



# Modeling and Simulation of Payload System Design in Remote Sensing Satellites based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

Morteza Ramezani<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Faculty Member, Department of Mechanical Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

## ARTICLE INFO

**Article Type:**  
Original Research

**Received:** 12.19.2021  
**Revised:** 01.15.2022  
**Accepted:** 02.14.2022

**Keyword:**  
Satellite Payload Design  
Design Time Reduction  
Remote Sensing Satellite (RSS)  
System Design  
Payload Modeling and Simulation  
Adaptive Neuro-fuzzy Inference  
System (ANFIS)

**\*Corresponding Author:**  
Morteza Ramezani  
**Email:** [m-ramezani@tvu.ac.ir](mailto:m-ramezani@tvu.ac.ir)

## ABSTRACT

One of the main parts in modeling and simulation of space systems is to determine the nonlinear behavior of the system. In this article, it is shown how artificial intelligence systems could effectively be used in the early stages of a payload system design process in Remote Sensing Satellites (RSS). Modeling and simulation of space systems with nonlinearity and uncertainty in behavior recognition and decision making is vital. Time and cost of the conceptual design phase are decreased by using adaptive neuro-fuzzy approach, which enables the data that is stored in trained networks to be expressed in the form of a fuzzy rule base. In developing this methodology, a hybrid training algorithm was used to obtain system parameters achieving faster convergence and reduction in the size of the search space. This combined training used both least squares and descending gradient methods. The inference system was also based on the Takagi-Sugeno model with Gaussian membership functions. The present modeling system was implemented on the payload system of a satellite. The simulation results showed the effectiveness of the adaptive neuro-fuzzy inference system in the conceptual design of this system. The mean square error of the output variables for the four variables of mass, power and on-board memory of the payload and data compression in early stage of the design was acceptable.



---

## EXTENDED ABSTRACT

---

### Introduction

Payload design in a Remote Sensing Satellite (RSS) is a process with high complexity and nonlinearity because it has many parameters and variables with mutual effects on each other. Conventionally, the designers have employed traditional methods for payload design that have consumed more time and cost in conceptual design phase. These methods consider many design variables such as mission objectives and requirements, input and output variables of each subsystem such as electric power, attitude determination and control, telemetry and tele-command, communications and optics. Having a good conceptual design of a satellite is highly important in satisfying mission requirements. On the other hand, there is not any formula or equation with suitable performance and design time in the conceptual design phase of RSS. The approach of intelligence systems networks have the advantage of using experienced and operational data without any simplifications. Fuzzy logic and neural network as two schemes of Artificial Intelligence (AI) have been used in aircraft design, aircraft flight control and landing controller design, but there is no previous work for modeling of satellite or subsystems design. Researchers have used neuro-fuzzy inference systems to model many systems and controllers. The Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) can generate an input-output mapping based on human knowledge and use hybrid algorithm for simulating better results. Adaptive neuro-fuzzy systems are extremely helpful and effective, and can simulate nonlinear behavior, reducing design time and cost.

This paper presents the simulation of payload design of remote sensing satellites based on adaptive neuro-fuzzy inference system. Using ANFIS for this modeling prevents many repeated design loops and reduces the design time and cost. The simulation results were compared with experimental data of remote sensing satellites and demonstrated that the results were acceptable in the conceptual design phase.

### Methodology

In ANFIS, the multi-valued logical system namely fuzzy logic was used to account for a hidden imprecision in data and to make accurate mapping. Takagi Sugeno fuzzy engine with five layers was used as the general structure of modelling. The parameters associated with input as well as output membership functions were trained using a hybrid training algorithm to identify parameters of Takagi Sugeno fuzzy inference system. It combined the least square and the gradient descent methods. The main advantage of this hybrid algorithm was faster convergence and reduced search space dimensions of the gradient descent method.

Earth observation payload collect data from earth and turn it to information for scientific and operational purposes. In spaceborne remote sensing, sensors are mounted on a spacecraft orbiting the earth. There are many Remote Sensing Satellites (RSS) providing imagery for various applications. An RSS has two main parts: payload and platform. Payload and platform consist of some subsystems. Payload design process begins from mission objectives and requirements and ends in payload capabilities and

specifications. Deriving the payload capabilities from mission objectives and requirements needs an experienced expert designer. In the present study, input and output variables were selected in accordance with Table 1 for passive payloads. These variables were specified and fixed in a milestone called System Requirement Review (SRR) based on ECSS standard. After selecting the input and output variables, the range of each variable was determined based on selected experimental data. The range of each variable with its symbol is shown in Table 1. According to the high dispersion of the variable ranges, it should be normalized between [0,1] for modeling. The selection of data size is critical for effective working of a neuro-fuzzy inference system. A large training data size might increase the accuracy of the inference system, but might cause a heavier load on network nodes. Thus, using a limited size training data set with important variables results in simpler and more reliable model than large training data set.

The modeling structure included several sequential steps to improve the accuracy of the results. Basic structure is shown in Figure 1. In this modeling, the Gaussian membership function was used for input variables and the number of membership function for each variable considered was 3. Hybrid training algorithm was applied to identify parameters of Sugeno fuzzy inference system. Mean Square Error (MSE) was used as a statistical performance evaluation.

