

هسته آنالیز تصاویر چشم

مرکز پردازش تصویر و سیگنال پزشکی

# رجیستر کردن تصاویر به کمک سیستم فازی TSK بهبود یافته

پاییز ۱۴۰۱

منیره شیخ حسینی

مقدمه

۱

مروری بر سیستم فازی

۲

معرفی روش های پیشنهادی

۳



## ● ردیابی حرکت بطن چپ در تصاویر اکوکاردیوگرافی سه بعدی

● تطبیق بلوکی: BM- RFBM

● شار نوری: S\_Demons- AAOF

● انطباق تصویر: AFFD

● روش های مبتنی بر یادگیری: Deep learning



STRAUS

پایگاه داده مصنوعی

CETUS

پایگاه داده واقعی

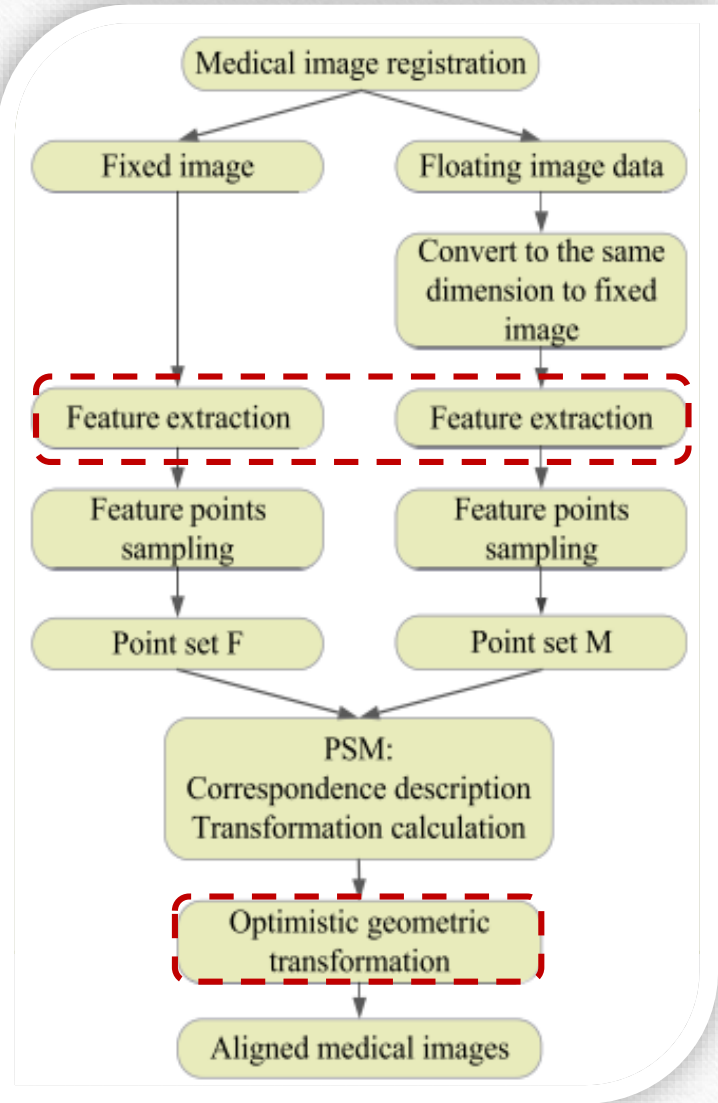
استخراج ویژگی در انطباق تصویر

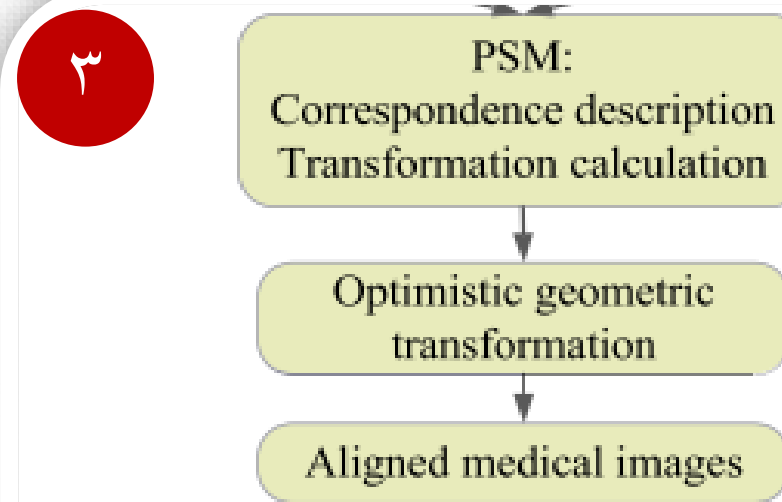
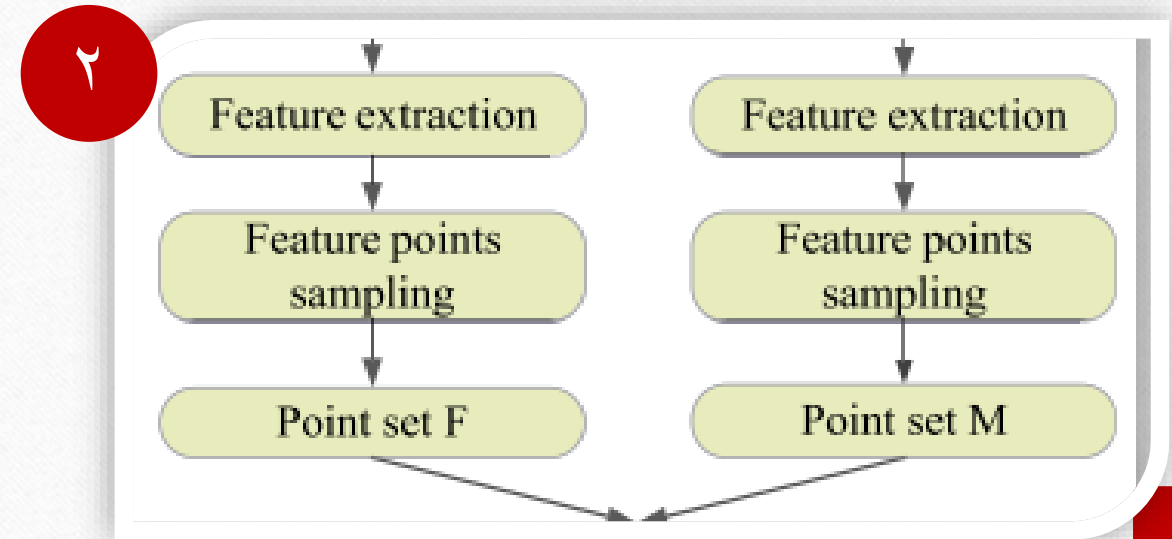
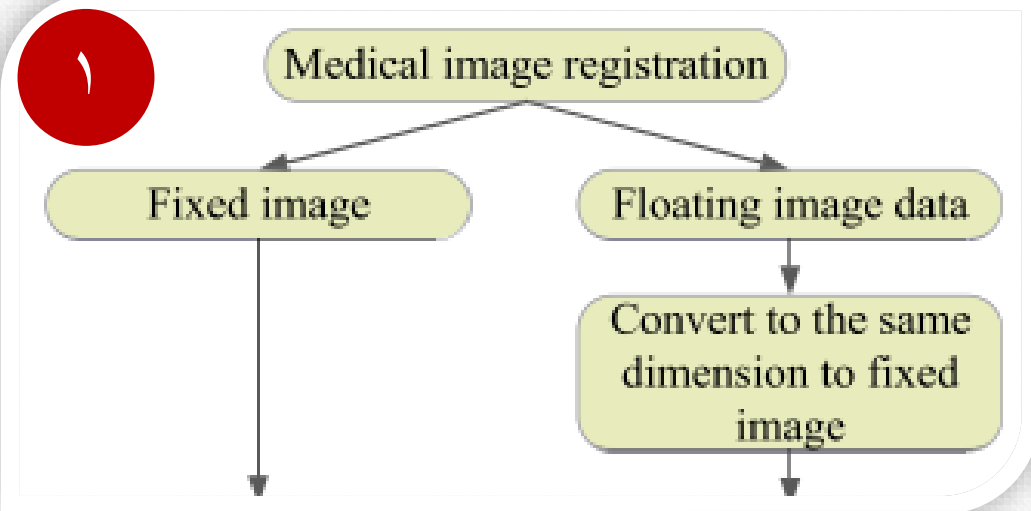
- Laplacian
- SURF
- HOG
- SIFT**

