

# مدلسازی رشد سرطانی تومور با ساختار

## شبکه‌های عصبی و Neuro - Fuzzy

سید کمال‌الدین نیکروش  
استاد دانشکده برق

نوید سیفی‌پور  
دانشجوی کارشناسی ارشد

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

### چکیده

در این مقاله، مدلی برای رشد تومور سرطانی با ساختار شبکه عصبی و Neuro - Fuzzy ارائه شده است. در ضمن تعداد نواحی فازی متغیرهای پروسه، تا حد امکان کاهش یافته است.

## Neural Networks and Neuro Fuzzy Structure, for Tumor Growth Modelling.

N. Seifipoor  
Graduate student

S.K.Y.Nikravesh  
professor

Electrical. Eng. Dept. Amirkabir  
University of Technology

### Abstract

*In this paper an attempt has been made to train a neural networks and neuro fuzzy structure for tumor growth modelling.*

مدل فازی ارائه شده در [۱] را شبیه‌سازی کردیم. و در بخش دوم با استفاده از اطلاعات ورودی - خروجی بدست آمده، ساختار شبکه عصبی را آموزش داده‌ایم. البته چون اطلاعات اولیه، خود تقریبی می‌باشند، در نتیجه می‌توان از پارامترهای این شبکه عصبی به عنوان شرایط اولیه برای مدلسازی رشد تومور سرطانی با اطلاعات واقعی‌تر، استفاده کرد و نیز حتی با فرض مناسب بودن مدل مفروض، می‌توان رشد آن را کنترل کرد. برای کنترل رشد پروسه، در ابتدا باید چگونگی اثر عوامل بر رشد تومور بررسی و شناخته شود. بعد از این مرحله، با استفاده از بلوک زیر می‌توان پروسه رشد تومور را کنترل کرد.

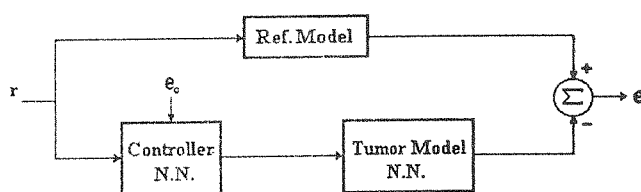
### ۱- مقدمه

در این گزارش، مدل تومور با استفاده از ساختارهای شبکه عصبی Neuro - Fuzzy بدست آمده است. آموزش ساختارهای شبکه عصبی و Neuro - Fuzzy، به اطلاعات عددی ورودی - خروجی نیاز دارد. این اطلاعات بیانگر مدل تومور هستند. برای پیشگویی و کنترل پروسه (تومور)، نیاز به مدلی داریم تا با تقریب خوب، ویژگیهای پروسه را در بر داشته باشد. بعلاوه عدم دسترسی به اطلاعات واقعی، بر آن شدیم تا مدل تجربی پیشنهاد شده در [۱] را به عنوان منبع اطلاعات ورودی - خروجی مورد استفاده قرار دهیم. در بخش اول این گزارش،

مدل شده است. البته در اینجا تعداد نواحی فازی کاهش یافته است، بطوریکه با ۴۰ Rule، پروسه رشد تومور مدل شده است، در صورتیکه در [۱]، این پروسه با ۶۰۰ Rule مدل شده است.

