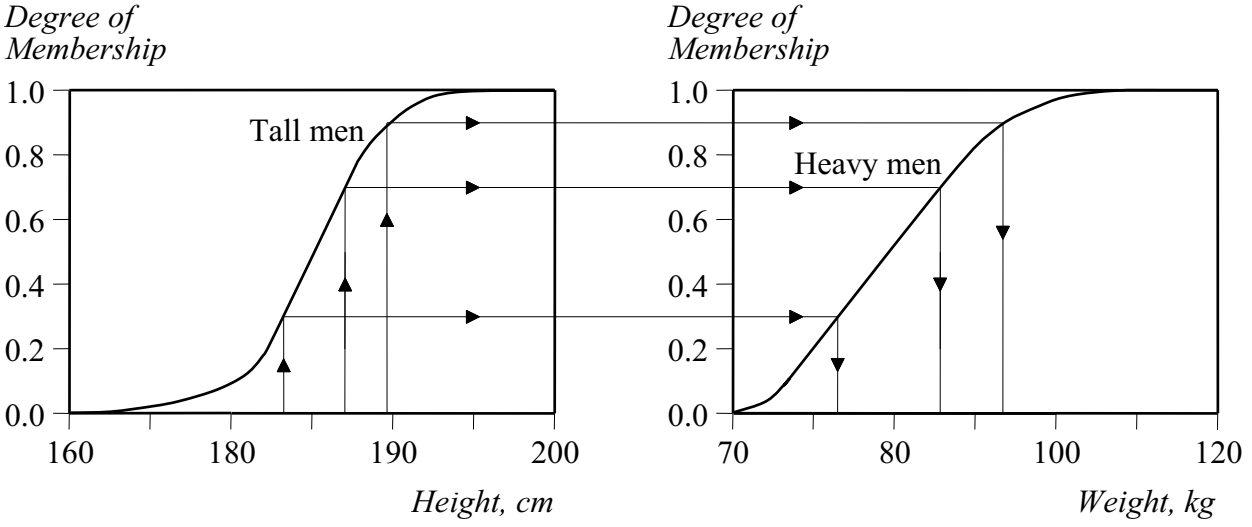


IF height is tall
THEN weight is heavy

قاعده‌ی فازی

مثال: رابطه‌ی قد و وزن: استنتاج فازی با روش انتخاب یکنوا

MONOTONIC SELECTION



IF height is tall
THEN weight is heavy

تخمین وزن (تالی) بر اساس همتایابی درجه‌ی عضویت قد (مقدم)

قاعده‌ی فازی

مثال: قاعده‌ی فازی با چند مقدم

IF project_duration is long
AND project_staffing is large
AND project_funding is inadequate
THEN risk is high

IF service is excellent
OR food is delicious
THEN tip is generous

قاعده‌ی فازی

مثال: قاعده‌ی فازی با چند تالی

IF temperature is hot
THEN hot_water is reduced;
cold_water is increased

هوش مصنوعی پیشرفته

سیستم‌های خبره‌ی فازی

۲

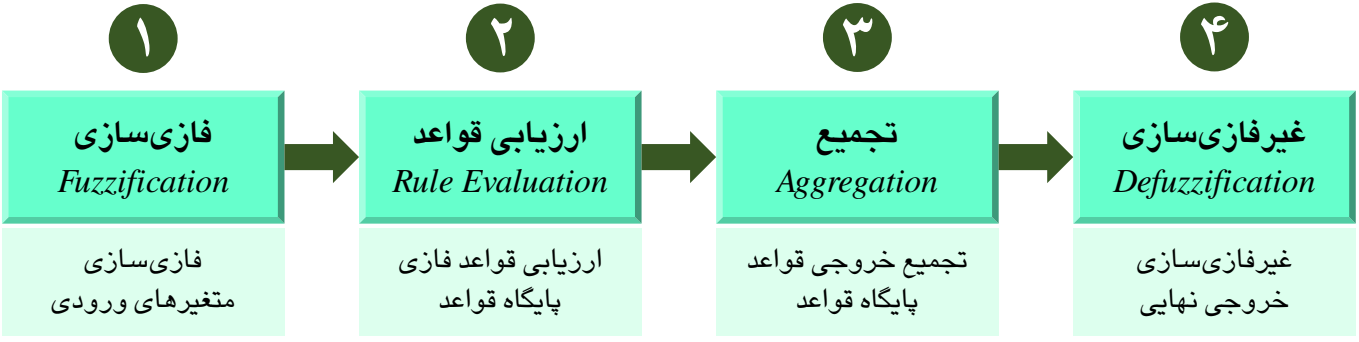
استنتاج در سیستم‌های خبره‌ی فازی

استنتاج فازی

FUZZY INFERENCE

روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method

1975, Professor Ebrahim Mamdani of London University



استنتاج فازی

مثال

یک مسئله‌ی «دو ورودی ـ یک خروجی» شامل «سه قاعده»

```
Rule: 1
IF    x is A3
OR    y is B1
THEN  z is C1

Rule: 2
IF    x is A2
AND   y is B2
THEN  z is C2

Rule: 3
IF    x is A1
THEN  z is C3
```

```
Rule: 1
      IF   project_funding is adequate
      OR   project_staffing is small
      THEN risk is low

Rule: 2
      IF   project_funding is marginal
      AND  project_staffing is large
      THEN risk is normal

Rule: 3
      IF   project_funding is inadequate
      THEN risk is high
```

استنتاج فازی

مثال: فازی‌سازی

۱ فازی‌سازی *Fuzzification*

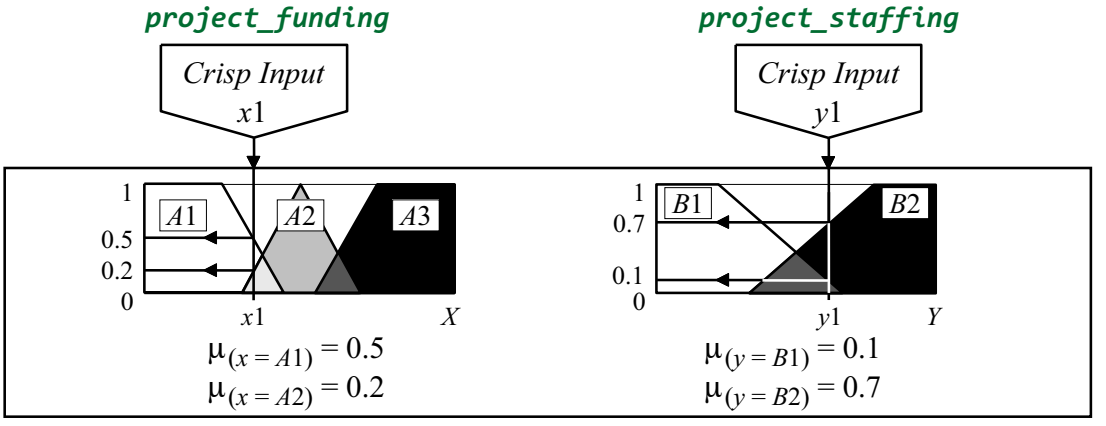
۲ ارزیابی قواعد *Rule Evaluation*

۳ تجمیع *Aggregation*

۴ غیرفازی‌سازی *Defuzzification*

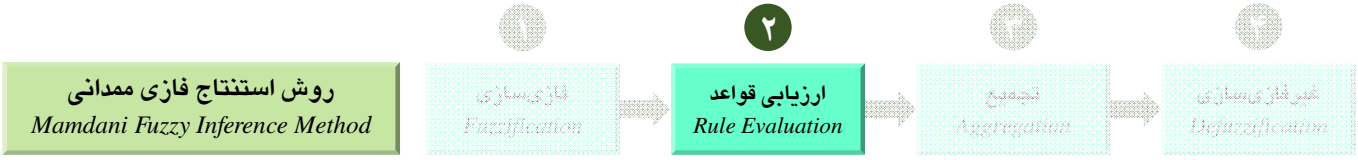
روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method

ابتدا ورودی‌های کریسپ x_1 و y_1 گرفته می‌شوند
و درجه‌ی عضویت هر یک از ورودی‌ها به مجموعه‌های فازی متناظر با آن محاسبه می‌شود.



استنتاج فازی

مثال: ارزیابی قواعد فازی



در گام دوم، ورودی‌های فازی‌شده را می‌گیریم
و آنها را به مقدم‌های قواعد فازی اعمال می‌کنیم.

$$\mu_{(x=A1)} = 0.5$$

$$\mu_{(x=A2)} = 0.2$$

$$\mu_{(y=B1)} = 0.1$$

$$\mu_{(y=B2)} = 0.7$$

اگر یک قاعده‌ی فازی چند مقدم داشت،
عملگر فازی مربوطه (AND یا OR) استفاده می‌شود
تا یک عدد واحد به‌عنوان نتیجه‌ی ارزیابی مقدم‌ها به‌دست آید.