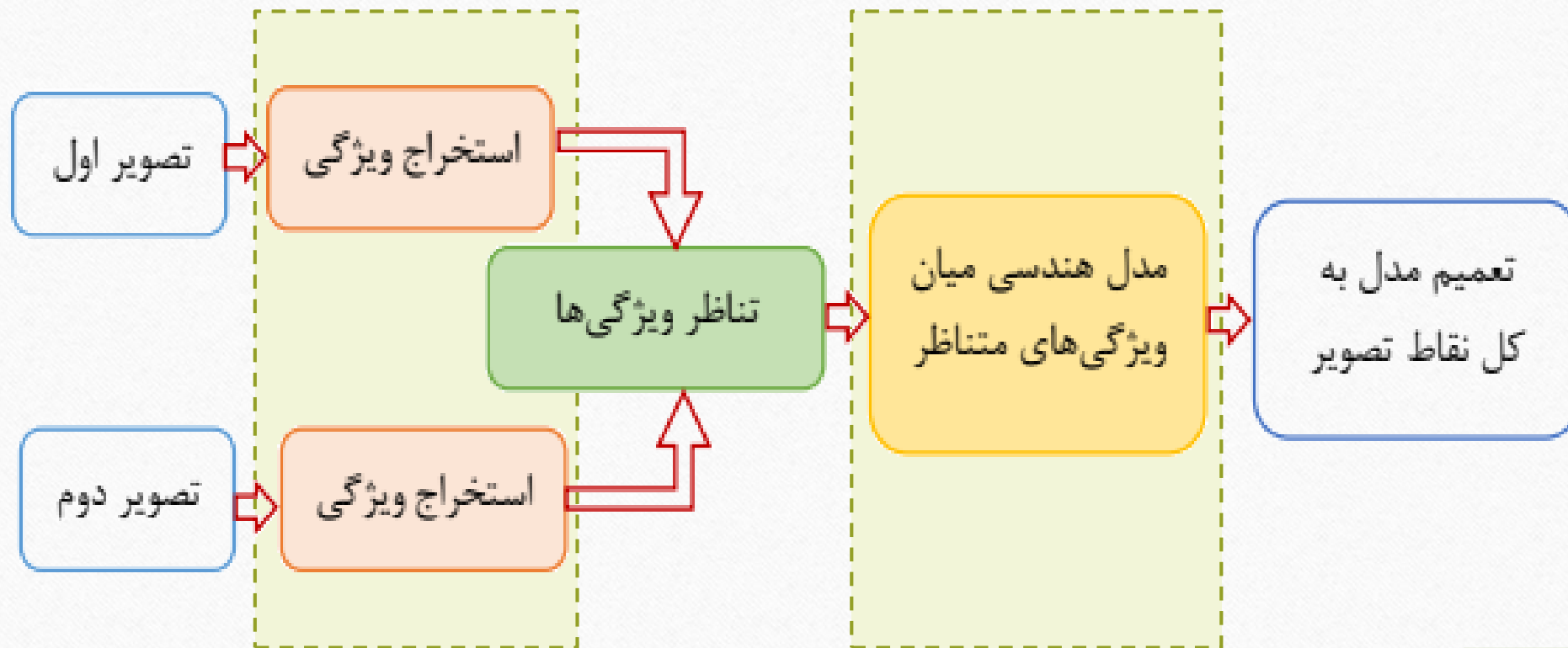
محاسبه تبدیل هندسی میان نقاط ویژگی

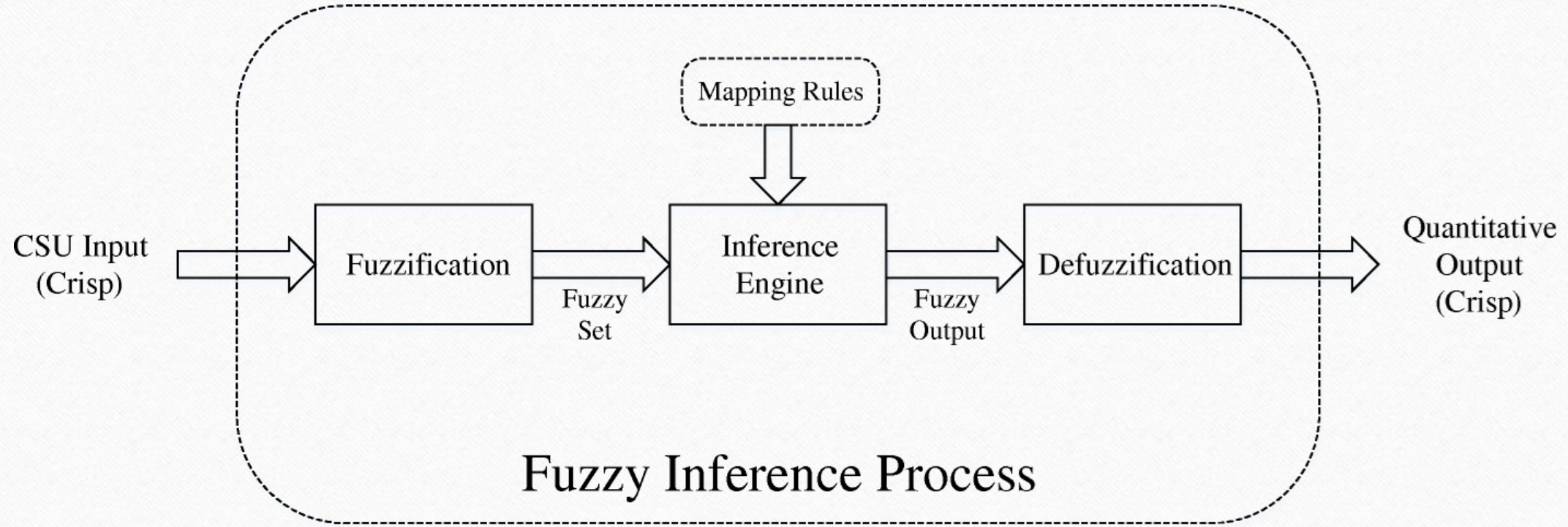
- ICP
- RPM
- CPD

- تطبیق بلوکی
- شار نوری
- انطباق تصویر
- مبتنی بر یادگیری



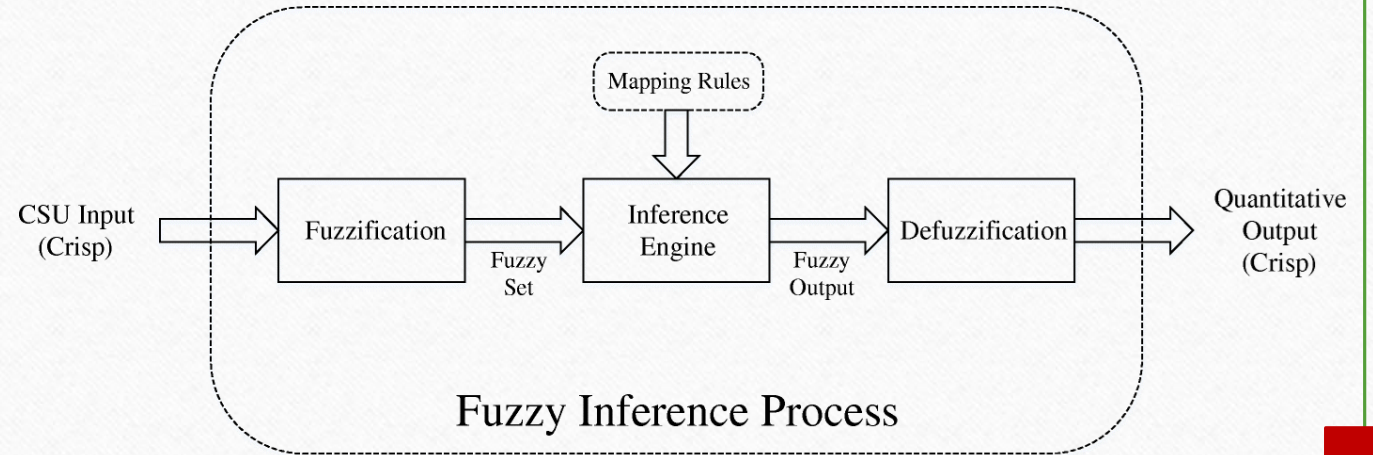






**Fuzzification** is the process of converting a **crisp input** value to a fuzzy value that is performed by the use of the information in the knowledge base.

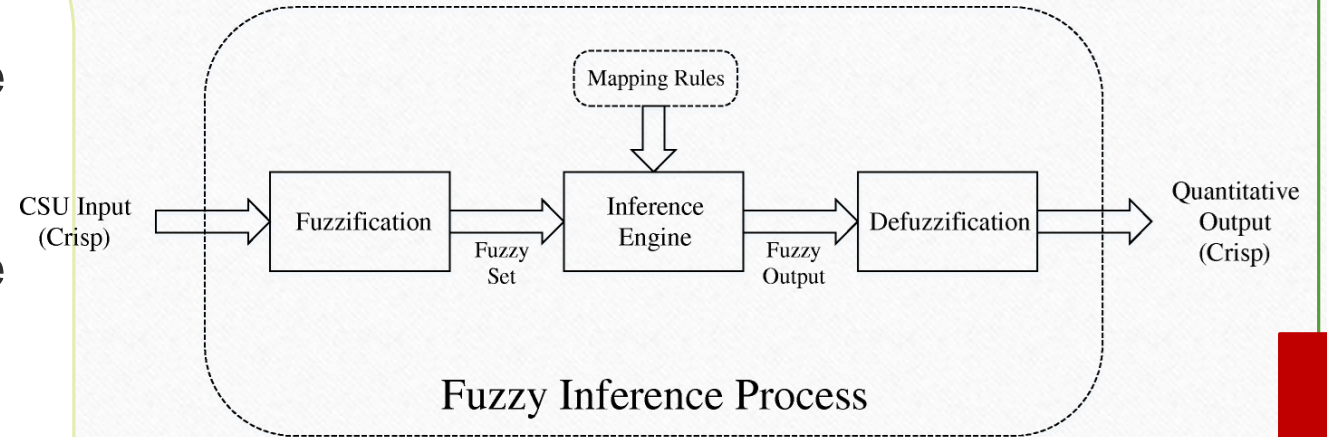