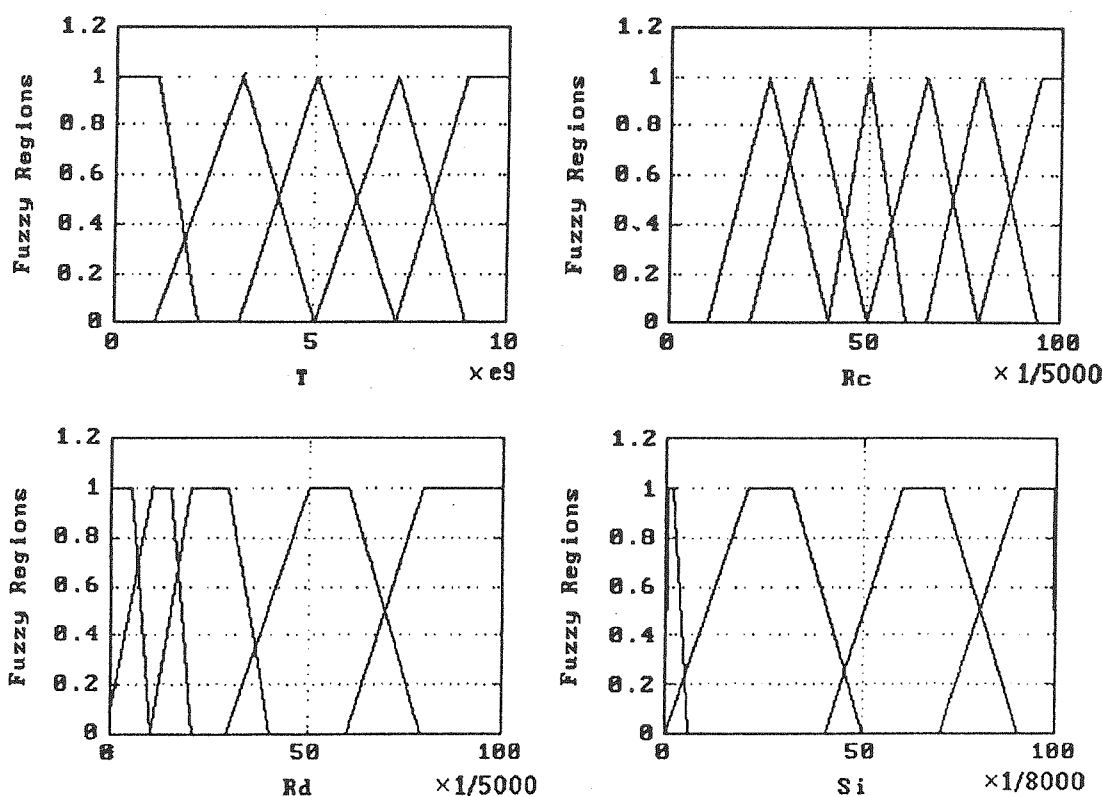
### بخش ۱- مدلسازی فازی رشد تومور سرطانی

در این بخش جهت بدست آوردن اطلاعات عددی ورودی - خروجی، مدل فازی پیشنهادی در [۱]، دوباره شبیه سازی شده است. در این مدل تعداد مراحل آناتومیکی،  $T$ ، که نشاندهنده گسترش بیماری است، ۵ مرحله در نظر گرفته شده است و سرعت متوسط تقسیم سلولهای سرطانی،  $R_c(t)$ ، به ۶ ناحیه فازی، سرعت متوسط مرگ سلولهای سرطانی،  $R_d(t)$ ، به ۵ ناحیه فازی و سرعت متوسط از بین رفتن سلولهای سرطانی توسط سیستم ایمنی بدن،  $S_i(t)$ ، با ۴ ناحیه فازی تقسیم بندی شده است. شکل (۲) این تقسیم بندی را با توابع عضویت مثلثی شکل نشان می دهد.