**Table 1. Input and output variables of payload design.**

	Name	Symbol	Dimension	Range
Input variables	Orbital height	$H$	$km$	[400 – 1000]
	Orbital inclination	$i$	$^{\circ}$	[96 – 100]
	Lifetime	$L$	$year$	[0.5 – 10]
	Data transmission or data rate	$DR$	$Mbit/s$	[1 – 250]
	Spatial Resolution	$SR$	$m$	[0.5 – 50]
	Swath	$S$	$km$	[8 – 200]
	Radiometric Resolution	$RR$	$bit$	[6 – 16]
Output variables	Payload Mass [kg]	$PM$	$kg$	[50 – 50]
	Payload Power [watt]	$PP$	$watt$	[50 – 100]
	On-board data storage or Memory	$SC$	$Gbit$	[30 – 150]
	Data compression	$DC$	--	[1 – 12]

## Results and discussion

In this study, the experimental data was collected from EOPortal internet site and categorized for mini satellites (100-300 kg). The results in terms of output variables and performance evaluation measures are presented in Table 2. In order to assess the ability of neuro-fuzzy models relative to the experimental data, the results were tabulated in comparison with the ANFIS model.

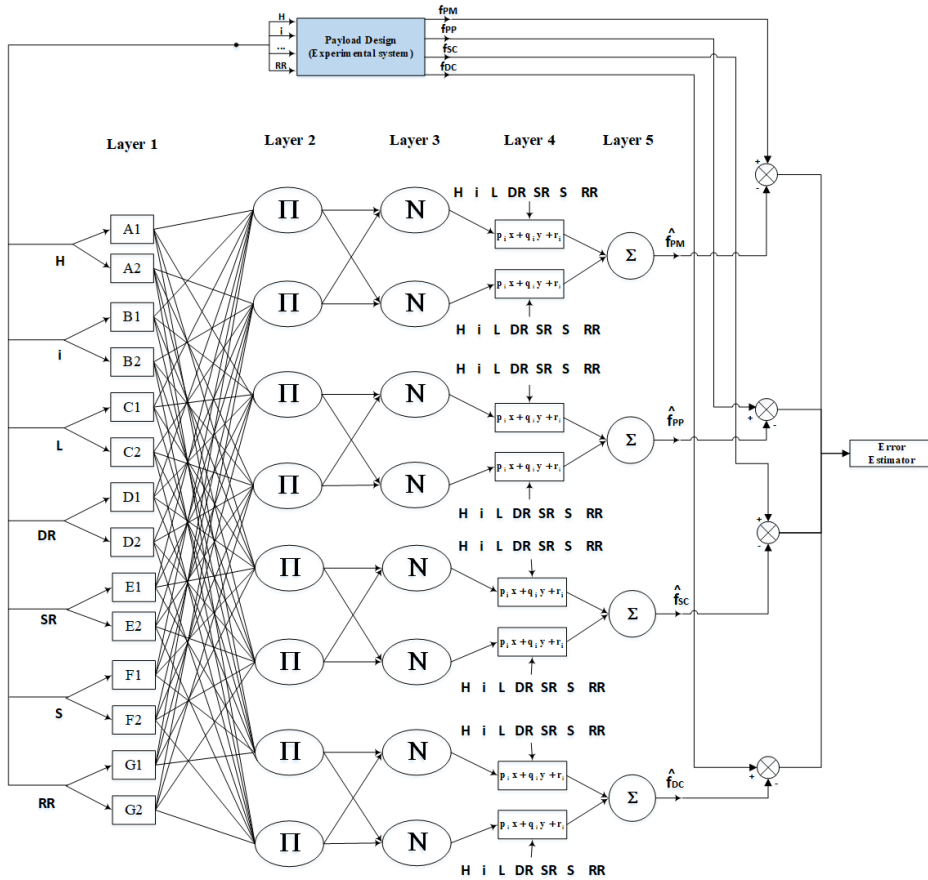


Figure 1. Basic structure of ANFIS modeling.

Table 2. Values of the simulation results compared with experimental data.

Satellite name	Payload Mass			Payload Power			Storage Capacity			Data Compression		
	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE
EgyptSat-1	40.00	39.9970	0.000009	75.00	74.9972	0.000008	16.00	16.0509	0.002591	4.00	3.9992	0.000001
Bird	23.00	22.9987	0.000002	90.00	89.9990	0.000001	2.00	2.0010	0.000001	N.A.		
KazEOSat-2	43.00	42.9998	0.000000	93.00	92.9997	0.000000	16.00	16.0049	0.000024	2.50	2.4991	0.000001
Proba-1	16.50	16.5021	0.000004	58.00	58.0013	0.000002	1.20	1.1848	0.000231	N.A.		
RASat	6.50	6.4975	0.000006	22.00	21.9997	0.000000	7.00	7.0324	0.001050	N.A.		
VNRedSat-1A	31.00	30.9863	0.000188	40.00	39.9875	0.000156	79.00	79.1689	0.028527	1.00	0.9823	0.000313
ALSat-2	31.00	31.0012	0.000001	40.00	40.0082	0.000067	79.00	78.9511	0.002391	1.00	1.0049	0.000024
TopSat	32.00	32.0004	0.000000	30.00	30.0007	0.000000	2.00	1.9891	0.000119	N.A.		
Xsat	12.00	12.0033	0.000011	25.00	25.0006	0.000000	16.00	15.9688	0.000973	N.A.		
SSOT	18.50	18.5154	0.000237	50.00	50.0092	0.000085	79.00	78.8151	0.034188	1.00	1.0156	0.000243
Rapideye-1	43.00	42.9983	0.000003	93.00	92.9954	0.000021	48.00	48.0620	0.003844	10.00	9.9967	0.000011
IMS-1	8.90	8.9000	0.000000	21.00	21.0000	0.000000	16.00	16.0000	0.000000	3.40	3.4002	0.000000
VENUS	43.50	43.4997	0.000000	83.00	82.9995	0.000000	120.00	120.0068	0.000046	N.A.		
NigeriaSat-2	41.00	41.0011	0.000001	55.00	55.0025	0.000006	128.00	127.9621	0.001436	2.00	2.0029	0.000008
	Mean Square Error	0.000033		Mean Square Error	0.000025		Mean Square Error	0.005387		Mean Square Error	0.000075	