various types of curves can be seen in literature, **Gaussian, triangular, and trapezoidal** MFs are the most commonly used in the **fuzzification** process.





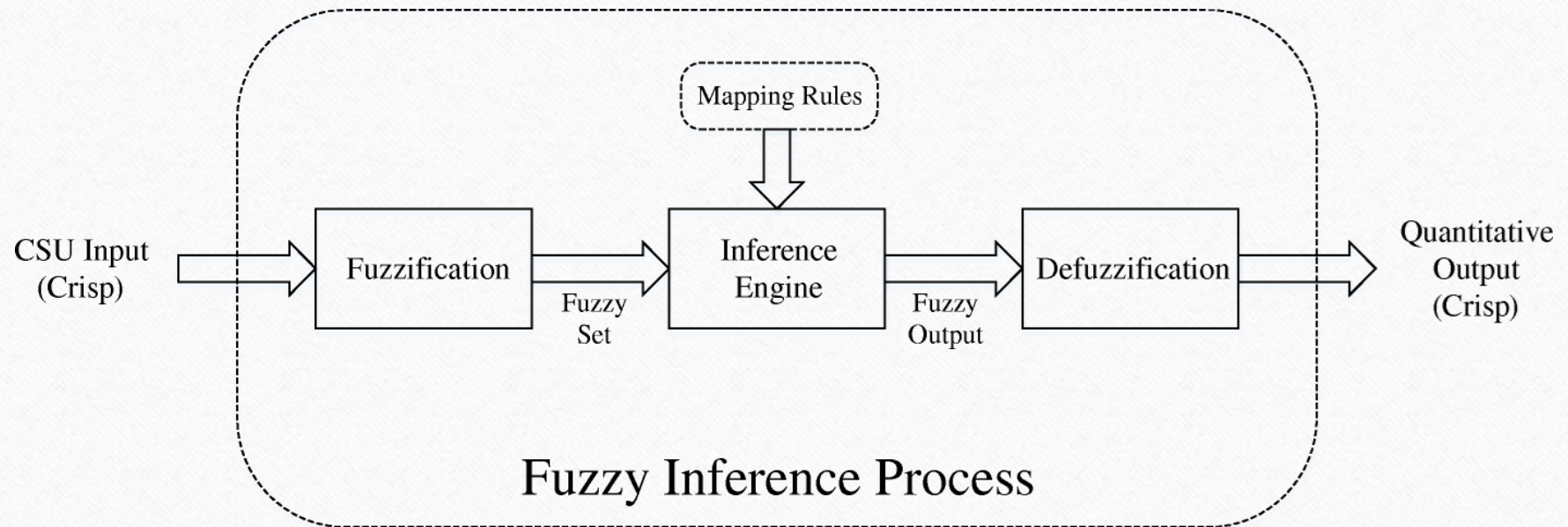
Defuzzification is the process of obtaining a single number from the output of the aggregated fuzzy set. It is used to transfer fuzzy inference results into a crisp output.