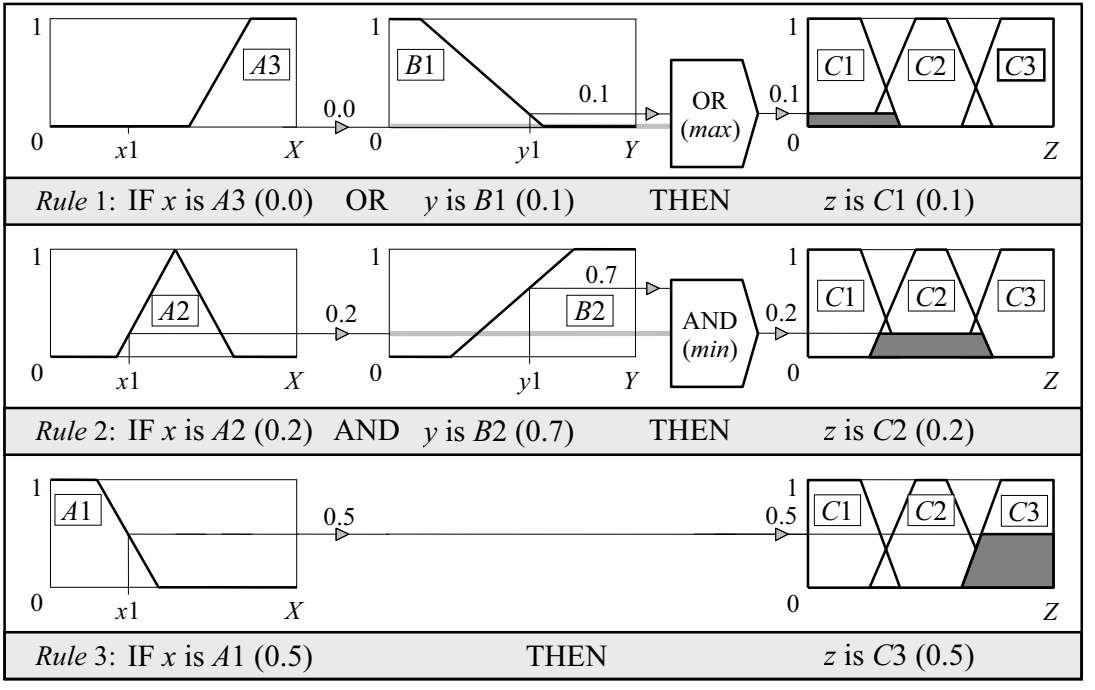
سپس، این عدد (مقدار درستی) به تابع عضویت تالی اعمال می‌شود: (روش **تقطیع** یا **تغییر اندازه**)

استنتاج فازی

مثال: ارزیابی قواعد فازی

۱ فازی‌سازی Fuzzification → ۲ **ارزیابی قواعد Rule Evaluation** → ۳ تجمیع Aggregation → ۴ غیرفازی‌سازی Defuzzification

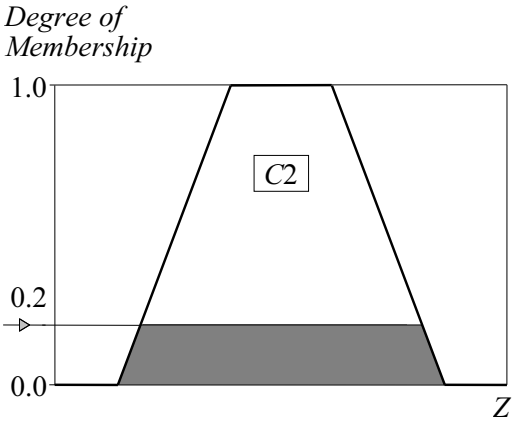
روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method



Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

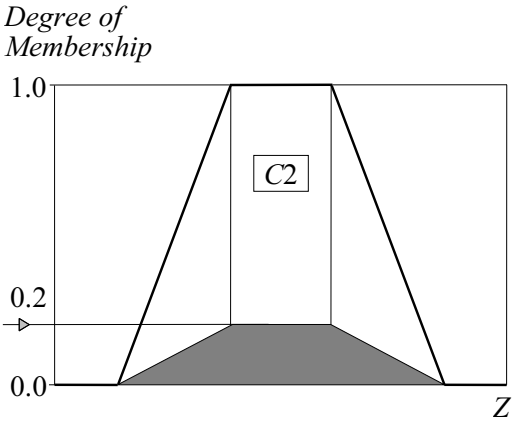
استنتاج فازی

روش‌های اعمال نتایج ارزیابی مقدم‌ها به تابع عضویت تالی



روش تقطیع
Clipping Method

برش تابع عضویت تالی
در سطح درستی مقدم
+ (پیچیدگی کمتر/سرعت بالاتر)
– از دست رفتن اطلاعات



روش تغییر اندازه
Scaling Method

تغییر ارتفاع (ضرب) تابع عضویت تالی
در سطح درستی مقدم
+ (پیچیدگی بیشتر/سرعت پایین‌تر)
– از دست رفتن کمتر اطلاعات

استنتاج فازی

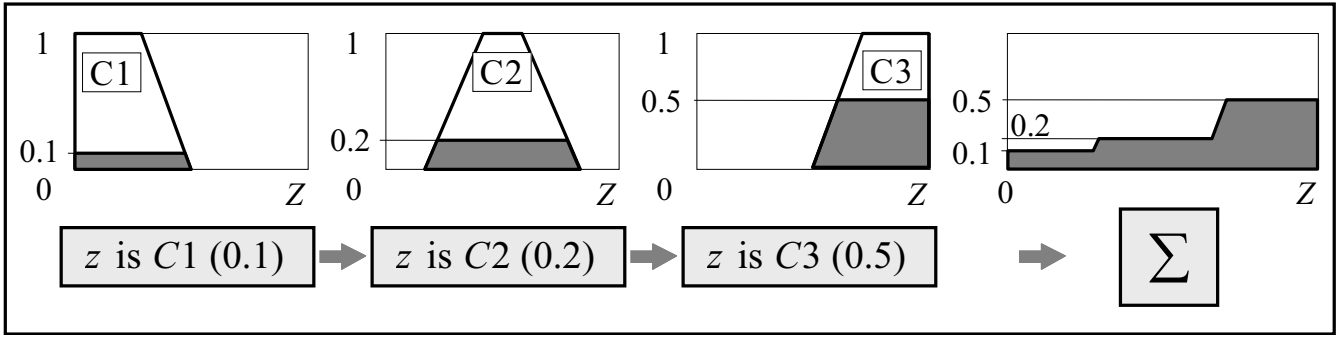
مثال: تجمیع خروجی قواعد

روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method

۱ فازی‌سازی *Fuzzification* → ۲ ارزیابی قواعد *Rule Evaluation* → ۳ **تجمیع** *Aggregation* → ۴ غیرفازی‌سازی *Defuzzification*

مرحله‌ی تجمیع، یکپارچه کردن خروجی‌های همه‌ی قواعد را انجام می‌دهد:
توابع عضویت همه‌ی تالی‌های قواعد (تقطیع‌شده یا تغییر مقیاس‌یافته) در یک مجموعه‌ی فازی ترکیب می‌شوند.

(برای هر متغیر خروجی یک ترکیب مستقل داریم.)



استنتاج فازی

مثال: غیرفازی‌سازی

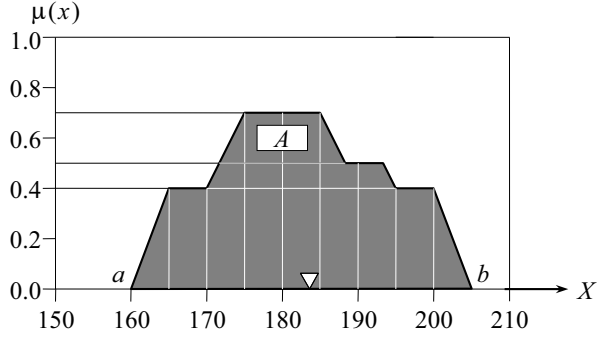
۱	۲	۳	۴
فازی‌سازی *Fuzzification*	ارزیابی قواعد *Rule Evaluation*	تجمیع *Aggregation*	**غیرفازی‌سازی** *Defuzzification*

روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method

آخرین گام در فرآیند استنتاج فازی، غیرفازی‌سازی است.

(فازی بودن به ما کمک می‌کند قواعد را ارزیابی کنیم، اما خروجی نهایی یک سیستم فازی باید یک عدد کریسپ باشد.)

(ورودی فرآیند غیرفازی‌سازی، خروجی تجمیع‌شده‌ی فازی و خروجی آن یک عدد واحد است.)