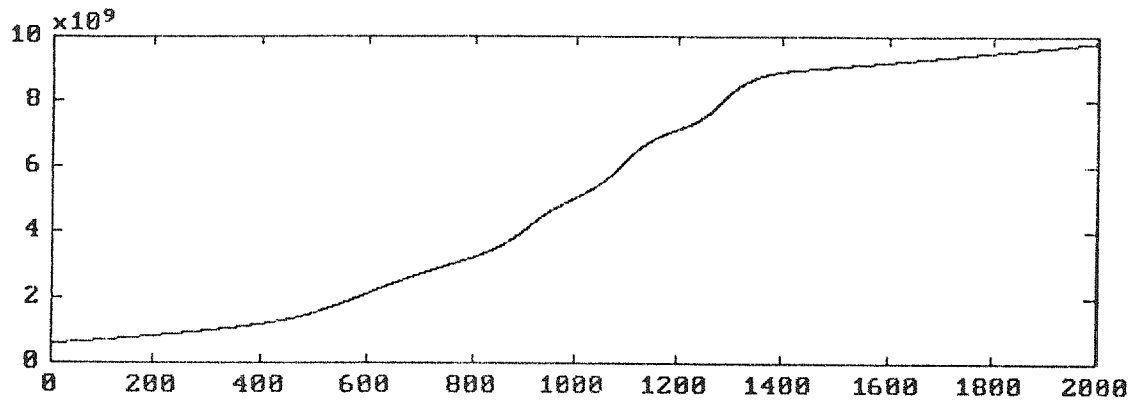


شکل (۱) بلوک دیاگرام نمایش دهنده نحوه کنترل پروسه رشد تومور

در بلوک (شکل ۱) سیگنال ورودی است و Ref. Model نحوه کاهش رشد تومور را نشان می دهد، که توسط پزشک تعیین می شود. Tumor Model N.N. مدل تومور با ساختار شبکه عصبی است که در این مقاله تعیین شده است. حال با در دست داشتن این مدل و با استفاده از Dynamical Back Propagation می توان کنترل کننده را طوری آموزش داد تا رشد تومور را مانند Ref. Model، خنثی کند. در بخش سوم، با استفاده از ساختار Neuro Fuzzy، نحوه رشد تومور سرطانی



شکل (۲) توابع عضویت متغیرهای پروسه رشد تومور سرطانی



شکل (۳) دیاگرام رشد تومور با شرط  $T(0) = 0.6 \times 10^9$

جدول (۲) قوانین فازی رشد برای  $R_d(t)$

VS	S	M	B	VB	T نواحی
ZE	VL	L	M	H	$R_d(t)$ نواحی

جدول (۳) قوانین فازی رشد برای  $S_i(t)$

VS	S	M	B	VB	T نواحی
H	M	L	ZE	ZE	$S_i(t)$ نواحی

برای شبیه‌سازی درجه بدخیمی تومور، بصورت زیر در نظر گرفته شده است [۱]:

$$\begin{aligned} \mu_{G1}(\text{Tumor}) &= 0 & \mu_{G2}(\text{Tumor}) &= 0 \\ \mu_{G3}(\text{Tumor}) &= 0.5 & \mu_{G4}(\text{Tumor}) &= 0.5 \end{aligned}$$

شکل (۳) نمایانگر نحوه رشد تومور سرطانی با توجه به جداول و مقادیر فوق می‌باشد. حال ما با استفاده از اطلاعات عددی ورودی - خروجی بدست آمده، می‌توانیم ساختار شبکه عصبی را مدل کنیم.

## بخش ۲- مدل رشد تومور سرطانی با استفاده از ساختار شبکه عصبی

حال با استفاده از اطلاعات عددی ورودی - خروجی بخش ۱، می‌توان ساختار شبکه عصبی را آموزش داد. ما از ساختار MLP (Multilayer Perceptron) برای مدل کردن رشد تومور، استفاده کرده‌ایم. واحدهای پردازشی در لایه hidden، دارای تابع غیرخطی Sigmoid، و واحد پردازشی در لایه خروجی دارای تابع خطی می‌باشد. نمایش ساختار MLP در شکل (۴) آورده شده است.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-kx}} \quad \text{Sigmoid Function} \quad (3)$$

معادله رشد تومور با استفاده از مولفه‌های فوق بصورت زیر قابل بیان است [۱]:

$$\frac{dT(t)}{dt} = R_c(t) \times T(t) - R_d \times T(t) - S_i(t) \quad (1)$$

برای شبیه‌سازی در ابتدا لازم است رابطه (۱) به شکل گسسته زیر درآید:

$$T(k+1) = T(k) + h \times ([R_c(k) - R_d(k)] \times T(k) - S_i(k)) \quad (2)$$

که  $h$ ، گام تخمین است و ما آن را برابر  $h=0.1$  انتخاب کرده‌ایم. همانطور که از رابطه (۱) و (۲) برمی‌آید، اگر سرعت متوسط مرگ سلولهای سرطانی،  $R_d(t)$ ، بیشتر از سرعت متوسط تقسیم آنها  $R_c(t)$ ، باشد پروسه پایدار می‌شود. شبیه‌سازی از یک مقدار  $T(0)$  شروع می‌شود و برای هر لحظه  $k$ ، با استفاده از جداول (۱)، (۲) و (۳)، مقادیر  $R_c(k)$  و  $R_d(k)$  و  $S_i(k)$  محاسبه می‌گردد، سپس مقدار  $T(k+1)$  با استفاده از رابطه (۲) تعیین می‌شود و همین عملیات برای زمانهای مختلف تکرار شده تا منحنی رشد تومور،  $T$ ، بدست آید.