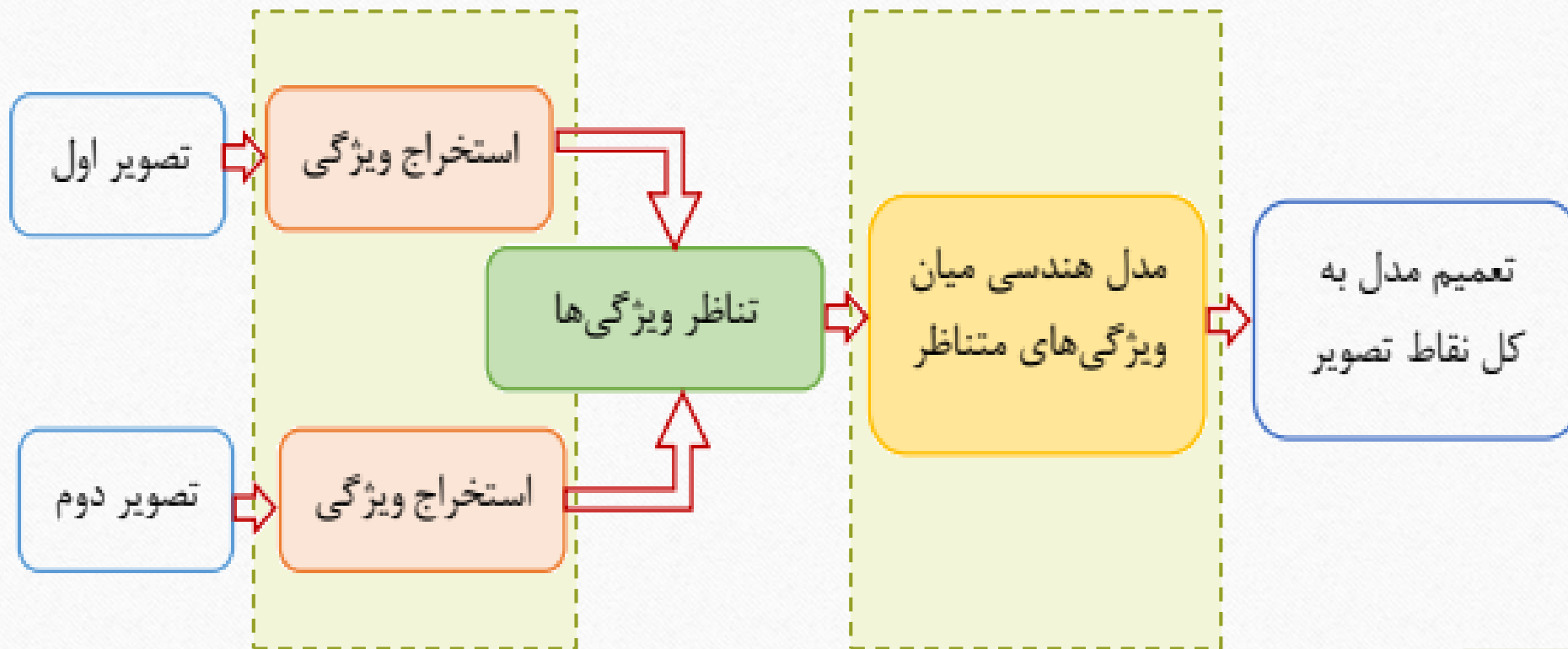
There are several forms of defuzzification including center of gravity (COG), mean of maximum (MOM), and center average methods..



The **inference engine** is responsible for applying the inference rules to the fuzzy input in order to generate the fuzzy output.

If ..... Then.....





● تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس (SIFT)

تعیین موقعیت مکانی نقاط کلیدی

$$\ell(\mathbf{x}, \sigma) = I(\mathbf{x}) * \Delta g_{\sigma}(\mathbf{x})$$

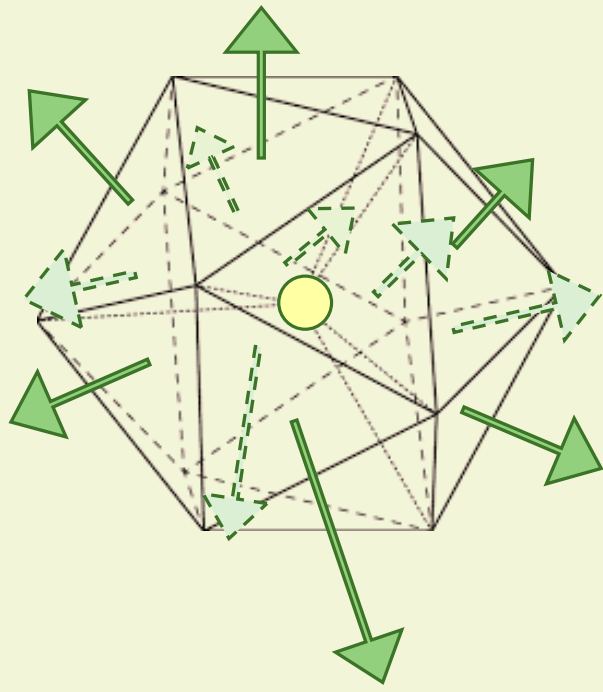
$$d(\mathbf{x}, \sigma) = I(\mathbf{x}) * (g_{\sigma+\delta}(\mathbf{x}) - g_{\sigma}(\mathbf{x}))$$

extrema  
↓

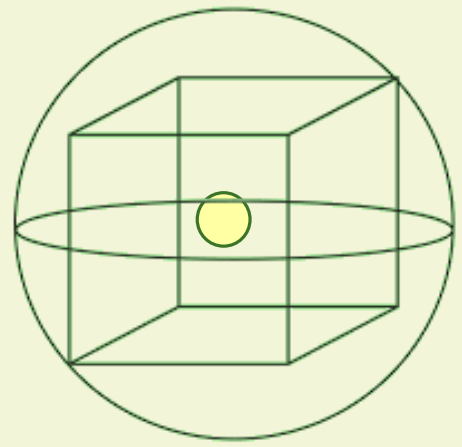
Key Points

$$|d(\mathbf{x}, \sigma)| < \alpha \max_{\mathbf{x}, \sigma} |d(\mathbf{x}, \sigma)| \quad \text{⊗}$$