روش‌های مختلفی برای غیرفازی‌سازی وجود دارد، متداول‌ترین آنها، **مرکز جرم (مرکز: centroid)** است.

$$COG = \frac{\int_a^b x \cdot \mu_A(x)\,dx}{\int_a^b \mu_A(x)\,dx}$$

Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

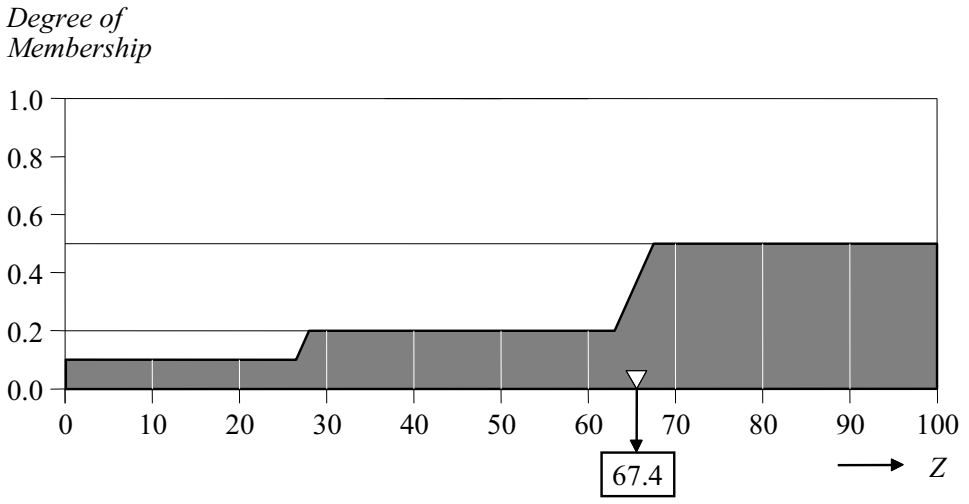
استنتاج فازی

مثال: غیرفازی‌سازی (محاسبه‌ی مرکز جرم)

روش استنتاج فازی ممدانی
Mamdani Fuzzy Inference Method

۱ فازی‌سازی *Fuzzification* → ۲ ارزیابی قواعد *Rule Evaluation* → ۳ تجمیع *Aggregation* → ۴ **غیرفازی‌سازی** *Defuzzification*

$$COG = \frac{(0+10+20)\times 0.1 + (30+40+50+60)\times 0.2 + (70+80+90+100)\times 0.5}{0.1+0.1+0.1+0.2+0.2+0.2+0.2+0.5+0.5+0.5+0.5} = 67.4$$



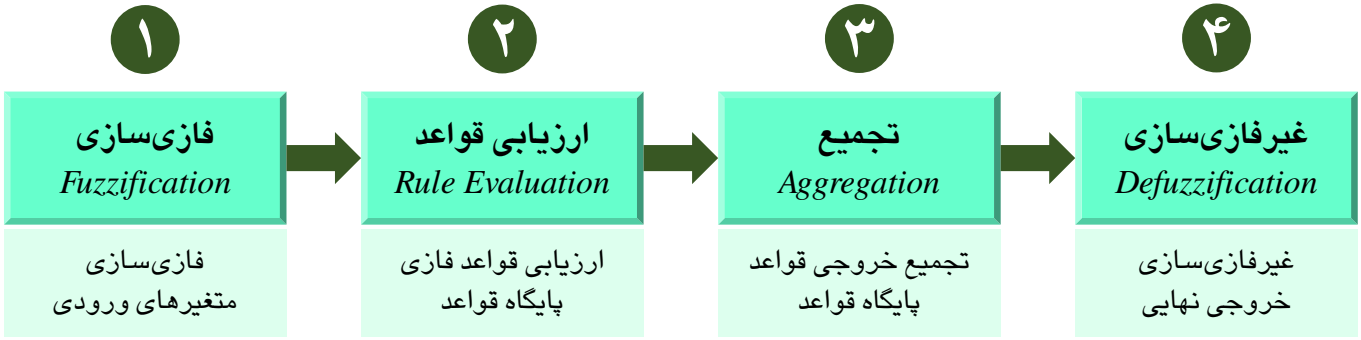
Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

استنتاج فازی

FUZZY INFERENCE

روش استنتاج فازی سوگنو
Sugeno Fuzzy Inference Method

Michio Sugeno



روش سوگنو از تابع ضربه‌ی تکی (singleton spike) به‌عنوان تابع عضویت تالی قاعده استفاده می‌کند.
(تابعی که در یک نقطه‌ی خاص از عالم سخن مقدار دارد و در مابقی جاها صفر است.)

استنتاج فازی

FUZZY INFERENCE

قاعده‌ی فازی به سبک سوگنو
Sugeno-Style Fuzzy Rule

IF x is A
AND y is B
THEN z is $f(x,y)$

$A \in \mathcal{F}(X)$
$B \in \mathcal{F}(Y)$

برای تالی قاعده، به‌جای یک مجموعه‌ی فازی از یک تابع ریاضی از متغیرهای ورودی استفاده می‌شود.

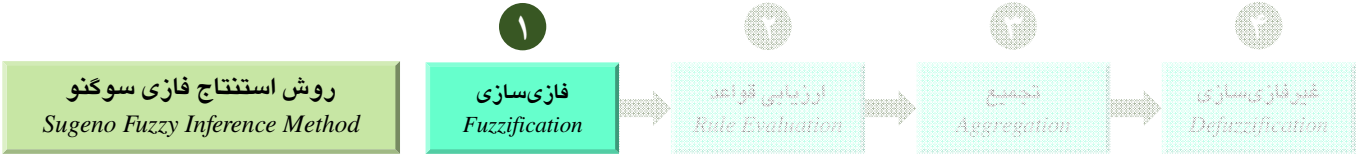
قاعده‌ی فازی به سبک سوگنو مرتبه‌ی صفر
Zero-Order Sugeno-Style Fuzzy Rule

IF x is A
AND y is B
THEN z is k ← مقدار ثابت

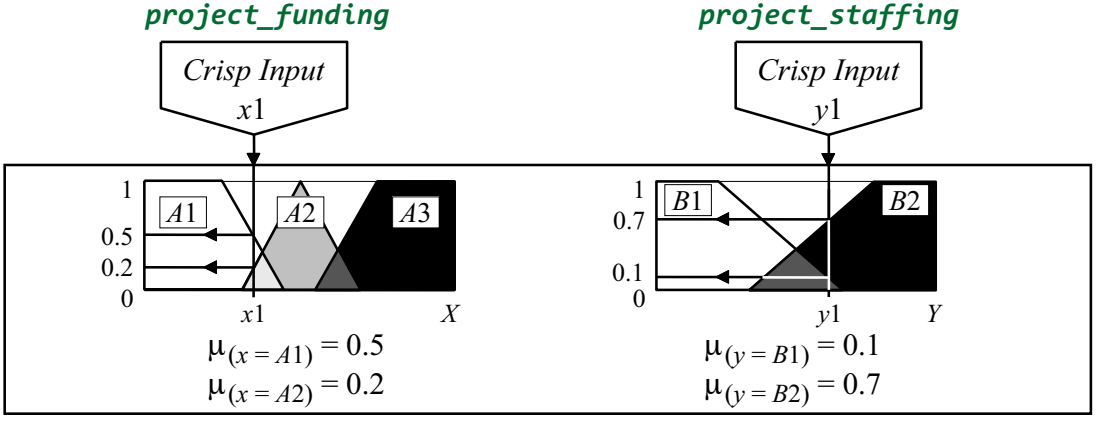
در این حالت، خروجی هر قاعده‌ی فازی، ثابت است.
همه‌ی توابع عضویت تالی، به‌وسیله‌ی ضربه‌های تکی بازنمایی می‌شوند.

استنتاج فازی

مثال: فازی‌سازی



ابتدا ورودی‌های کریسپ x_1 و y_1 گرفته می‌شوند
و درجه‌ی عضویت هر یک از ورودی‌ها به مجموعه‌های فازی متناظر با آن محاسبه می‌شود.