## **Conclusion**

In this paper, a new approach based on adaptive neuro-fuzzy inference system was developed and applied to payload system design of a remote sensing satellite in conceptual design phase. The basic modeling structure of this approach was developed for reducing time and cost of system design phase. Therefore, a new design methodology based on artificial intelligence could be extended to the total satellite design. The simulation results specified that the performance of neuro-fuzzy based hybrid algorithm is valuable, easy to implement and predicts the outputs with good accuracy. Although applying the artificial intelligence methods do not deny the value and significance of the traditional and direct methods, they could be effective tools for reducing time and cost of design phases with high accuracy.



## مدلسازی و شبیه‌سازی طراحی سیستم محموله ماهواره سنجش از دور بر پایه سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی

مرتضی رضانی\*<sup>۱</sup>

۱- عضو هیئت علمی، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران.

### اطلاعات مقاله

### چکیده

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۹/۲۸

بازنگری مقاله: ۱۴۰۰/۱۰/۲۵

پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۲۵

### کلید واژگان:

طراحی محموله ماهواره

کاهش زمان طراحی

ماهواره سنجش از دور

طراحی سیستم

مدل‌سازی و شبیه‌سازی محموله

سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی

یکی از مهم‌ترین بخش‌ها در مدل‌سازی و شبیه‌سازی سیستم‌های فضایی، تعیین رفتار غیرخطی سیستم است. در این مقاله، استفاده مؤثر یکی از سیستم‌های هوش مصنوعی در مراحل اولیه فرایند طراحی سیستم محموله ماهواره‌های سنجش از دور نشان داده می‌شود. مدل‌سازی و تحلیل سیستم‌های فضایی همواره با عدم قطعیت و عوامل غیرخطی در تشخیص و تصمیم‌گیری رفتار سیستم روبه‌رو است و شناخت این عوامل می‌تواند به میزان مؤثر بودن مدل‌سازی کمک شایانی کند. استفاده از روش استنتاج عصبی- فازی تطبیقی که داده‌های ذخیره شده در شبکه‌های آموزش‌دیده را به‌صورت یک قاعده فازی بیان می‌کند، به کاهش زمان مراحل اولیه طراحی و تعداد حلقه‌های تکراری تعاملات طراحی کمک می‌کند. در توسعه این متدولوژی از الگوریتم آموزش ترکیبی برای به‌دست‌آوردن پارامترهای سیستم استفاده می‌شود تا همگرایی سریع‌تر و کاهش ابعاد فضای جستجو ایجاد گردد. آموزش ترکیبی استفاده توأمان روش‌های حداقل مربعات و گرادیان نزولی است. همچنین سیستم استنتاج، بر مبنای استنتاج تاکاگی- سوگینو و با توابع تعلق گائوسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل‌سازی حاضر بر روی سیستم محموله یک ماهواره اجرا می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشانگر اثربخشی سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی در طراحی مفهومی این سیستم است. میانگین خطای متغیرها برای چهار متغیر جرم، توان و حافظه روی‌برد محموله و میزان فشردگی طراحی در طراحی قابل قبول است.

\*نویسنده مسئول: مرتضی رضانی

پست الکترونیکی:

[m-ramezani@tvu.ac.ir](mailto:m-ramezani@tvu.ac.ir)

## مقدمه

طراحی محموله در ماهواره سنجش از دور<sup>۱</sup> فرایندی تکراری با پیچیدگی و میزان غیرخطی بالاست؛ زیرا دارای پارامترها و متغیرهای زیادی با تأثیرات متقابل بر روی یکدیگر است. به طور معمول، طراحان از روش‌های سنتی [۱-۴] برای طراحی محموله استفاده می‌کنند که زمان و هزینه زیادی را در مرحله طراحی مفهومی صرف می‌کند. این روش‌ها بسیاری از متغیرهای طراحی مانند اهداف و الزامات مأموریت، متغیرهای ورودی و خروجی هر زیرسیستم مانند توان الکتریکی، تعیین و کنترل وضعیت، تله متری و تله کامند، مخابرات و اپتیک را در نظر می‌گیرند. داشتن یک طراحی مفهومی خوب از یک ماهواره در برآوردن الزامات مأموریت بسیار مهم است. از سوی دیگر، هیچ فرمول یا معادله‌ای با بازده و مدت‌زمان طراحی مناسب در مرحله طراحی مفهومی ماهواره وجود ندارد. رویکرد شبکه‌های سیستم‌های اطلاعاتی از مزیت استفاده از داده‌های مجرب و عملیاتی بدون هیچ‌گونه ساده‌سازی برخوردار است. منطق فازی و شبکه عصبی به عنوان دو روش هوش مصنوعی<sup>۲</sup> در مراحل مقدماتی طراحی هواپیما با توافق خوب استفاده شده‌اند [۵]؛ همچنین مؤلف تجربه مفیدی در اجرای روش فازی چند ورودی- چند خروجی در مدل‌سازی طراحی زیرسیستم تأمین توان ماهواره داشته است [۶].