جداول قوانین رشد تومور در [۱] بصورت زیرانتخاب شده است:

جدول (۱) قوانین فازی رشد برای  $R_c(t)$

G4	G3	G2	G1	مرحله / پانویسولوژی درجه
VH	H	MH	R <sub>CO</sub>	T0
VH	H	MH	R <sub>CO</sub>	T1
H	MH	R <sub>CO</sub>	ML	T2
MH	R <sub>CO</sub>	ML	L	T3
MH	R <sub>CO</sub>	ML	L	T4

$$l(x)=x \quad \text{Linear Function} \quad (4)$$

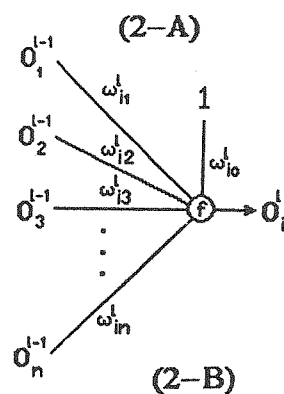
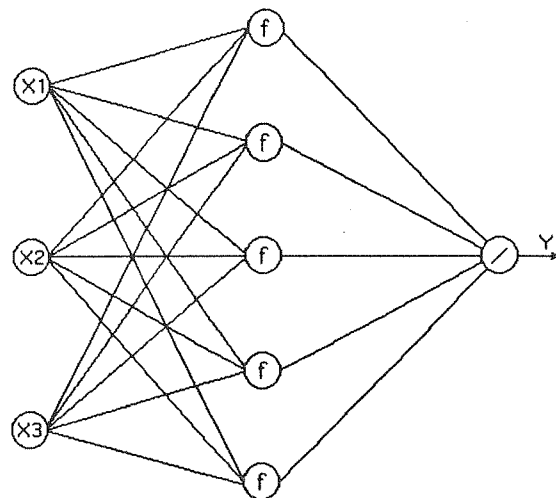
ساختاری که ما برای آموزش مورد استفاده قرار دادیم، ساختار دو لایه با چهار ورودی و یک خروجی و دو واحد پردازش غیرخطی در لایه Hidden می باشد. با روش B.P. پارامترهای شبکه  $W_1, b_1, W_2, b_2$  طوری انتخاب می شوند که رفتار رشد تومور را با تقریب مناسبی مدل کنند. بعد از آموزش شبکه، مقادیر ماتریسهای  $W_1$  و  $W_2$  و بردارهای  $b_1$  و  $b_2$  بصورت زیر بدست آمده است.

$$W_1 = \begin{bmatrix} -0.0719 & -0.5355 & -0.0611 & 0.4095 \\ 0.8792 & 1.1623 & 2.2016 & 0.3749 \end{bmatrix} \quad b_1 = \begin{bmatrix} 1.1615 \\ 1.1397 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$W_2 = [-0.2018 \quad 1.4155] \quad b_2 = [-1.0254]$$

$$W = [w_{ij}] \quad b = w_0$$

برای آموزش این ساختار از روش Standard Back Propagation استفاده شده است. روابط Forward و Backward



شکل (۴) نمایش ساختار MLP دو لایه

بصورت زیر خلاصه می شود:

معادلات پیش رو:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \quad (6)$$

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{ij} O_{pi} \quad (7)$$

$$O_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) \quad (8)$$

معادلات پس رو:

برای واحدهای خروجی:

$$\delta_{pj} = k O_{pj}(1-O_{pj}) (t_{pj}-O_{pj}) \quad (9)$$

برای واحدهای در لایه مخفی:

$$\delta_{pj} = k O_{pj}(1-O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{jk} \quad (10)$$

قانون تصحیح وزنیهای شبکه:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \delta_{pj} O_{pi} \quad (11)$$

این شبکه دارای چهار ورودی و یک خروجی می باشد که ورودیهای آن T, R<sub>c</sub>, R<sub>d</sub>, S<sub>i</sub>، در لحظه K-ام و خروجی آن، مرحله بعدی رشد تومور T(K+1) می باشد. همانطور که قبلاً اشاره شد، داده های ورودی - خروجی شبکه از [۱] بدست آمده است.