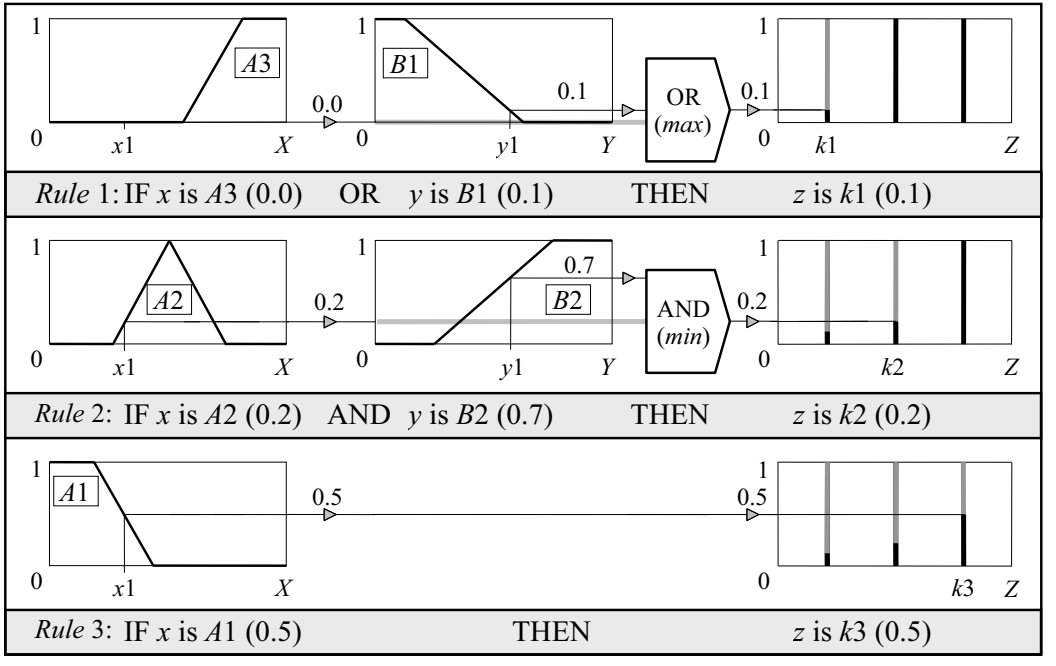
Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

استنتاج فازی

مثال : ارزیابی قواعد فازی

روش استنتاج فازی سوگنو
Sugeno Fuzzy Inference Method

۱ فازی‌سازی *Fuzzification* → **۲ ارزیابی قواعد** *Rule Evaluation* → ۳ تجمیع *Aggregation* → ۴ غیرفازی‌سازی *Defuzzification*



Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

استنتاج فازی

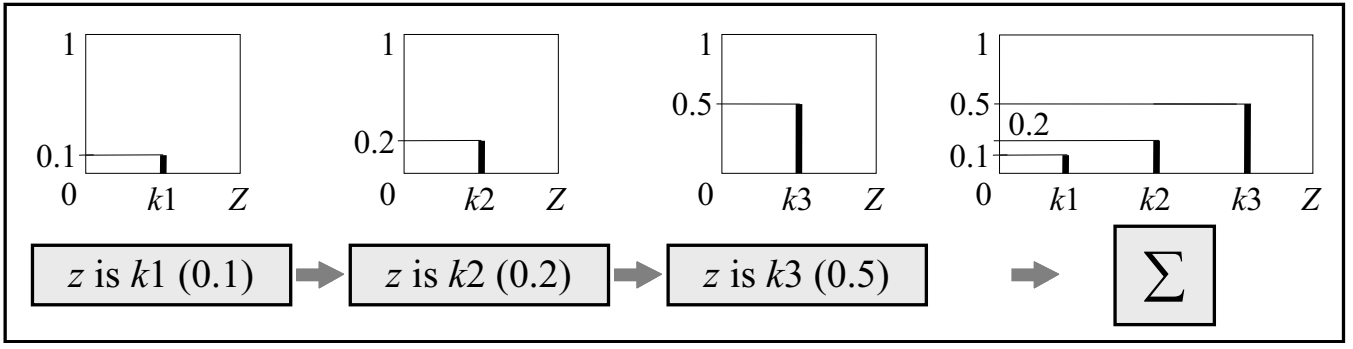
مثال: تجمیع خروجی قواعد

روش استنتاج فازی سوگنو
Sugeno Fuzzy Inference Method

۱ فازی‌سازی *Fuzzification* → ۲ ارزیابی قواعد *Rule Evaluation* → **۳ تجمیع *Aggregation*** → ۴ غیرفازی‌سازی *Defuzzification*

مرحله‌ی تجمیع، یکپارچه کردن خروجی‌های همه‌ی قواعد را انجام می‌دهد.

(برای هر متغیر خروجی یک ترکیب مستقل داریم.)



استنتاج فازی

مثال: غیرفازی‌سازی

۴ **غیرفازی‌سازی** *Defuzzification* ← ۳ تجمیع *Aggregation* ← ۲ ارزیابی قواعد *Rule Evaluation* ← ۱ فازی‌سازی *Fuzzification*

روش استنتاج فازی سوگنو
Sugeno Fuzzy Inference Method

آخرین گام در فرآیند استنتاج فازی، غیرفازی‌سازی است.

(فازی بودن به ما کمک می‌کند قواعد را ارزیابی کنیم، اما خروجی نهایی یک سیستم فازی باید یک عدد کریسپ باشد.)

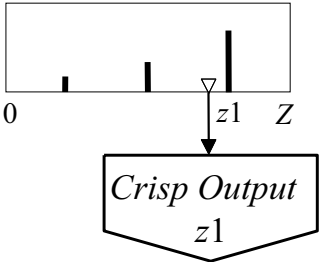
(ورودی فرآیند غیرفازی‌سازی، خروجی تجمیع‌شده‌ی فازی و خروجی آن یک عدد واحد است.)

غیرفازی‌سازی به سبک سوگنو
Sugeno-Style Defuzzification

متوسط گیری وزن‌دار
Weighted Average

$$WA = \frac{\sum_i k_i \cdot \mu(k_i)}{\sum_i \mu(k_i)}$$

$$WA = \frac{\mu(k1)\times k1 + \mu(k2)\times k2 + \mu(k3)\times k3}{\mu(k1)+\mu(k2)+\mu(k3)}$$
$$= \frac{0.1\times 20 + 0.2\times 50 + 0.5\times 80}{0.1+0.2+0.5}$$
$$= 65$$



هوش مصنوعی پیشرفته

سیستم‌های خبره‌ی فازی

۳

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

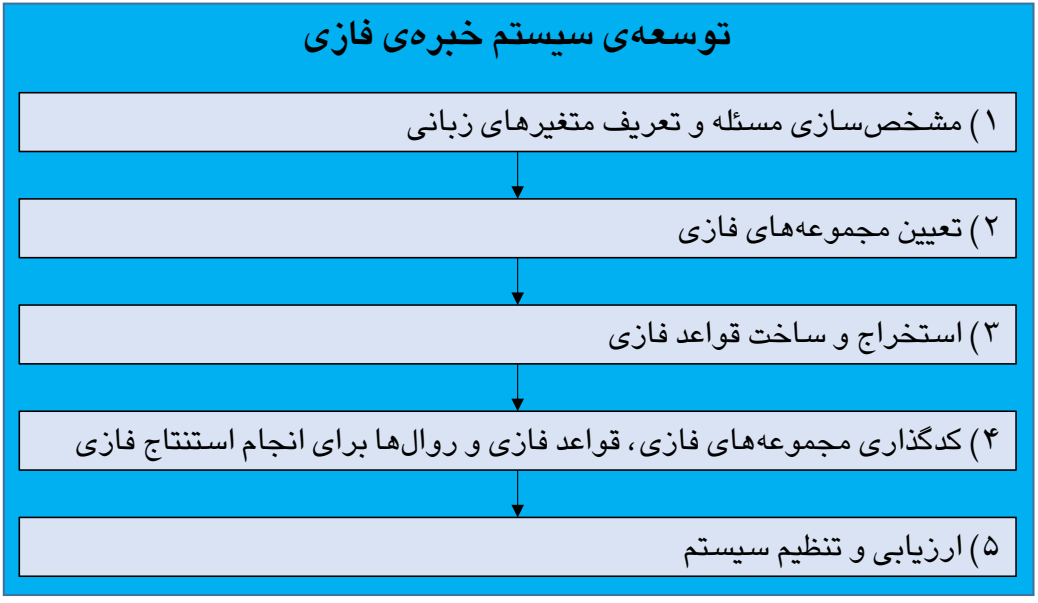
BUILDING A FUZZY EXPERT SYSTEM: CASE STUDY

- یک مرکز سرویس، قطعات یدکی را نگهداری می‌کند و قطعات خراب را تعمیر می‌کند.
- یک مشتری، یک قطعه‌ی خراب را می‌آورد و یک قطعه‌ی یدکی از همان نوع دریافت می‌کند.
- قطعه‌های خراب تعمیر می‌شوند، در قفسه قرار می‌گیرند و در نتیجه تبدیل به قطعه‌ی یدکی می‌شوند.