برای مدل‌سازی بسیاری از سیستم‌ها و تعاملات طراحی از سیستم‌های استنتاج عصبی فازی<sup>۳</sup> استفاده شده است. این سیستم‌ها برای پیش‌بینی سیستم چرخ دنده [۷]، مدل‌سازی ربات راه‌رو [۸]، کنترل شبکه تلفن همراه [۹]، توسعه نرم‌افزار [۱۰]، سیستم ترمز ضدقفل وسایل نقلیه [۱۱-۱۳] و کنترل سرعت خودرو [۱۴] اجرا شده‌اند. سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (أنفیس)<sup>۴</sup> می‌توانند ورودی و خروجی سیستم را براساس دانش بشر، تولید و از الگوریتم ترکیبی برای شبیه‌سازی نتایج بهتر استفاده کنند. بنابراین بسیاری از محققان از آنفیس برای مدل‌سازی کیفیت آب‌های سطحی [۱۵]، طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل پیش‌بینی علائم ویروس کرونا [۱۶]، تعیین پارامترهای تأثیرگذار بر تیرهای بتنی مسلح آسیب‌دیده [۱۷]، پیش‌بینی مصرف انرژی از عوامل آب‌وهوایی [۱۸]، شبیه‌سازی ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی بر روی سوراخ‌های ریز [۱۹]، وسایل نقلیه خودکار [۲۰]، کنترل سیستم تعلیق فعال خودرو [۲۱] و البته اجرا در بخشی از زیرسیستم تأمین توان برای طراحی آرایه‌های خورشیدی [۲۲] به‌کارگرفته شده است. سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی در تخمین و شبیه‌سازی رفتار غیرخطی، کاهش زمان و افزایش دقت طراحی بسیار مفید و مؤثر می‌باشند.

در این مقاله، شبیه‌سازی طراحی محموله یک ماهواره سنجش از دور براساس مدل‌سازی سیستم استنتاج عصبی- فازی ارائه داده می‌شود. این سیستم می‌تواند مجموعه داده‌های تجربی را برای نتایج بهتر متغیرهای طراحی شبیه‌سازی کند. استفاده از آنفیس برای طراحی یک ماهواره سنجش از دور در مراحل اولیه طراحی، از بسیاری از حلقه‌های تکرار طراحی جلوگیری می‌کند و بدین ترتیب، زمان طراحی را کاهش می‌دهد. تجربه استفاده از روش فازی در طراحی زیرسیستم تأمین توان الکتریکی ماهواره با استفاده از روش فازی [۶] نشان داد که برای رسیدن به نتایج قابل قبول باید از تجربه یک طراح ماهر در نگارش قواعد فازی بهره گرفت که خود مستلزم موجودیت طراح باتجربه و البته ثبت‌نشده قواعد اشتباه است. از این رو در مقاله حاضر با استفاده از روش شبکه عصبی اقدام به مدل‌سازی بر مبنای روش عصبی-

<sup>1</sup> Remote Sensing Satellite (RSS)

<sup>2</sup> Artificial Intelligence (AI)

<sup>3</sup> Neuro-Fuzzy Inference Systems (NFS)

<sup>4</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

فازی تطبیقی گردید. نتایج شبیه‌سازی با داده‌های تجربی ماهواره‌های سنجش از دور مشهور [۲۳] مقایسه می‌شود و نشان می‌دهد که نتایج در مرحله طراحی مفهومی، قابل قبول است.

### ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (أنفیس)

زمانی که از سیستم‌های فازی در صنایع استفاده شد نتیجه گرفته شد که توسعه یک سیستم فازی مؤثر کار ساده‌ای نیست. یافتن توابع و قواعد تعلق مناسب، دو فرایند آزمون و خطا هستند؛ بنابراین افزودن الگوریتم آموزشی سیستم‌های شبکه عصبی، نقش اصلی کاهش زمان طراحی و افزایش اثربخشی را دارد. اولین مطالعات مربوط به ساختار آنفیس را جانگ [۲۴] ارائه داد. این ساختار از سیستم استنتاج فازی تاکاگی- سوگینو [۲۵] استفاده می‌کند و همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده، دارای پنج لایه است. سیستم تطبیقی از الگوریتم آموزش ترکیبی [۲۶]; [۲۷] برای شناسایی پارامترهای سیستم استنتاج فازی تاکاگی- سوگینو<sup>۱</sup> استفاده می‌کند. این روش ترکیبی از حداقل مربعات و روش‌های گرادیان نزولی برای تعیین پارامترهای سیستم استفاده می‌کند. مزیت اصلی الگوریتم ترکیبی، هم‌گرایی سریع‌تر و کاهش ابعاد فضای جستجو در روش گرادیان نزولی است. خلاصه پنج لایه ساختار آنفیس به شرح زیر است:

لایه اول:

هر گره  $i$  در این لایه یک گره تطبیقی با عملکرد زیر است:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad \text{برای}$$

یا

(۱)

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x) \quad i = 3, 4 \quad \text{برای}$$

که  $x$  (یا  $y$ ) ورودی گره  $i$  است و  $A_i$  (یا  $B_{i-2}$ ) یک مجموعه فازی مرتبط با این گره می‌باشد. به عبارت دیگر،  $O_{1,i}$  درجه تعلق مجموعه فازی  $A$  است که ورودی  $x$  (یا  $y$ ) را در  $A$  مشخص می‌کند. در اینجا تابع تعلق برای  $A$  می‌تواند هر تابع تعلق پارامتری مناسبی مانند تابع گائوسی باشد:

$$\mu_A(x) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x - c_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (۲)$$

که  $\{c_i, \sigma_i\}$  مجموعه پارامترهایی است که شکل توابع تعلق را تغییر می‌دهد.

لایه دوم:

هر گره این لایه، حاصل ضرب تمام سیگنال‌های ورودی است و با  $\Pi$  نشان داده می‌شود:

<sup>1</sup> Takagi-Sugeno

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (۳)$$

هر خروجی گره قدرت شلیک<sup>۱</sup> یک قانون را نشان می‌دهد.