جهت‌های محلی



هیستوگرام گرادیان



● تناظر ویژگی‌های استخراج شده

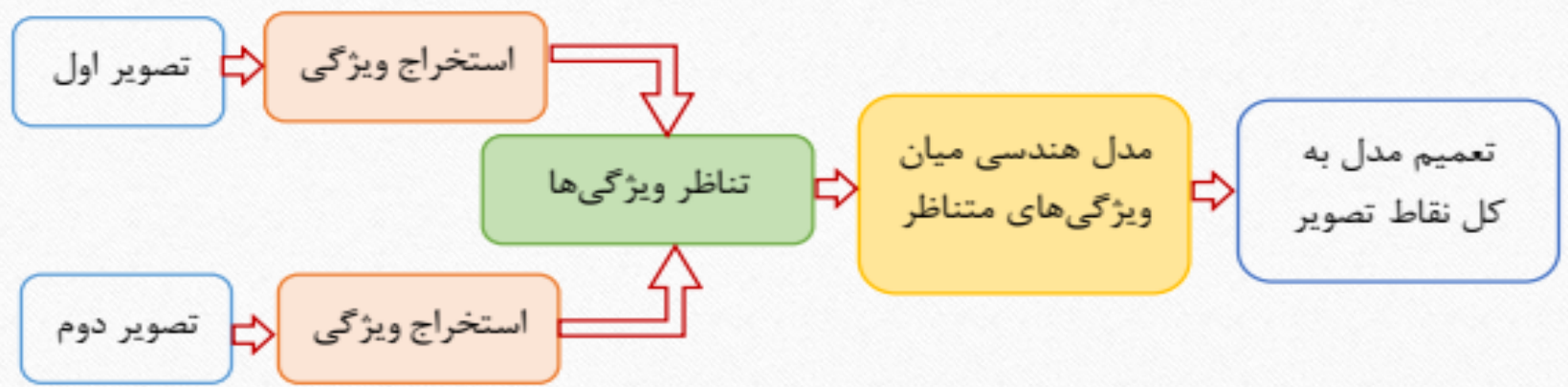
نقطه کلیدی در تصویر اول

$$g(\mathbf{x}, S_2) = \frac{d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_1)}{d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_2)}$$

اولین عضو نزدیک به  $\mathbf{x}$

دومین عضو نزدیک به  $\mathbf{x}$

مجموعه نقاط کلیدی مربوط به تصویر دوم

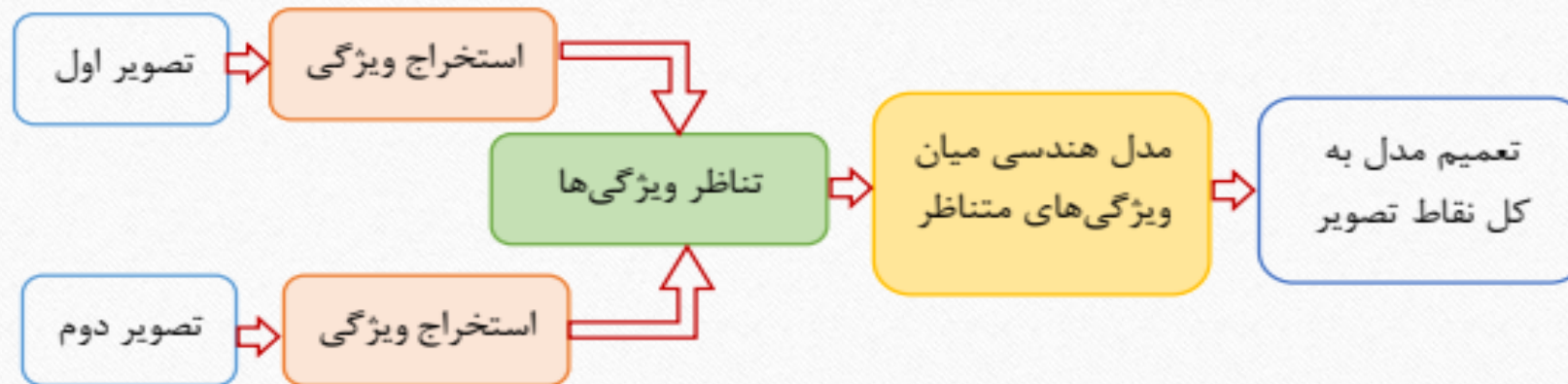


## ● رویکرد پیشنهادی در مدلسازی هندسی

○ سیستم فازی TSK

If  $u_1$  is  $\mathcal{F}_1$  and .... and  $u_n$  is  $\mathcal{F}_n$  then  $v = \varphi(u_1, \dots, u_n)$

If  $u_1$  is  $\mathcal{F}_1$  and .... and  $u_n$  is  $\mathcal{F}_n$  then  $v = p_0 + p_1u_1 + \dots + p_nu_n$



● رویکرد پیشنهادی در مدلسازی هندسی

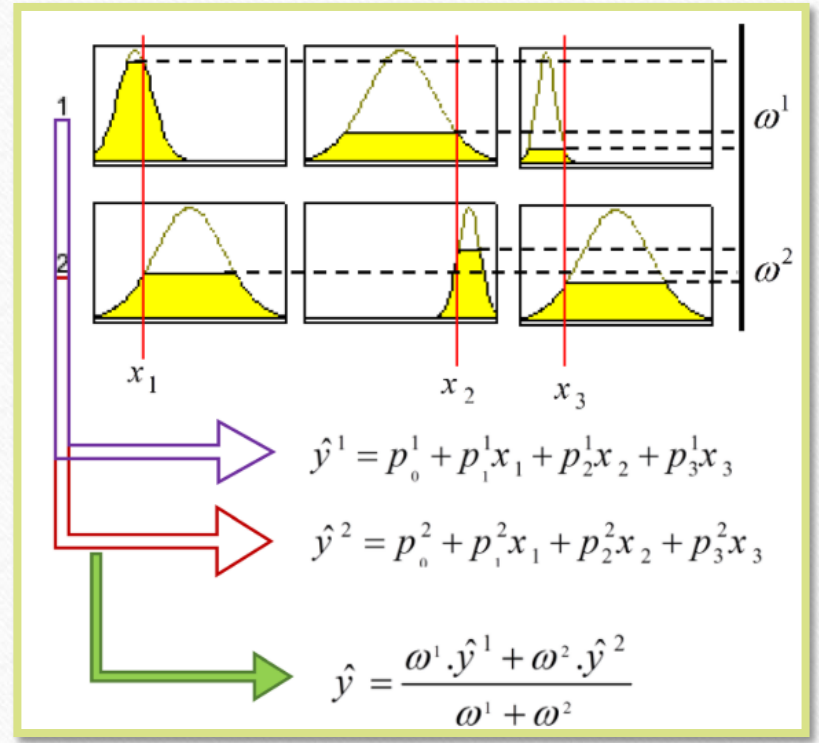
○ سیستم فازی TSK

If  $x_1$  is  $F_1^r$  and .... and  $x_n$  is  $F_n^r$  then  $\hat{y}^r = p_0^r + p_1^r x_1 + \dots + p_n^r x_n$