اطلاعات ورودی - خروجی بصورت ذیل، به ترتیب در بردارهای X و t جمع آوری شده اند.

$$X = [T \ R_c \ R_d \ S_i]$$

$$t = T$$

حال می توان از این پارامترها، جهت طراحی کنترل کننده برای رشد تومور استفاده کرد، که ان شاء... در کار بعدی انجام خواهد شد.

### بخش ۳- مدل فازی رشد تومور سرطانی با

#### استفاده از ساختار Neuro - Fuzzy

یکی دیگر از ابزار قدرتمند در حل مسائل غیرخطی، منطق فازی می باشد. البته در مقاله [۱] با استفاده از این مقوله، رشد تومور مدل شده است و ما با تصحیح توابع عضویت (Membership Function) و کاهش قوانین، به نتایج مطلوبتری رسیده ایم. در [۱]، توابع عضویت، مثلثی شکل انتخاب شده است و تعداد آنها بهینه نمی باشد. در اینجا با استفاده از ساختارهای Neuro - Fuzzy و کاهش تعداد توابع عضویت، تنظیم شیب و جابجا کردن مراکز آنها، پروسه رشد تومور مدل

گردیده است. در شکل (۵) ساختار Neuro - Fuzzy نمایش داده شده است. این ساختار دارای پنج لایه با واحدهای پردازشی Sigmoid، خطی، ضربی و جمع کننده، می باشد. برای سادگی فرض کنید که سیستم فازی دارای دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $z$  باشد و نیز فرض کنید پایگاه قوانین تنها دارای دو قانون if- then است.

Rule 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$ , then  $z$  is  $C_1$

Rule 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$ , then  $z$  is  $C_2$

نمونه ای از شکل توابع عضویت و ساختار Neuro - Fuzzy مطابق با این قوانین در شکل (۵ - b) آمده است. در این ساختار، Adaptive Units (Square Units) دارای پارامترهای قابل تنظیم می باشند، در حالیکه Fixed Units (Circle Units) پارامتر قابل تنظیم ندارند. دیده می شود که تنها لایه های شماره ۱ و ۴ دارای پارامترهای قابل تنظیم هستند، زیرا توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی به ترتیب در این لایه ها تعریف می شوند.

عملکرد لایه های ساختار Neuro - Fuzzy در ذیل توضیح داده شده است.

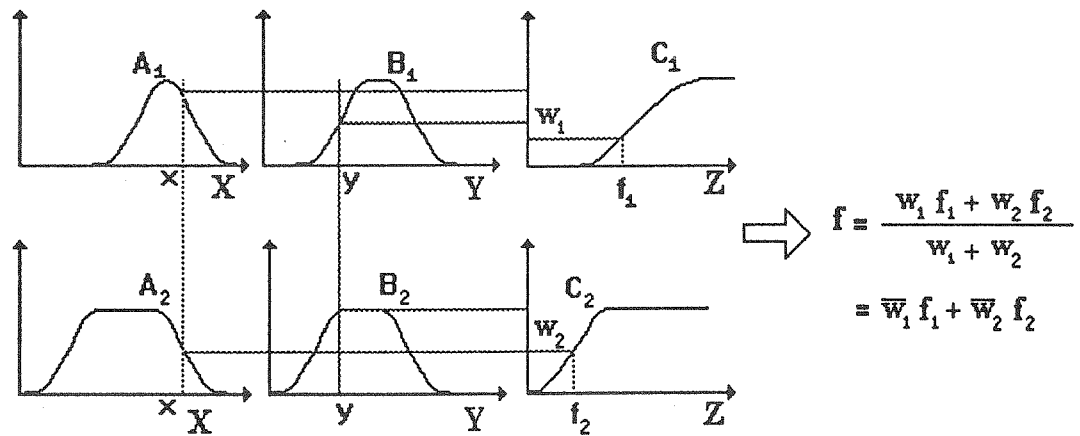
لایه ۱: هر Unit این لایه، مربعی شکل است و دارای خروجی بصورت زیر می باشد:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(X)$$