لایه سوم:

هر گره در این لایه قدرت‌های شلیک نرمال شده را محاسبه می‌کند و با N نشان داده می‌شود:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (۴)$$

لایه چهارم:

هر گره در این لایه یک گره تطبیقی با عملکرد مربوطه است:

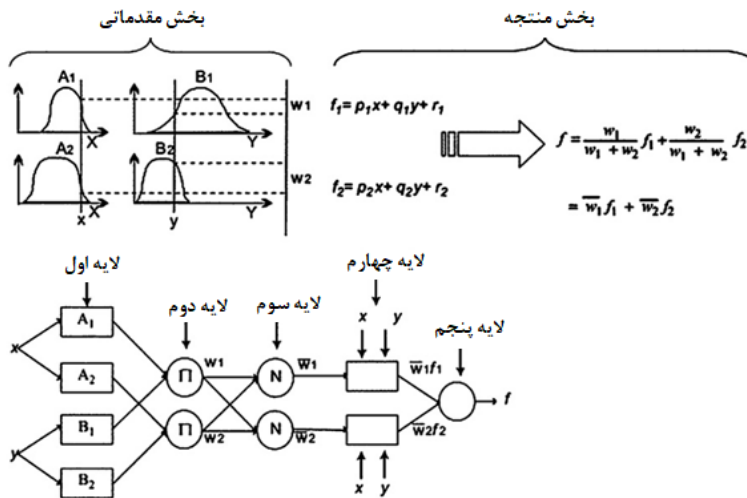
$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad (۵)$$

که  $\bar{w}_i$  یک قدرت شلیک نرمال شده از لایه سوم است و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  یک مجموعه پارامتر این گره است.

لایه پنجم:

هر گره در این لایه خروجی کل تمام سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند و با  $\Sigma$  نشان داده می‌شود:

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (۶)$$



شکل ۱. ساختار سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (أنفیس) [۲۴].

<sup>۱</sup> Firing Strength

در آنفیس یک روش برای آموزش اطلاعات مربوط به یک مجموعه داده وجود دارد. این روش، پارامترهای تابع تعلق را محاسبه می‌کند که به بهترین وجه به سیستم استنتاج فازی مرتبط اجازه می‌دهد داده‌های ورودی و خروجی داده شده را ردیابی کند. منابع [۲۶؛ ۲۷] نشان می‌دهند که الگوریتم ترکیبی در آموزش آنفیس بسیار کارآمد است. این روش، ترکیبی از روش حداقل مربعات و روش گرادیان نزولی است. برای شناسایی مقادیر بهینه پارامتر منتج شده لایه چهارم با ثابت بودن پارامتر مقدماتی می‌توان از حداقل مربعات استفاده کرد. روش گرادیان نزولی، چگونگی مدل‌سازی سیستم ورودی و خروجی فازی برای مجموعه‌ای خاص از پارامترها را ارائه می‌دهد. از ساختار آنفیس نشان داده شده در شکل (۱)، مشاهده می‌شود که وقتی مقدار پارامترهای مقدماتی ثابت شود، می‌توان خروجی کل را به صورت ترکیبی خطی از پارامترهای منتج شده بیان کرد. بنابراین خروجی  $f$  را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1+w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1(p_1x + q_1y + r_1) + \bar{w}_2(p_2x + q_2y + r_2) \\ &= (\bar{w}_1x)p_1 + (\bar{w}_1y)q_1 + (\bar{w}_1)r_1 + (\bar{w}_2x)p_2 + (\bar{w}_2y)q_2 + (\bar{w}_2)r_2 \end{aligned} \quad (7)$$

### توسعه مدل

محموله‌های مشاهده زمین، داده‌ها را از زمین جمع‌آوری می‌کنند و آن‌ها را برای ارائه اهداف علمی و عملیاتی به اطلاعات تبدیل می‌کنند. در سنجش از دور فضاپایه، حسگرها بر روی ماهواره‌هایی که به دور زمین می‌چرخند، نصب می‌شوند. ماهواره‌های سنجش از دور بسیاری وجود دارند که تصاویر را برای کاربردهای مختلف ارائه می‌دهند. این تصویربرداری دارای مزایای زیر می‌باشد:

- پوشش‌دهی منطقه‌ای وسیع
- پوشش‌دهی تکراری از یک منطقه موردنظر
- اندازه‌گیری کمی ویژگی‌های زمین با استفاده از حسگرهای کالیبره‌شده رادیومتری<sup>۱</sup>
- هزینه کمتر در واحد سطح پوشش‌دهی

ماهواره‌های مشاهده زمین معمولاً مدارهای خورشیدآهنگ<sup>۲</sup> را دنبال می‌کنند. مدار خورشیدآهنگ یک مدار قطبی است که شیب مداری آن بیشتر از ۹۰ درجه است و ماهواره همیشه در یک زمان محلی خورشیدی از یک مکان در عرض جغرافیایی معین عبور می‌کند. به این ترتیب می‌توان به شرایط روشنایی خورشیدی یکسانی برای تصاویر یک مکان معین در زمان‌های یکسان دست یافت. دو نوع محموله مشاهده زمین وجود دارد:

- محموله‌های غیرفعال مانند دوربین‌های تصویربرداری مرئی و مادون قرمز
- محموله‌های فعال مانند رادارها و لیدارها<sup>۳</sup>

ماهواره سنجش از دور دو بخش اصلی دارد: محموله و پلتفرم. محموله و پلتفرم هرکدام شامل چندین زیرسیستم است که مطابق جدول ۱ فهرست شده‌اند. فرایند طراحی محموله از اهداف و الزامات مأموریت شروع می‌شود و به قابلیت‌ها و مشخصات محموله ختم می‌شود [۴].