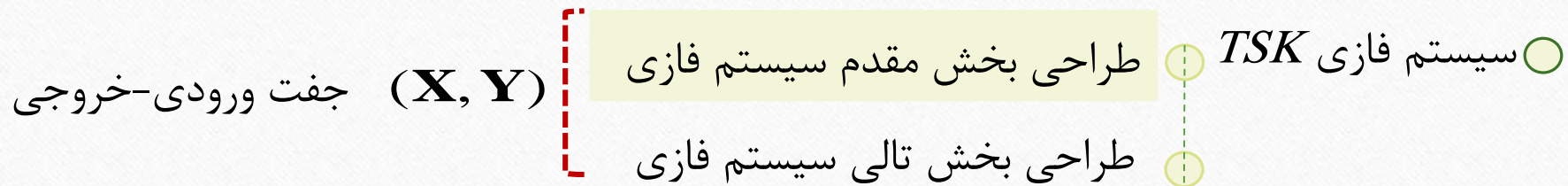
$$\omega^r(\mathbf{x}_m) \triangleq \prod_{i \in \{1, \dots, n\}} F_i^r(x_{im}) = \prod_{i \in \{1, \dots, n\}} F_i^r(x_{im})$$

$$\nu^r(\mathbf{x}_m) \triangleq \frac{\omega^r(\mathbf{x}_m)}{\sum_{i=1}^R \omega^i(\mathbf{x}_m)}, \quad \sum_{k=1}^R \nu^k(\mathbf{x}_m) = 1$$

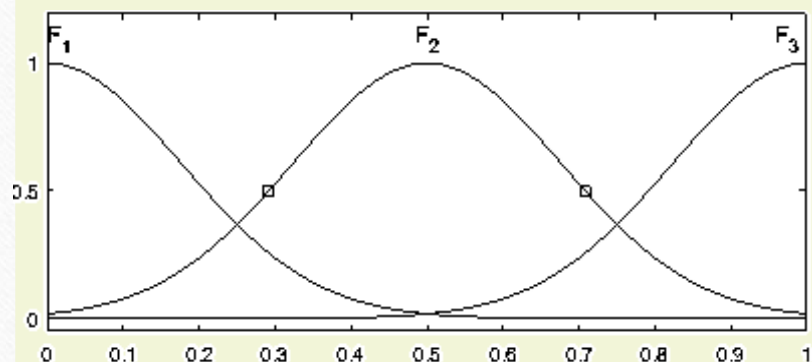
$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{r=1}^R \omega^r(\mathbf{x}) \cdot \hat{y}^r(\mathbf{x})}{\sum_{r=1}^R \omega^r(\mathbf{x})}$$



● رویکرد پیشنهادی در مدلسازی هندسی



تقسیم بندی یکنواخت فضای ورودی



$$F_i^r = \exp\left(-\left(\frac{x_{im} - \chi_i^r}{\sigma_i^r}\right)^2\right)$$

خوشه بندی فضای ورودی

FCM

$$\min J_m(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \cdot (d_{ik})^2$$

$$d_{ik} = \|x_k - v_i\|^2$$

$$u_{ik}^m = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{2/m-1} \right]^{-1} \quad \text{for } \forall i, k \quad v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$



● رویکرد پیشنهادی در مدلسازی هندسی

○ سیستم فازی TSK ○ طراحی بخش مقدم سیستم فازی

○ طراحی بخش تالی سیستم فازی

$$\|\vec{\varepsilon}\|^2 \triangleq \|\vec{y} - \vec{\hat{y}}\|^2 \quad \hat{y}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{r=1}^R \omega^r(\mathbf{x}) \cdot \hat{y}^r(\mathbf{x})}{\sum_{r=1}^R \omega^r(\mathbf{x})}$$

$$A \triangleq \begin{pmatrix} \nu^1(\mathbf{x}_1), \nu^1(\mathbf{x}_1) \cdot x_{11}, \dots, \nu^1(\mathbf{x}_1) \cdot x_{n1} & \dots & \nu^R(\mathbf{x}_1), \nu^R(\mathbf{x}_1) \cdot x_{11}, \dots, \nu^R(\mathbf{x}_1) \cdot x_{n1} \\ \vdots & & \vdots \\ \nu^1(\mathbf{x}_m), \nu^1(\mathbf{x}_m) \cdot x_{1m}, \dots, \nu^1(\mathbf{x}_m) \cdot x_{nm} & \dots & \nu^R(\mathbf{x}_m), \nu^R(\mathbf{x}_m) \cdot x_{1m}, \dots, \nu^R(\mathbf{x}_m) \cdot x_{nm} \\ \vdots & & \vdots \\ \nu^1(\mathbf{x}_M), \nu^1(\mathbf{x}_M) \cdot x_{1M}, \dots, \nu^1(\mathbf{x}_M) \cdot x_{nM} & \dots & \nu^R(\mathbf{x}_M), \nu^R(\mathbf{x}_M) \cdot x_{1M}, \dots, \nu^R(\mathbf{x}_M) \cdot x_{nM} \end{pmatrix}$$

$$\vec{\hat{y}} = A \cdot \vec{p}$$

$$\vec{p} = \left( (A^T A)^{-1} A^T \right) \vec{y}$$

$$\vec{p} = \left( A^T A + \Gamma^T \Gamma \right)^{-1} A^T \vec{y}$$

Tikhonov Regularization

## ● بازنمایی آفین پارامترهای فازی

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & t_1 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & t_2 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$y_i = \frac{\sum_{j=1}^R \omega_i^j \hat{y}_i^j}{\sum_{j=1}^R \omega_i^j} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j \hat{y}_i^j$$

$$y_i = \bar{\omega}_i^1 \hat{y}_i^1 + \bar{\omega}_i^2 \hat{y}_i^2 + \bar{\omega}_i^3 \hat{y}_i^3$$

$$= \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j (p_{i0}^j + p_{i1}^j x_1 + p_{i2}^j x_2 + p_{i3}^j x_3)$$

$$= \left( \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j p_{i1}^j \right) x_1 + \left( \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j p_{i2}^j \right) x_2 + \left( \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j p_{i3}^j \right) x_3 + \left( \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_i^j p_{i0}^j \right)$$