- **هدف:**

  ارائه‌ی توصیه به مدیر مرکز سرویس با سیاست‌های تصمیم خاص برای راضی کردن مشتریان

فرآیند توسعه‌ی یک سیستم خبره‌ی فازی



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۱) مشخص‌سازی مسئله و تعریف متغیرهای زبانی

چهار متغیر زبانی اصلی داریم:

- زمان انتظار متوسط (تاخیر میانگین) m
- تعداد سرویس‌دهندگان s
- فاکتور بهره‌وری تعمیر ρ
- تعداد اولیه‌ی قطعات یدکی n

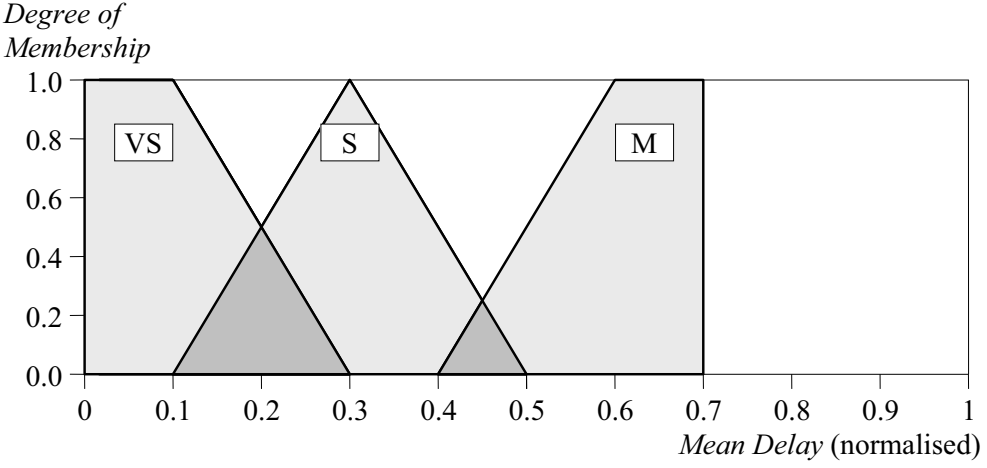
Linguistic Variable: *Mean Delay*, *m*		
Linguistic Value	Notation	Numerical Range (normalised)
Very Short	VS	[0, 0.3]
Short	S	[0.1, 0.5]
Medium	M	[0.4, 0.7]
Linguistic Variable: *Number of Servers*, *s*		
Linguistic Value	Notation	Numerical Range (normalised)
Small	S	[0, 0.35]
Medium	M	[0.30, 0.70]
Large	L	[0.60, 1]
Linguistic Variable: *Repair Utilisation Factor*, ρ		
Linguistic Value	Notation	Numerical Range
Low	L	[0, 0.6]
Medium	M	[0.4, 0.8]
High	H	[0.6, 1]
Linguistic Variable: *Number of Spares*, *n*		
Linguistic Value	Notation	Numerical Range (normalised)
Very Small	VS	[0, 0.30]
Small	S	[0, 0.40]
Rather Small	RS	[0.25, 0.45]
Medium	M	[0.30, 0.70]
Rather Large	RL	[0.55, 0.75]
Large	L	[0.60, 1]
Very Large	VL	[0.70, 1]

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۲) تعیین مجموعه‌های فازی

مجموعه‌های فازی می‌توانند شکل‌های متنوعی داشته باشند؛
اما، توابع مثلثی یا ذوزنقه‌ای شکل،
اغلب بازنمایی کافی از دانایی خبره فراهم می‌کنند
و به طور همزمان، فرآیند محاسبه را ساده می‌کنند.

مجموعه‌ی فازی برای m

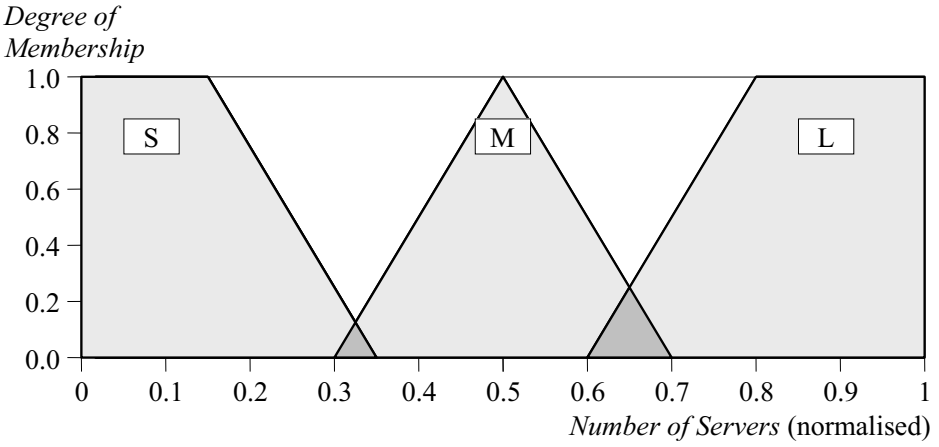


ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۲) تعیین مجموعه‌های فازی

مجموعه‌های فازی می‌توانند شکل‌های متنوعی داشته باشند؛
اما، توابع مثلثی یا ذوزنقه‌ای شکل،
اغلب بازنمایی کافی از دانایی خبره فراهم می‌کنند
و به طور همزمان، فرآیند محاسبه را ساده می‌کنند.

مجموعه‌ی فازی برای s

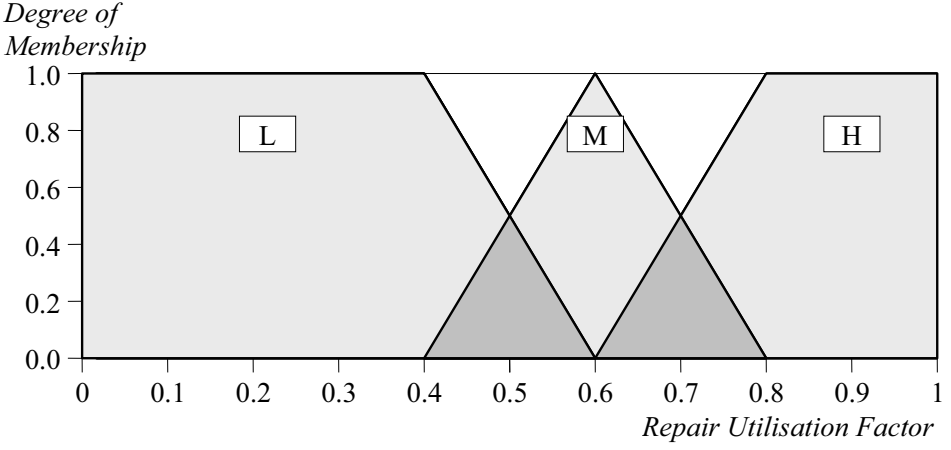


ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۲) تعیین مجموعه‌های فازی

مجموعه‌های فازی می‌توانند شکل‌های متنوعی داشته باشند؛
اما، توابع مثلثی یا ذوزنقه‌ای شکل،
اغلب بازنمایی کافی از دانایی خبره فراهم می‌کنند
و به طور همزمان، فرآیند محاسبه را ساده می‌کنند.

مجموعه‌ی فازی برای ρ

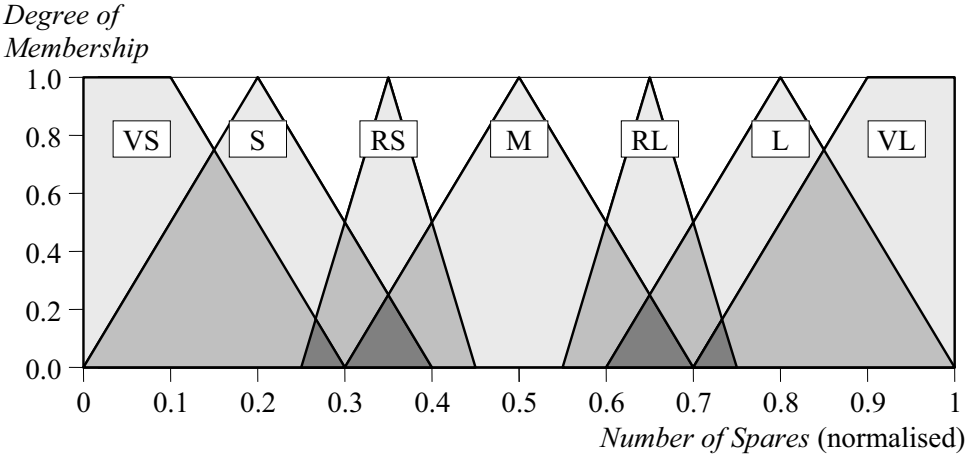


ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۲) تعیین مجموعه‌های فازی

مجموعه‌های فازی می‌توانند شکل‌های متنوعی داشته باشند؛
اما، توابع مثلثی یا ذوزنقه‌ای شکل،
اغلب بازنمایی کافی از دانایی خبره فراهم می‌کنند
و به طور همزمان، فرآیند محاسبه را ساده می‌کنند.

مجموعه‌ی فازی برای n



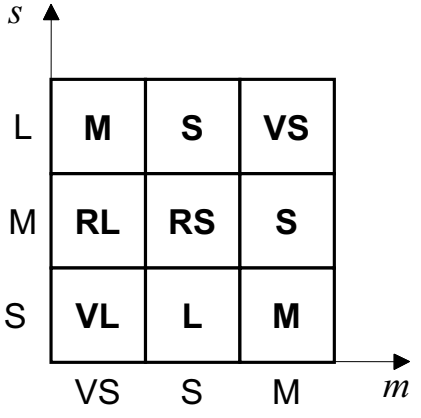
ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۳) استخراج و ساخت قواعد فازی

باید از خبره بخواهیم تا توضیح دهد
مسئله چگونه می‌تواند با استفاده از متغیرهای زبانی تعریف شده در قبل حل شود؟

دانایی لازم می‌تواند از سایر منابع (کتاب‌ها، اینترنت، رفتارهای مشاهده شده و ...) گردآوری شود.