<sup>1</sup> Radimetric calibrated sensors

<sup>2</sup> Sun-Synchronous orbits

<sup>3</sup> Radar and Lidar

## جدول ۱. محموله و پلتفرم یک ماهواره سنجش از دور.

تجهیزات الکترو-اپتیکی	محموله
مخابرات	
سازه	پلتفرم
کنترل حرارت	
کنترل وضعیت و مدار	
پردازش	
توان الکتریکی	
تله‌متری و تله‌کامند	

استخراج قابلیت‌های محموله از اهداف و الزامات مأموریت به تجربیات یک طراح متخصص نیاز دارد. در کار حاضر، متغیرهای ورودی و خروجی مطابق جدول ۲ برای محموله‌های غیرفعال انتخاب می‌شوند. این متغیرها در یک نقطه عطف به نام مرور الزامات سیستم (SRR)<sup>۱</sup> براساس استاندارد ECSS [۲۸]، مشخص و ثابت می‌شوند.

پس از انتخاب متغیرهای ورودی و خروجی، محدوده هر متغیر براساس داده‌های تجربی انتخاب شده، تعیین می‌شود. محدوده هر متغیر با نماد آن در جدول ۲ نشان داده شده است. با توجه به پراکندگی بالای محدوده متغیرها، برای مدل‌سازی باید اعداد را بین [۰، ۱] نرمال کرد. انتخاب تعداد داده‌ها برای یک سیستم استنتاج عصبی - فازی مؤثر حیاتی است. زیاد بودن داده‌های آموزش ممکن است دقت سیستم استنتاج را افزایش دهد اما بار سنگین‌تری بر گره‌های شبکه عصبی ایجاد می‌کند. بنابراین، استفاده از مجموعه داده‌های آموزشی با اندازه محدود اما متغیرهای مهم‌تر و مؤثرتر، منجر به مدل ساده‌تر و قابل اعتمادتر نسبت به مجموعه داده‌های آموزشی بزرگ‌تر می‌گردد [۲۹].

ساختار مدل‌سازی شامل چندین مرحله متوالی برای بهبود دقت نتایج است. ساختار پایه در شکل (۲) نشان داده شده است. در این مدل‌سازی، تابع تعلق گاوسی برای متغیرهای ورودی استفاده می‌شود و تعداد تابع عضویت برای هر متغیر ۳ در نظر گرفته می‌شود. الگوریتم آموزش ترکیبی برای شناسایی پارامترهای سیستم استنتاج فازی تاکاگی - سوگینو اعمال می‌شود. میانگین مربعات خطا<sup>۲</sup> به‌عنوان ارزیابی عملکرد آماری استفاده می‌شود که می‌تواند با استفاده از معادله زیر محاسبه شود:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2 \quad (۸)$$

که در آن  $\hat{X}_i$  مقدار مشاهده‌شده و  $X_i$  مقدار پیش‌بینی شده است.

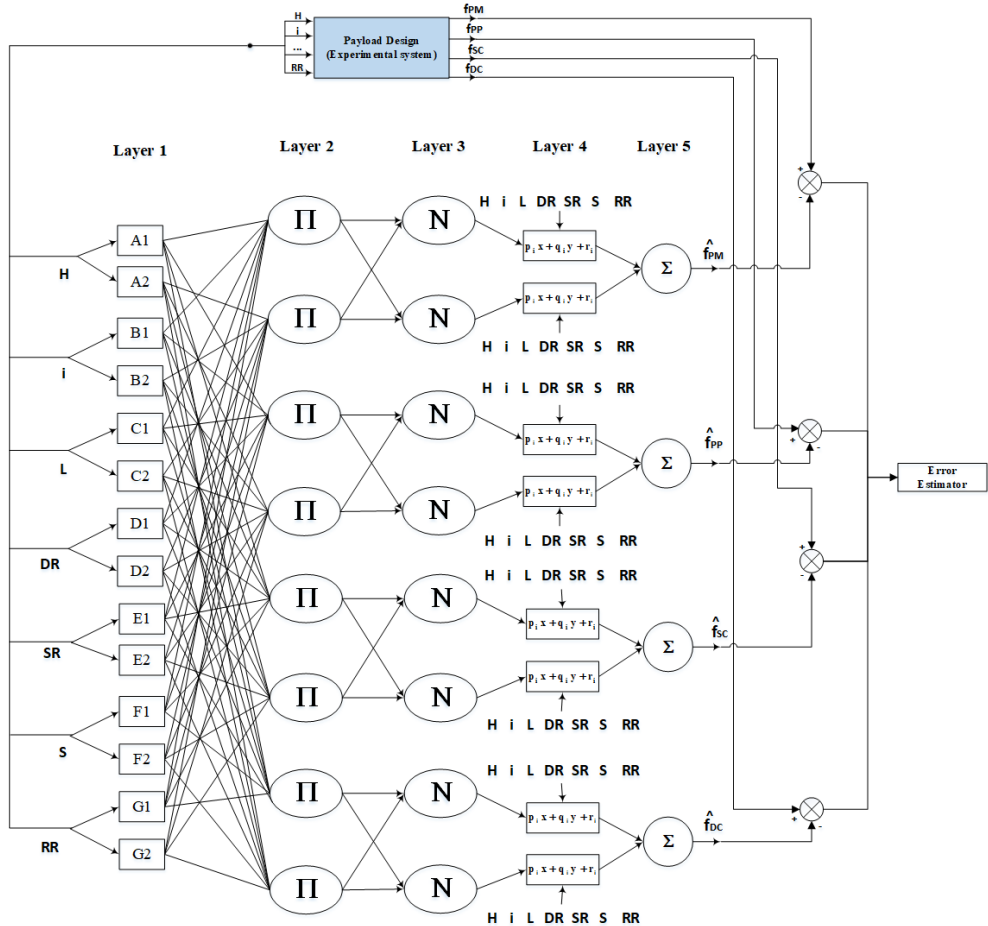
<sup>۱</sup> System Requirement Review (SRR)

<sup>۲</sup> Mean Square Error (MSE)

جدول ۲. متغیرهای ورودی و خروجی طراحی محموله.