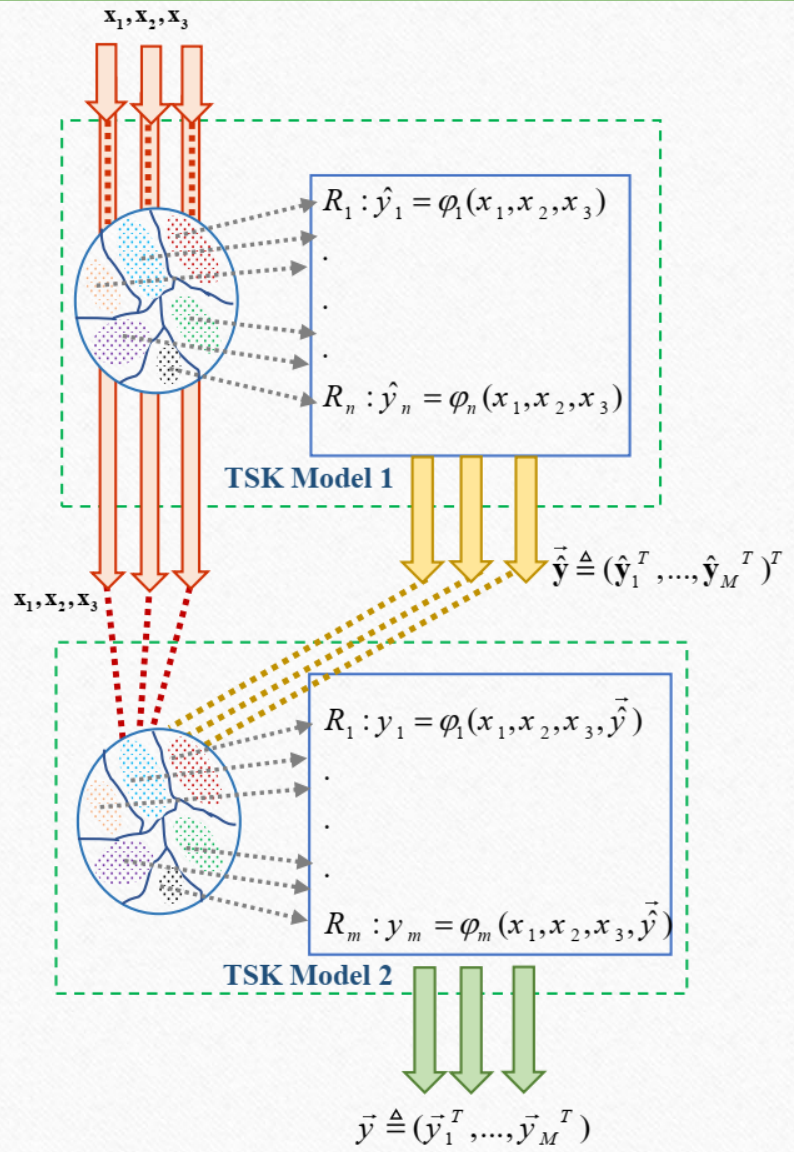
$$\begin{cases} a_{11} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_1^j p_{11}^j, a_{12} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_1^j p_{12}^j, a_{13} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_1^j p_{13}^j, t_1 = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_1^j p_{10}^j \\ a_{21} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_2^j p_{21}^j, a_{22} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_2^j p_{22}^j, a_{23} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_2^j p_{23}^j, t_2 = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_2^j p_{20}^j \\ a_{31} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_3^j p_{31}^j, a_{32} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_3^j p_{32}^j, a_{33} = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_3^j p_{33}^j, t_3 = \sum_{j=1}^R \bar{\omega}_3^j p_{30}^j \end{cases}$$

$$M = [a_{11}, a_{12}, a_{13}, t_1, a_{21}, a_{22}, a_{23}, t_2, a_{31}, a_{32}, a_{33}, t_3]$$