بازنمایی نگاشت پیوندی فازی مربعی



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۳) استخراج و ساخت قواعد فازی

جدول قواعد

Rule	*m*	*s*	ρ	*n*	Rule	*m*	*s*	ρ	*n*	Rule	*m*	*s*	ρ	*n*
1	VS	S	L	VS	10	VS	S	M	S	19	VS	S	H	VL
2	S	S	L	VS	11	S	S	M	VS	20	S	S	H	L
3	M	S	L	VS	12	M	S	M	VS	21	M	S	H	M
4	VS	M	L	VS	13	VS	M	M	RS	22	VS	M	H	M
5	S	M	L	VS	14	S	M	M	S	23	S	M	H	M
6	M	M	L	VS	15	M	M	M	VS	24	M	M	H	S
7	VS	L	L	S	16	VS	L	M	M	25	VS	L	H	RL
8	S	L	L	S	17	S	L	M	RS	26	S	L	H	M
9	M	L	L	VS	18	M	L	M	S	27	M	L	H	RS

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۳) استخراج و ساخت قواعد فازی

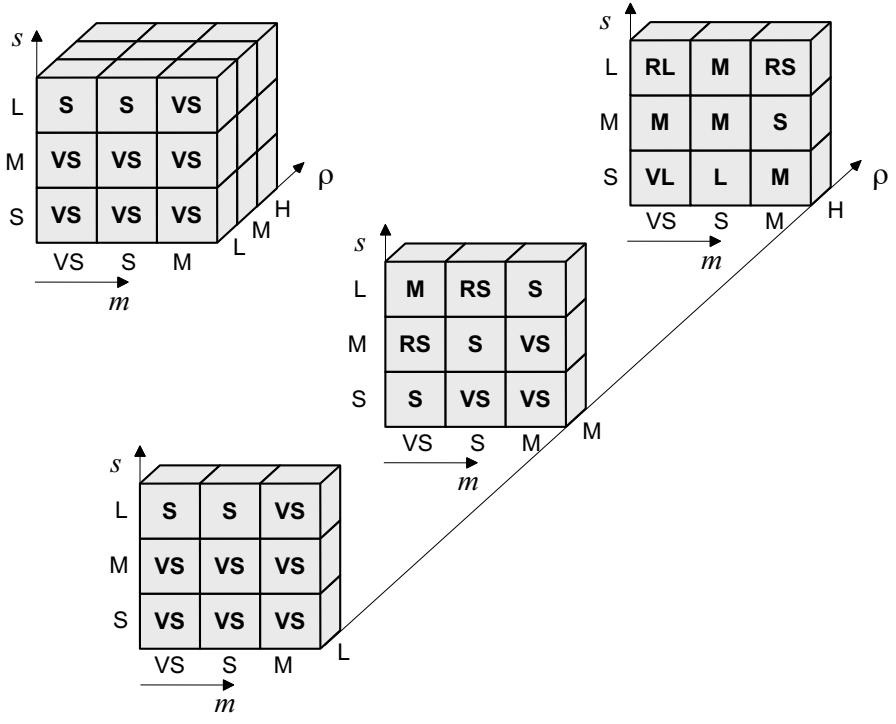
پایگاه قواعد ۱

1. If (utilisation_factor is L) then (number_of_spares is S)
2. If (utilisation_factor is M) then (number_of_spares is M)
3. If (utilisation_factor is H) then (number_of_spares is L)
4. If (mean_delay is VS) and (number_of_servers is S) then (number_of_spares is VL)
5. If (mean_delay is S) and (number_of_servers is S) then (number_of_spares is L)
6. If (mean_delay is M) and (number_of_servers is S) then (number_of_spares is M)
7. If (mean_delay is VS) and (number_of_servers is M) then (number_of_spares is RL)
8. If (mean_delay is S) and (number_of_servers is M) then (number_of_spares is RS)
9. If (mean_delay is M) and (number_of_servers is M) then (number_of_spares is S)
10. If (mean_delay is VS) and (number_of_servers is L) then (number_of_spares is M)
11. If (mean_delay is S) and (number_of_servers is L) then (number_of_spares is S)
12. If (mean_delay is M) and (number_of_servers is L) then (number_of_spares is VS)

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۳) استخراج و ساخت قواعد فازی

Cube FAM of Rule Base 2



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۴) کدگذاری مجموعه‌های فازی، قواعد فازی و روال‌ها برای انجام استنتاج فازی

استفاده از یک زبان برنامه‌نویسی رایج برای کدنویسی
یا
استفاده از یک ابزار توسعه‌ی منطق فازی
(مانند MATLAB Fuzzy Logic Toolbox)

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

آخرین و پرزحمت‌ترین کار، ارزیابی و تنظیم سیستم است.

می‌خواهیم ببینیم که آیا سیستم فازی ما نیازمندی‌های مشخص شده از ابتدا را رعایت می‌کند یا خیر.

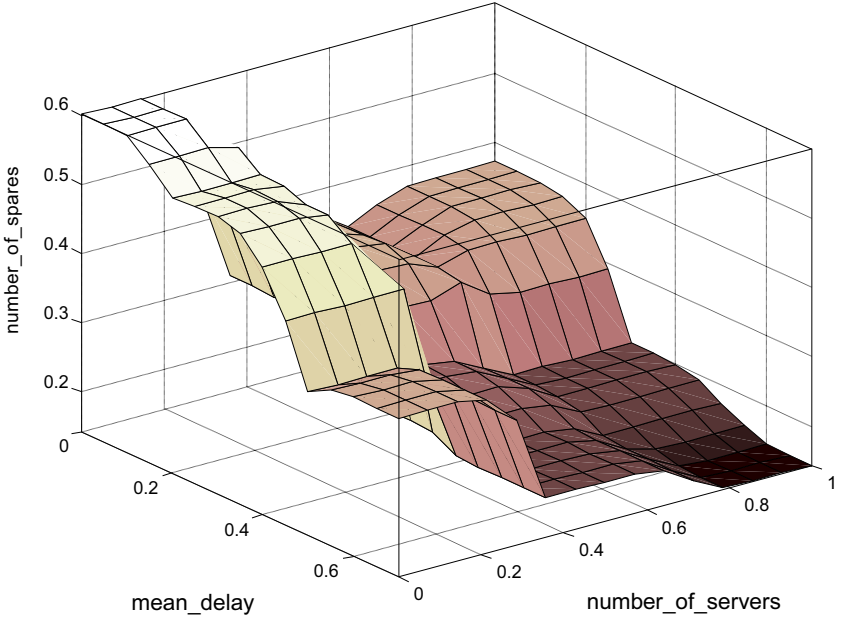
نیاز به نمونه موقعیت‌های مختلف برای تست داریم.

جعبه‌ابزار منطق فازی در متلب،
می‌تواند رویه‌هایی را تولید کند
که به ما در تحلیل کارآیی سیستم کمک می‌کند.