نام متغیر	علامت	واحد	محدوده	
ارتفاع مداری	$H$	$km$	[۴۰۰ - ۱۰۰۰]	متغیرهای ورودی
شیب مداری	$i$	$^{\circ}$	[۹۶ - ۱۰۰]	
طول عمر	$L$	$year$	[۰.۵ - ۱۰]	
نرخ انتقال داده	$DR$	$Mbit/s$	[۱ - ۲۵۰]	
قدرت تفکیک مکانی	$SR$	$m$	[۰.۵ - ۵۰]	
عرض تصویربرداری <sup>۱</sup>	$S$	$km$	[۸ - ۲۰۰]	
قدرت تفکیک رادیومتری	$RR$	$bit$	[۶ - ۱۶]	متغیرهای خروجی
جرم محموله	$PM$	$kg$	[۵۰ - ۵۰]	
توان محموله	$PP$	$watt$	[۵۰ - ۱۰۰]	
حافظه	$SC$	$Gbit$	[۳۰ - ۱۵۰]	
نرخ فشرده‌سازی	$DC$	--	[۱ - ۱۲]	

<sup>1</sup> Swath



شکل ۲. بلوک دیاگرام مدل‌سازی طراحی سیستم محموله ماهواره بر مبنای روش استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (مدل‌سازی حاضر).

### شبیه‌سازی و نتایج

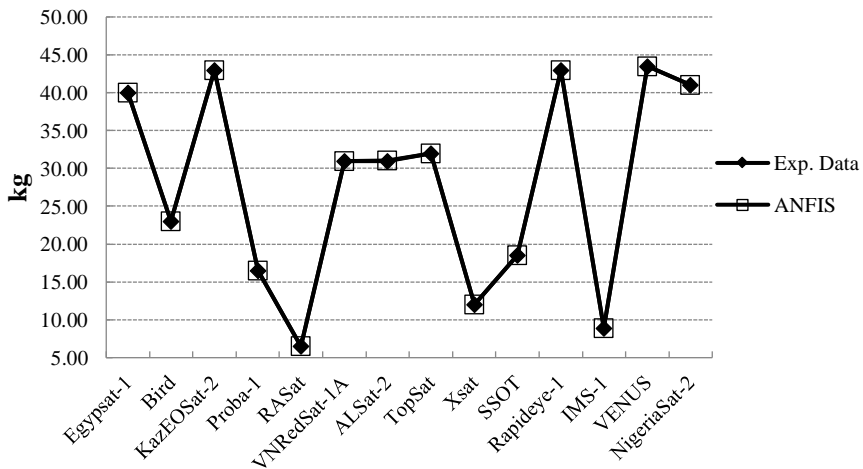
در مدل‌سازی حاضر، داده‌های تجربی از پایگاه اینترنتی مشاهده زمین [۲۳] جمع‌آوری و برای ماهواره‌های کوچک (۱۰۰-۳۰۰ کیلوگرم) طبقه‌بندی شده است. نتایج از نظر متغیرهای خروجی و معیارهای ارزیابی عملکرد در جدول ۳ ارائه شده است. به‌منظور ارزیابی توانمندی مدل حاضر، خروجی مدل آنفیس با داده‌های تجربی مقایسه شده و میزان خطا در ستون آخر متغیرها آورده شده است.

جدول ۳. مقایسه خروجی مدل آنفیس با داده‌های تجربی.