سیستم فازی TSK مرتبه اول

تبدیل آفین محلی





$(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$

$([\mathbf{X}, \mathbf{Y}'], \mathbf{Y})$

● رویکرد پیشنهادی در مدلسازی هندسی

○ سیستم فازی با ساختار توسعه یافته

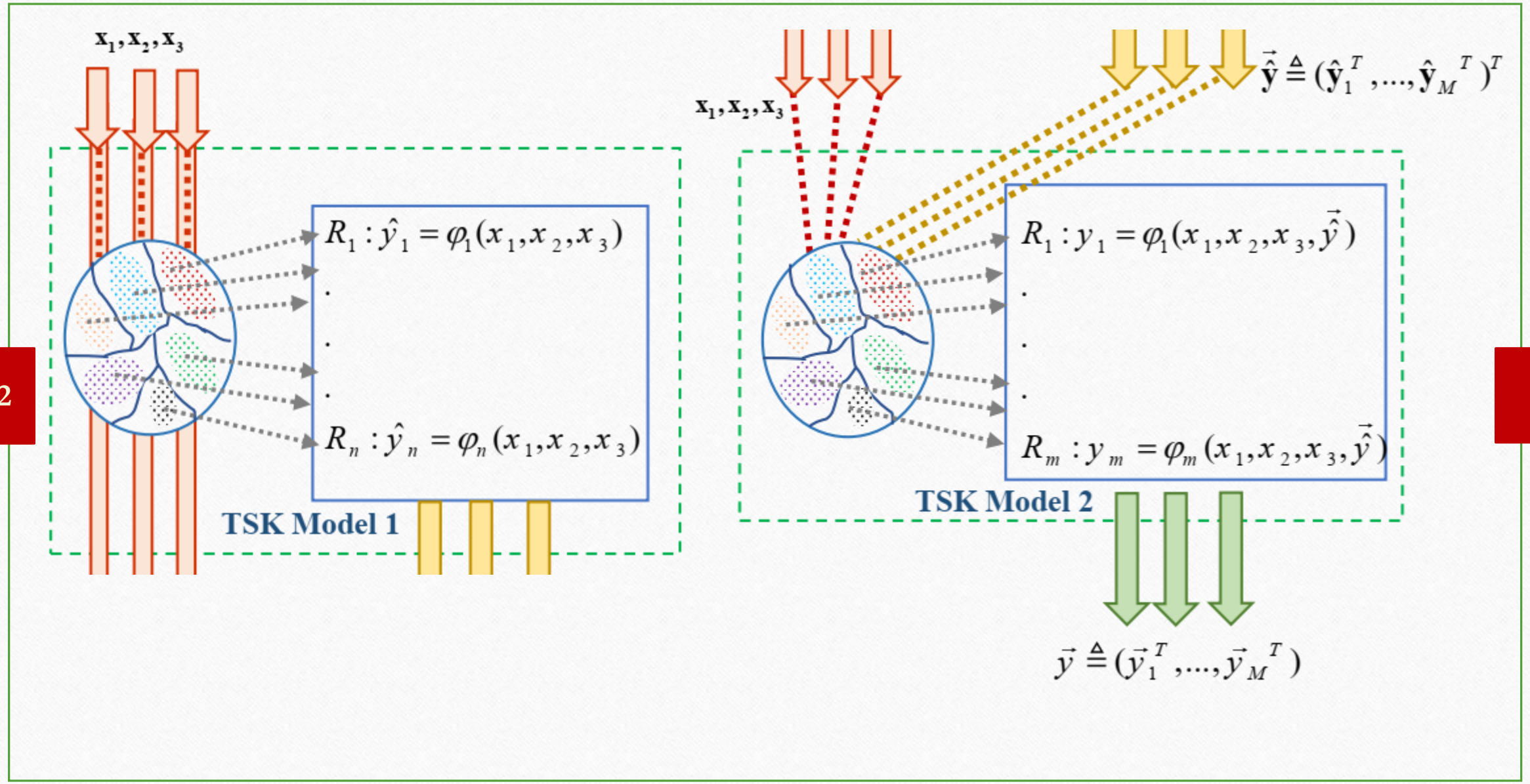
طراحی بخش مقدم سیستم فازی

خوشه بندی فضای ورودی

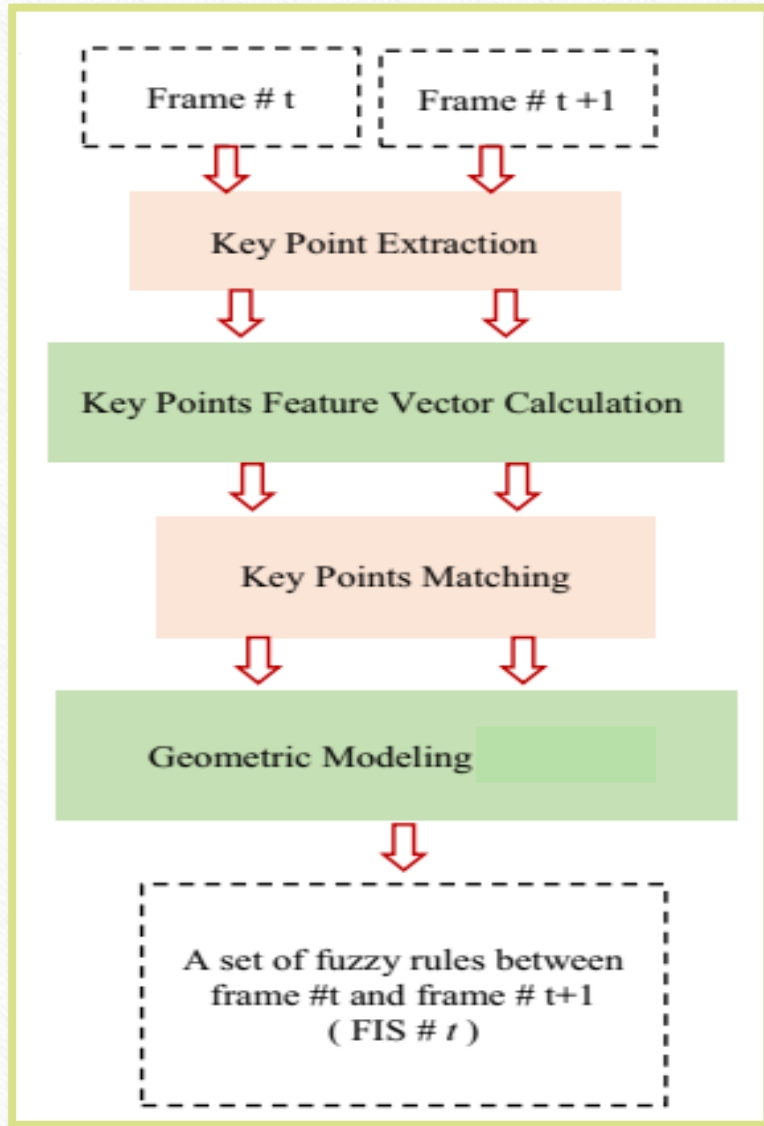
طراحی بخش تالی سیستم فازی

حداقل مربعات با رگولاریزاسیون تیخونوف





## ● ردیابی حرکت با قواعد فازی



*FIS*  $t$ :

*Rule* #1:

If  $\hat{x}_{1k}(t)$  is  $\mathcal{F}_1^1$  &  $\hat{x}_{2k}(t)$  is  $\mathcal{F}_2^1$  &  $\hat{x}_{3k}(t)$  is  $\mathcal{F}_3^1$

then  $\hat{x}_{1k}(t+1) = p_0^1 + p_1^1 \hat{x}_{1k}(t) + p_2^1 \hat{x}_{2k}(t) + p_3^1 \hat{x}_{3k}(t)$

⋮  
⋮  
⋮

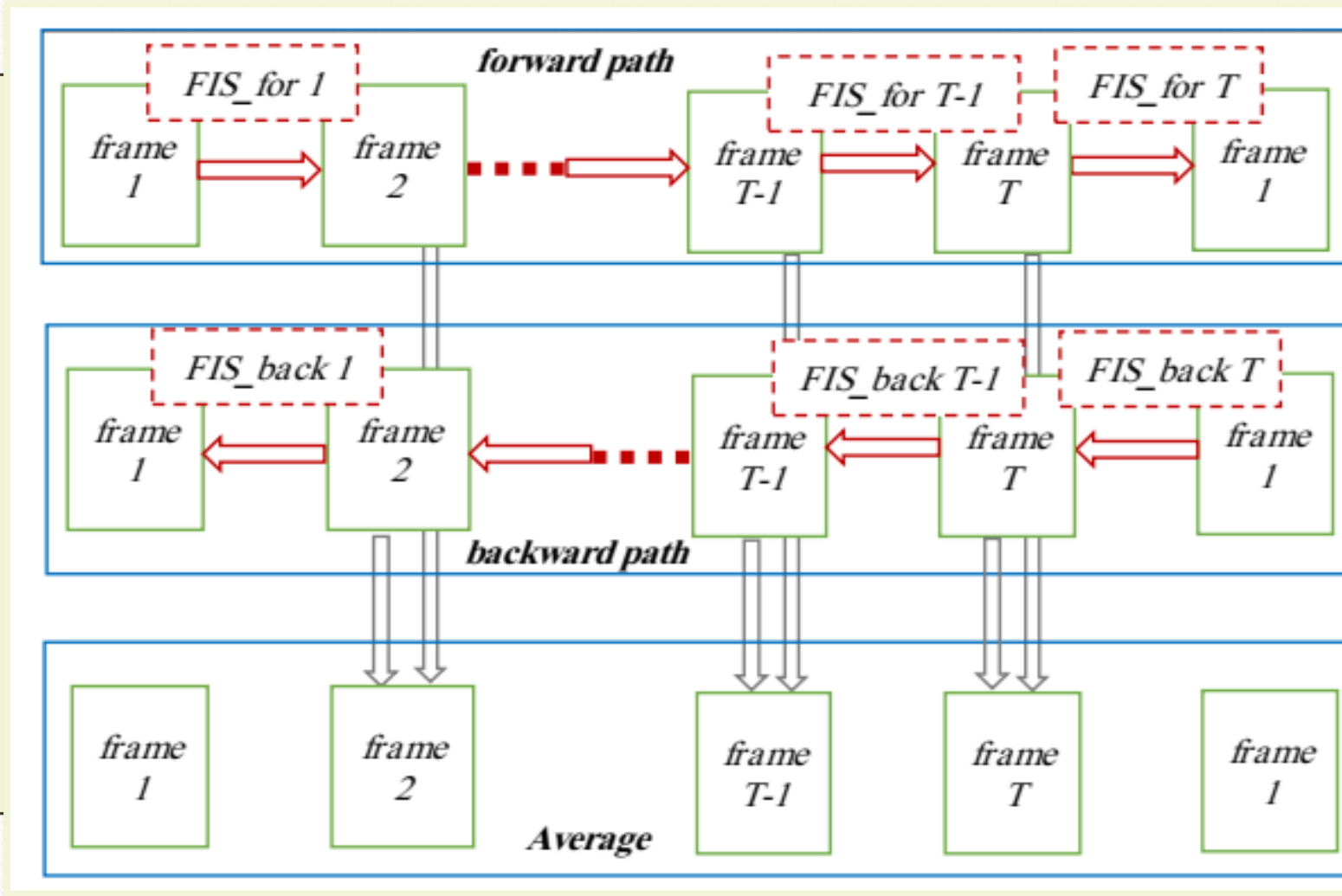
*Rule* # $R$ :

If  $\hat{x}_{1k}(t)$  is  $\mathcal{F}_1^R$  &  $\hat{x}_{2k}(t)$  is  $\mathcal{F}_2^R$  &  $\hat{x}_{3k}(t)$  is  $\mathcal{F}_3^R$

then  $\hat{x}_{1k}(t+1) = p_0^R + p_1^R \hat{x}_{1k}(t) + p_2^R \hat{x}_{2k}(t) + p_3^R \hat{x}_{3k}(t)$

● ردیابی حرکت با قواعد فازی

○ رویکرد پیشرو-پسرو



Thank  
you