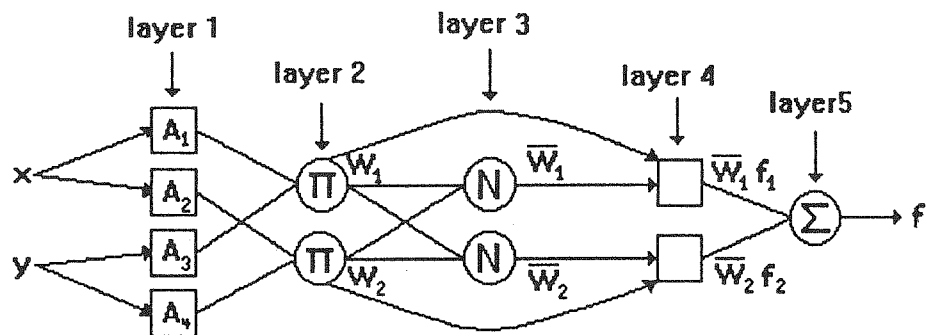
که  $x$  ورودی به Unit نام است و  $A_i$  برچسب زبانی (کوچک، بزرگ، ...) می باشد، به عبارت دیگر  $O_i^1$  تابع عضویت  $A_i$  می باشد و بیانگر درجه عضویت  $x$  به برچسب زبانی  $A_i$  است. تابع  $\mu_{A_i}(X)$  بشکل Sigmoid (۱۲)، می باشد.

$$\mu_{A_i}(X) = \frac{1}{1 + \exp(g_i(x + c_i))} \quad (12)$$

که  $g_i$  و  $c_i$  پارامترهای تنظیم کننده تابع Sigmoid می باشد. البته هر نوع تابع پیوسته و قطعه ای مشتق پذیر دیگری را نیز به عنوان تابع عضویت متغیرها می توان انتخاب کرد.



(a)



(b)

شکل (۵ - a) شکل توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی. شکل (۵ - b) ساختار Neuro - Fuzzy با پنج لایه

لایه ۵: تنها یک Circle Unit با برجسب  $\Delta$  در این لایه قرار دارد که وظیفه آن بدست آوردن حاصل جمع تمام ورودیهایش می باشد.

$$O_i^5 = \sum_1 \bar{W}_i \cdot f_i \quad i=1,2$$

که در آن  $O_i$  خروجی ساختار Neuro - Fuzzy می باشد. تعداد توابع عضویت مربوط به متغیر  $T$ ، مراحل آناتومیکی، اختیاری نمی باشد، و به عنوان معیاری برای بیان مرحله رشد تومور مورد استفاده قرار می گیرد. اما می توان تعداد توابع عضویت متغیرهای دیگر  $R_c(t)$  و  $R_d(t)$  و  $S_i(t)$  را کاهش داد. ما تعداد توابع عضویت متغیرهای  $T$ ،  $R_c(t)$  و  $R_d(t)$  را به ترتیب برابر ۵، ۲، ۲ و ۲ انتخاب کرده ایم. سپس با استفاده از اطلاعات عددی ورودی - خروجی بخش ۱، ساختار Neuro - Fuzzy را آموزش دادیم.

توابع عضویت متغیرهای پروسه رشد تومور بعد از آموزش در شکل (۶) آمده است. همانطور که در شکل دیده می شود،

لایه ۲: هر Unit در این لایه یک Circle Unit با برجسب  $\Pi$  است، که خروجی آن، حاصل ضرب ورودیهایش می باشد. برای مثال:

$$W_i = \mu_{Ai}(X) \cdot \mu_{Bi}(y), \quad i=1,2$$

$$O_i^2 = W_i$$

لایه ۳: Unit های این لایه نیز Circle Unit با برجسب  $N$  می باشند که  $N$  بیانگر انجام عمل نرمالیزاسیون است و  $i$  امین Unit در آن دارای خروجی نرمالیزه کننده زیر است.