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

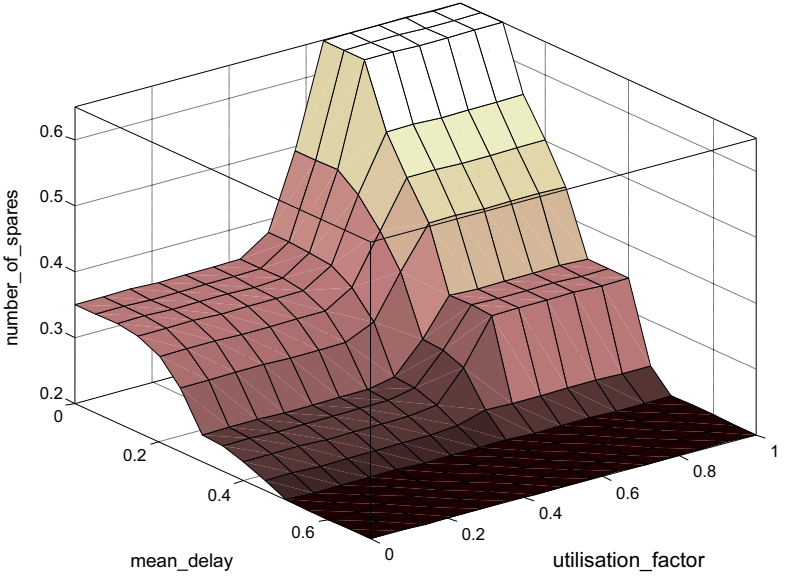
Three-dimensional plots for Rule Base 1



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

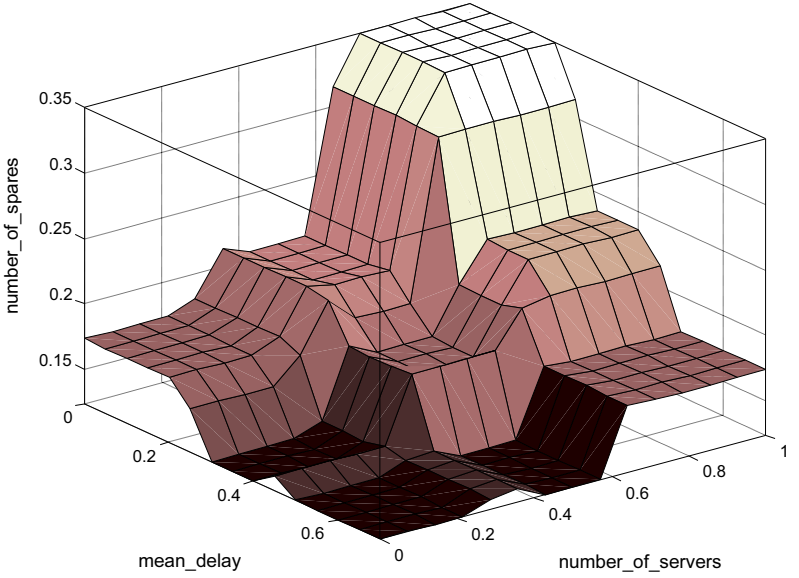
Three-dimensional plots for Rule Base 1



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

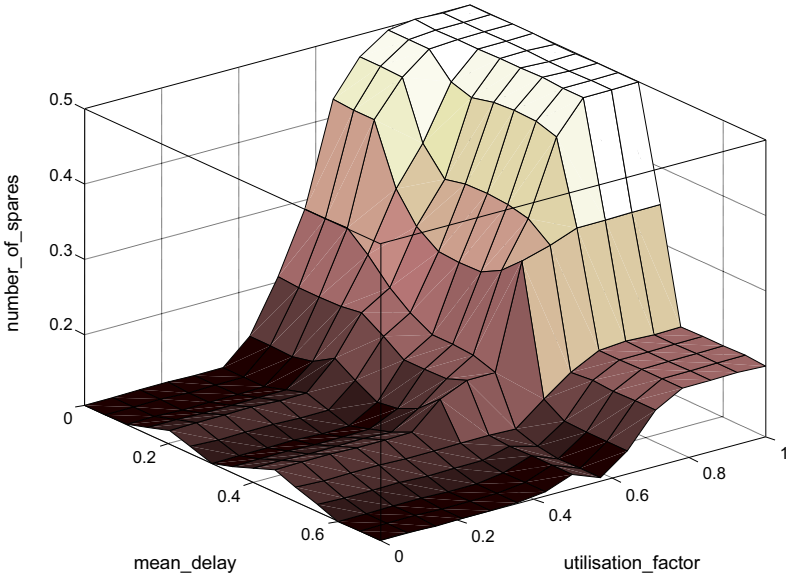
Three-dimensional plots for Rule Base 2



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

Three-dimensional plots for Rule Base 2



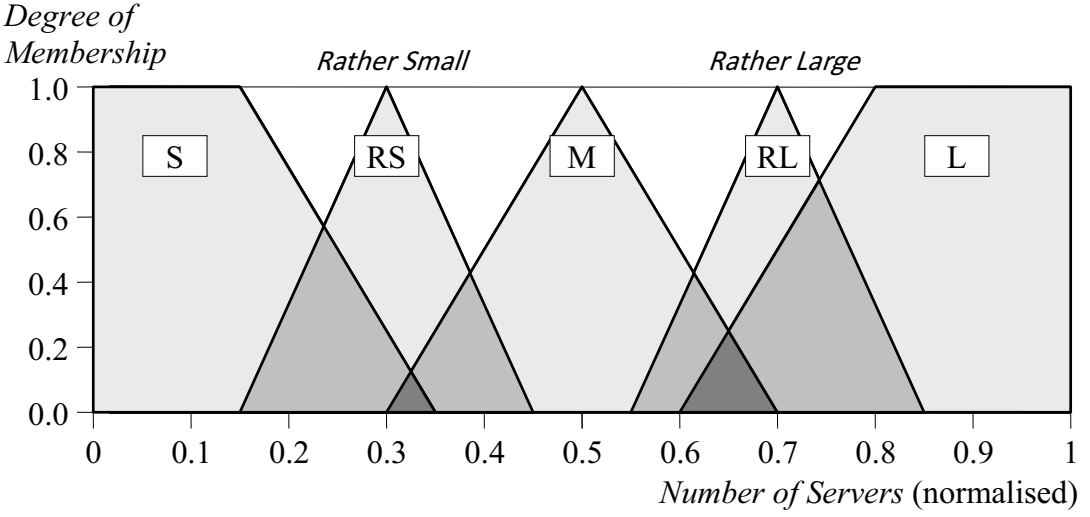
ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

ممکن است خبره از کارآیی سیستم راضی نباشد.

برای بهبود کارآیی سیستم،
ممکن است بخواهیم ازمجموعه‌های بیشتری بر روی عالم سخن «تعداد سرویس‌دهنده‌ها» استفاده کنیم
و پایگاه قواعد را گسترش بدهیم.