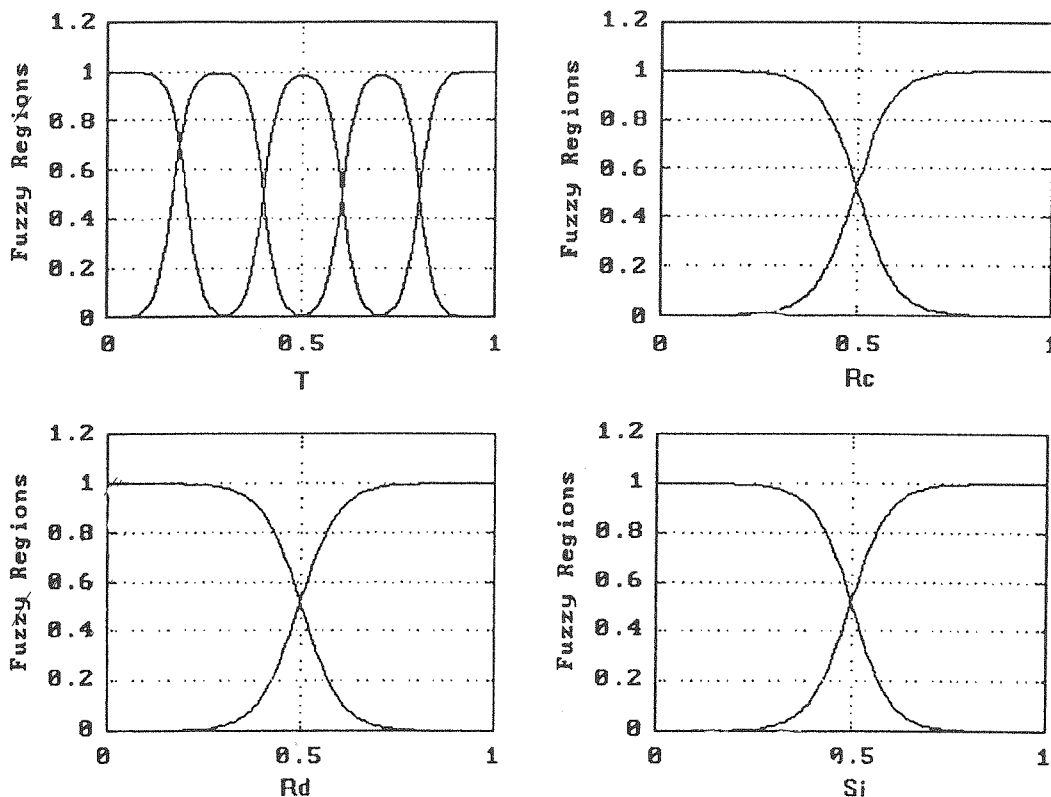
$$\bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2} \quad i=1,2$$

$$O_i^3 = \bar{W}_i$$

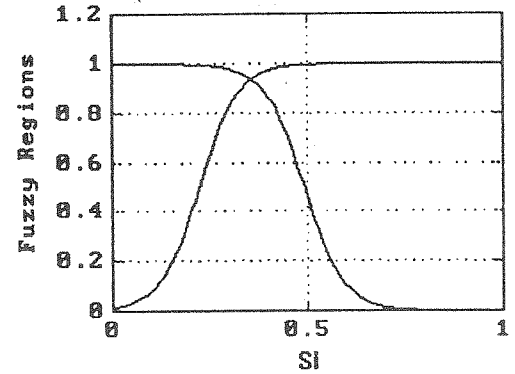
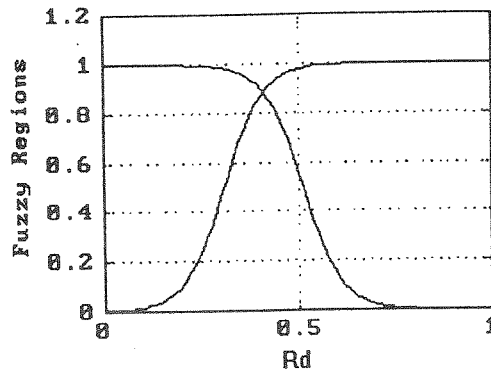
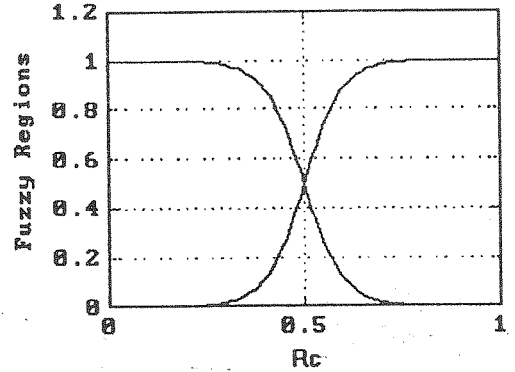
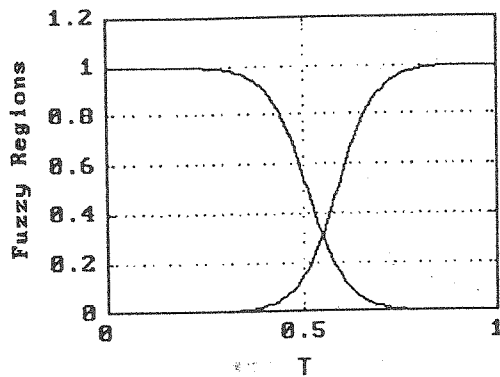
لایه ۴: Unit های این لایه Square Unit می باشد و با توجه به شکل (۵ - a) خروجی آن بصورت زیر است:

$$O_i^4 = \bar{W}_i \cdot f_i$$

که در آن  $\bar{W}_i$  خروجی لایه سوم است و پارامترهای این لایه که بیانگر شکل توابع عضویت بخش استنتاج می باشند نیز باید تنظیم شوند.



شکل (۶) توابع عضویت متغیرهای پروسه رشد تومور بعد از آموزش



شکل (۷) توابع عضویت متغیرهای پروسه رشد تومور بعد از آموزش

کردیم. با این کار تعداد قوانین فازی از ۳۰ به ۱۲ عدد کاهش می‌یابد. نمایش توابع عضویت بعد از آموزش Neuro - Fuzzy در شکل (۷) آمده‌است.

### نتیجه‌گیری

در این مقاله، مدل رشد تومور سرطانی، با دو ابزار قوی، ساختار شبکه عصبی و ساختار Neuro - Fuzzy، بدست آمده‌است، و در ضمن با کاهش تعداد نواحی فازی، مدل فازی مناسب‌تر شده‌است. حال می‌توان با دانستن عوامل مؤثر بر رشد تومور و چگونگی اثر آنها، رشد تومور را کنترل کرد. ان شاء... در کار بعدی پروسه کنترل رشد تومور را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

توابع عضویت گوسی شکل انتخاب شده‌اند. در مقایسه می‌توان دریافت که با کاهش تعداد نواحی فازی، تعداد قوانین از ۷۵ (در [۱])، ۳۰ تا برای متغیرهای T و Rc، ۲۵ تا برای متغیرهای T و Rd و بالاخره ۲۰ تا برای متغیرهای T و Si) به ۳۰ (۱۰ تا برای متغیرهای T و Rc، ۱۰ تا برای متغیرهای T و Rd و ۱۰ تا برای متغیرهای T و Si) کاهش می‌یابد و این امر باعث افزایش سرعت پردازش و کاهش شدید در واحدهای پردازشی ساختار Neuro - Fuzzy می‌شود.

البته ما با فرض اینکه بتوان تعداد نواحی فازی متغیر T، مراحل آناتومیکی، را نیز اختیاری انتخاب کرد، مراحل فوق را دوباره انجام دادیم بطوریکه توابع عضویت تمام متغیرهای پروسه رشد تومور T، Rc(t) و Rd(t) و Si(t)، را برابر ۲ انتخاب

- [1] ش. اکبری، س. کد. نیکروش "مدلسازی فازی رشد تومور سرطانی"، کنفرانس مهندسی برق ایران - ۷۳.
- [2] K.Y. Nikraves, Sh. Akbari, & N. Jamhidi, "Tumor Growth Modelling, Fuzzy and Stochastic Modelling", *Proceedings of the IASTED Conference on MIC - 9*.
- [3] J. S. Jang "ANFIS: Adaptive- Network - Based Fuzzy Inference System", *IEEE Transactions on System- Man and Cybernetics*, Vol. 23 . No. 3, 1993.
- [4] K. S. Narendra & K. Parthasarathy "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", *IEEE Transaction on Neural Networks*. Vol. 1, No. 1, 1990.
- [5] K. S. Narendrs & K. Parthasarathy, "Gradient Methods for the Optimization of Dynamical System Containing Neural Networks". *IEEE Transaction on Neural Networks*. Vol. 2, No. 2, 1991.