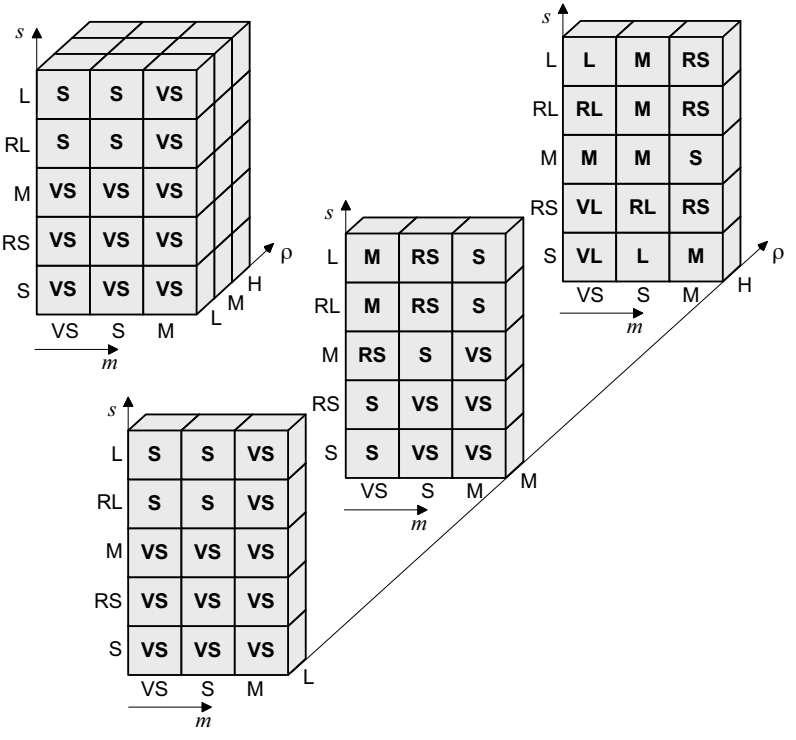
Three-dimensional plots for Rule Base 2



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

Cube FAM of Rule Base 3

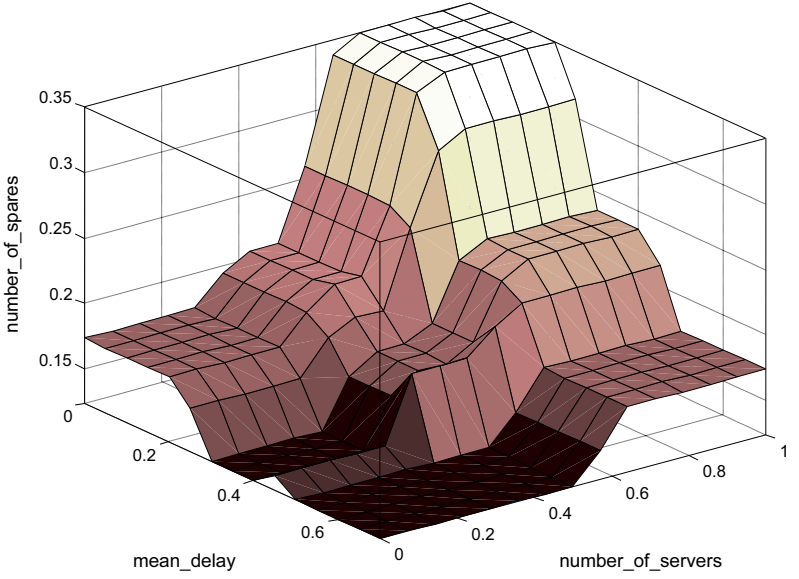


Prepared by Kazim Fouladi | Spring 2017 | 2nd Edition
کاظم فولادی

ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

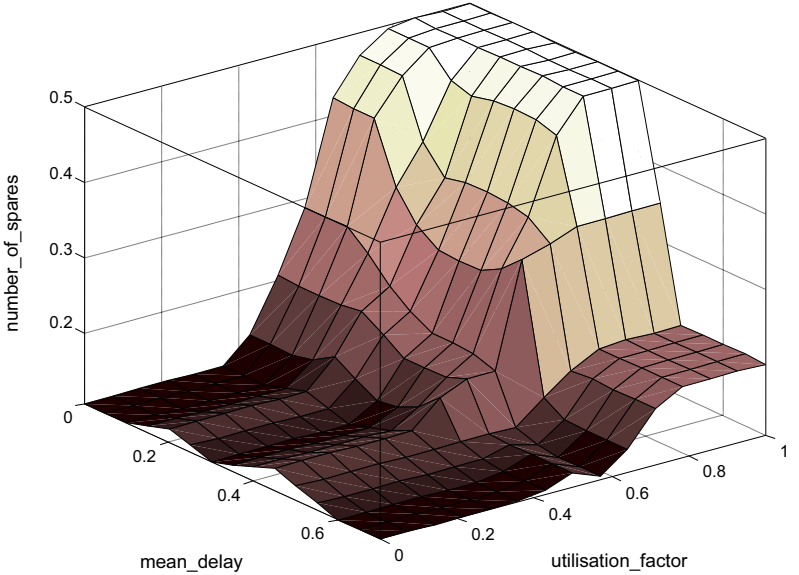
Three-dimensional plots for Rule Base 3



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

Three-dimensional plots for Rule Base 3



ساخت یک سیستم خبره‌ی فازی: مورد مطالعاتی

گام ۵) ارزیابی و تنظیم سیستم

تنظیم سیستم‌های خبره‌ی فازی

۱) بازبینی متغیرهای ورودی و خروجی مدل و تعریف مجدد بازه‌ی آنها در صورت لزوم

↓

۲) بازبینی مجموعه‌های فازی، و تعریف مجموعه‌های بیشتر روی عالم سخن در صورت لزوم

↓

۳) ایجاد همپوشانی کافی بین مجموعه‌های همسایه (حدوداً ۲۵ تا ۵۰ درصد اشتراک قاعده مثلث/ذوزنقه‌ها)

↓

۴) بازبینی قواعد موجود، و افزودن قواعد جدید به پایگاه قواعد در صورت لزوم

↓

۵) بررسی پایگاه قواعد برای استفاده از مزیت هج‌ها

↓

۶) تنظیم وزن اجرای قواعد بر اساس اهمیت آنها

↓

۷) بازبینی شکل توابع عضویت فازی

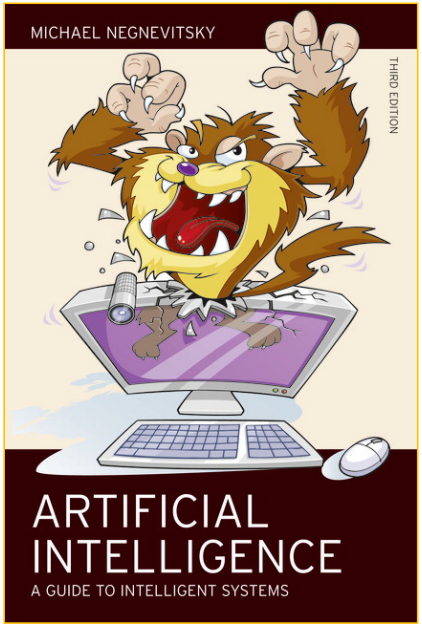
هوش مصنوعی

سیستم‌های خبره‌ی فازی

۴

منابع، مطالعه، تکلیف

منبع اصلی



Michael Negnevitsky,
Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems,
Pearson Education Canada, 2011.
Chapter 4

Fuzzy expert systems 4

In which we present fuzzy set theory, consider how to build fuzzy expert systems and illustrate the theory through an example.

4.1 Introduction, or what is fuzzy thinking?

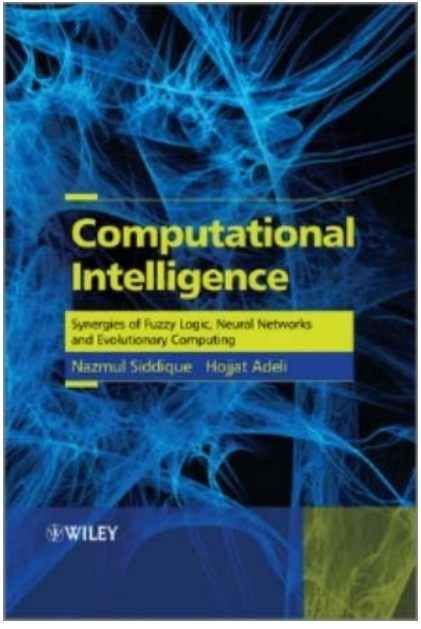
Experts usually rely on **common sense** when they solve problems. They also use vague and ambiguous terms. For example, an expert might say, 'Though the power transformer is **slightly** overloaded, I can keep this load for **a while**'. Other experts have no difficulties with understanding and interpreting this statement because they have the background to hearing problems described like this. However, a knowledge engineer would have difficulties providing a computer with the same level of understanding. How can we represent expert knowledge that uses vague and ambiguous terms in a computer? Can it be done at all?

This chapter attempts to answer these questions by exploring the **fuzzy set theory** (or **fuzzy logic**). We review the philosophical ideas behind fuzzy logic, study its apparatus and then consider how fuzzy logic is used in fuzzy expert systems.

Let us begin with a trivial, but still basic and essential, statement: fuzzy logic is not logic that is fuzzy, but logic that is used to describe fuzziness. Fuzzy logic is the theory of fuzzy sets, sets that calibrate vagueness. Fuzzy logic is based on the idea that all things admit of degrees. Temperature, height, speed, distance, beauty – all come on a sliding scale. The motor is running **really hot**. Tom is a **very tall** guy. Electric cars are **not very fast**. **High**-performance drives require **very rapid** dynamics and **precise** regulation. Hobart is **quite a short** distance from Melbourne. Sydney is a **beautiful** city. Such a sliding scale often makes it impossible to distinguish members of a class from non-members. When does a hill become a mountain?

Boolean or conventional logic uses sharp distinctions. It forces us to draw lines between members of a class and non-members. It makes us draw lines in the sand. For instance, we may say, 'The maximum range of an electric vehicle is short', regarding a range of 300 km or less as short, and a range greater than 300 km as long. By this standard, any electric vehicle that can cover a distance of 301 km (or 300 km and 500 m or even 300 km and 1 m) would be described as

منبع دوم



Nazmul Siddique, Hojjat Adeli,
Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing,
John Wiley & Sons, 2013.
Chapter 2, 3

2

Introduction to Fuzzy Logic

2.1 Introduction

In classical (Newtonian) mechanics, uncertainty was considered as undesirable and to be avoided by any means. In the late nineteenth century, researchers started to realize that no physical system exists without a certain amount of uncertainty. This is a phenomenon without which the description of a system or model is incomplete. A trend started then in science and engineering to incorporate uncertainty in system models. At this stage uncertainty was quantified with the help of probability theory, developed in the eighteenth century by Thomas Bayes (Price, 1763). The expression of uncertainty using probability theory was first challenged by Max Black (Black, 1937). He proposed a degree as a measure of vagueness. Vagueness can be used to describe a certain kind of uncertainty. For example, John is young. The proposition defined here is vague. He pointed out two main ideas: one is the nature and observability of vagueness and the other is the relevance of vagueness for logic. Black proposed vague sets defined by a membership curve. This was the first attempt to give a precise mathematical theory for sets where there is a membership curve.

There was another movement present in the philosophy, among logicians. The most basic assumptions of classical (or two-valued) propositional as well as first-order logic are the principles of bivalence and compositionality. The principle of bivalence is the assumption that each sentence is either true or false under any one of the interpretations, i.e., has exactly one of the truth values usually denoted numerically by 1 and 0. The problem of future contingencies was a source of many unresolved debates during the middle ages, continuing until the revival of the field of logic in the second half of the nineteenth century. In the second half of the nineteenth century, dissatisfaction with the principle of bivalence appeared (Gottwald, 2001). Charles Sanders Peirce laughed at the 'sheep and goat separators' who split the world into true and false. Around 1867, Peirce set up a triadic trichotomic semiotic as a new type of logic of universal nature. It necessarily derives from a general philosophical system, the doctrine of the continuum. All that exists is continuous and such a continuum governs knowledge and implies generality (Eisele, 1979).

Following the doctrine of the continuum, new interest in multi-valued logic began in the early twentieth century. The real starting phase of many-valued logic began in the 1920s and continued until 1930. The main driving force behind the development was the Polish

Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing, First Edition.
Nazmul Siddique and Hojjat Adeli.
© 2013 John Wiley & Sons, Ltd. Published 2013 by John Wiley & Sons, Ltd.