نام ماهواره	PM			PP			SC			DC		
	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE	Exp.	ANFIS	SE
Egypsat-۱	۴۰.۰۰	۳۹.۹۹۷۰	۰.۰۰۰۰۰۰۹۷۵	۷۴.۹۹۷۲	۰.۰۰۰۰۰۰۸	۱۶.۰۰	۱۶.۰۵۰۹	۰.۰۰۰۲۵۹۱	۴.۰۰	۳.۹۹۹۲	۰.۰۰۰۰۰۰۱	
Bird	۲۳.۰۰	۲۲.۹۹۸۷	۰.۰۰۰۰۰۰۲۹۰	۸۹.۹۹۹۰	۰.۰۰۰۰۰۰۱	۲.۰۰	۲.۰۰۱۰	۰.۰۰۰۰۰۰۱	N.A.			
KazEOSat-۲	۴۳.۰۰	۴۲.۹۹۹۸	۰.۰۰۰۰۰۰۹۳۰	۹۲.۹۹۹۷	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۱۶.۰۰	۱۶.۰۰۴۹	۰.۰۰۰۰۰۰۲۴	۲.۵۰	۲.۴۹۹۱	۰.۰۰۰۰۰۰۱	
Proba-۱	۱۶.۵۰	۱۶.۵۰۲۱	۰.۰۰۰۰۰۰۴۵۸	۵۸.۰۰۱۳	۰.۰۰۰۰۰۰۲	۱.۲۰	۱.۱۸۴۸	۰.۰۰۰۰۰۰۲۳۱	N.A.			
RASat	۶.۵۰	۶.۴۹۷۵	۰.۰۰۰۰۰۰۶۲۲	۲۱.۹۹۹۷	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۷.۰۰	۷.۰۰۳۴	۰.۰۰۰۰۰۰۱۰۵	N.A.			
VNRedSat-1A	۳۱.۰۰	۳۰.۹۸۶۳	۰.۰۰۰۰۰۰۱۸۸	۳۹.۹۸۷۵	۰.۰۰۰۰۰۰۱۵۶	۷۹.۰۰	۷۹.۱۶۸۹	۰.۰۰۰۰۰۰۲۸۵۲۷	۱.۰۰	۰.۹۸۲۳	۰.۰۰۰۰۰۰۳۱۳	
ALSat-۲	۳۱.۰۰	۳۱.۰۰۱۲	۰.۰۰۰۰۰۰۱۴۰	۴۰.۰۰۸۲	۰.۰۰۰۰۰۰۶۷	۷۹.۰۰	۷۸.۹۵۱۱	۰.۰۰۰۰۰۰۲۳۹۱	۱.۰۰	۱.۰۰۴۹	۰.۰۰۰۰۰۰۲۴	
TopSat	۳۲.۰۰	۳۲.۰۰۰۴	۰.۰۰۰۰۰۰۳۰۰	۳۰.۰۰۰۷	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۲.۰۰	۱.۹۸۹۱	۰.۰۰۰۰۰۰۱۱۹	N.A.			
Xsat	۱۲.۰۰	۱۲.۰۰۲۳	۰.۰۰۰۰۰۰۱۱۲۵	۲۵.۰۰۰۶	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۱۶.۰۰	۱۵.۹۶۸۸	۰.۰۰۰۰۰۰۹۷۳	N.A.			
SSOT	۱۸.۵۰	۱۸.۵۱۵۴	۰.۰۰۰۰۰۰۲۳۷۵	۵۰.۰۰۹۲	۰.۰۰۰۰۰۰۸۵	۷۹.۰۰	۷۸.۸۱۵۱	۰.۰۰۰۰۰۰۳۴۱۸۸	۱.۰۰	۱.۰۰۱۵۶	۰.۰۰۰۰۰۰۲۴۳	
Rapideye-۱	۴۳.۰۰	۴۲.۹۹۹۳	۰.۰۰۰۰۰۰۳۹۳	۹۲.۹۹۵۴	۰.۰۰۰۰۰۰۲۱	۴۸.۰۰	۴۸.۰۶۲۰	۰.۰۰۰۰۰۰۳۸۴۴۱	۱۰.۰۰	۹.۹۹۶۷	۰.۰۰۰۰۰۰۱۱	
IMS-۱	۸.۹۰	۸.۹۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰۲۱.۰۰	۲۱.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۱۶.۰۰	۱۶.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۳.۴۰	۳.۴۰۰۲	۰.۰۰۰۰۰۰۰	
VENUS	۴۳.۵۰	۴۳.۴۹۹۷	۰.۰۰۰۰۰۰۸۳۰	۸۲.۹۹۹۵	۰.۰۰۰۰۰۰۰	۱۲.۰۰	۱۲.۰۰۰۶۸	۰.۰۰۰۰۰۰۰۴۶	N.A.			
NigeriaSat-۲	۴۱.۰۰	۴۱.۰۰۱۱	۰.۰۰۰۰۰۰۱۵۵	۵۵.۰۰۲۵	۰.۰۰۰۰۰۰۰۶	۱۲۸.۰۰	۱۲۷.۹۶۲۱	۰.۰۰۰۰۰۰۱۴۴۶	۲.۰۰	۲.۰۰۲۹	۰.۰۰۰۰۰۰۰۸	
		خطای میانگین مربعات	۰.۰۰۰۰۰۰۳۳	خطای میانگین مربعات	۰.۰۰۰۰۰۰۲۵	خطای میانگین مربعات	۰.۰۰۰۰۰۰۵۳۸۷	خطای میانگین مربعات	۰.۰۰۰۰۰۰۷۵			

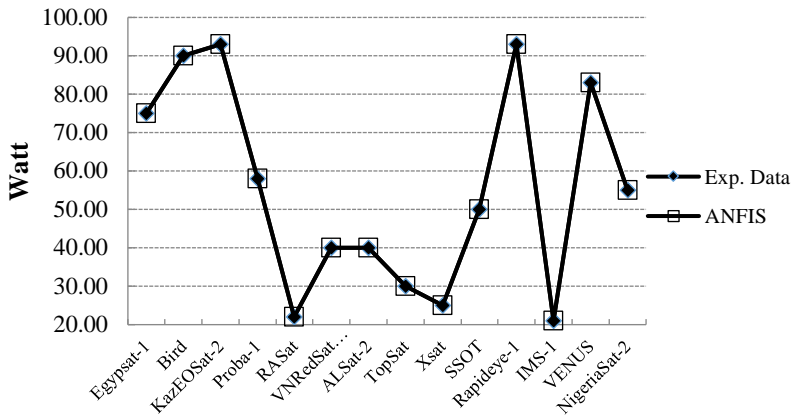
جدول ۳ نشان می‌دهد که مدل آنفیس می‌تواند متغیرهای خروجی را در حاشیه قابل قبول برای فاز طراحی مفهومی دنبال کند. اشکال (۳) الی (۶) به ترتیب نقاط طراحی متغیرهای توان محموله، جرم، حافظه یا ظرفیت ذخیره‌سازی و نرخ فشرده‌سازی داده‌ها را ارائه می‌کنند.

### Payload Mass



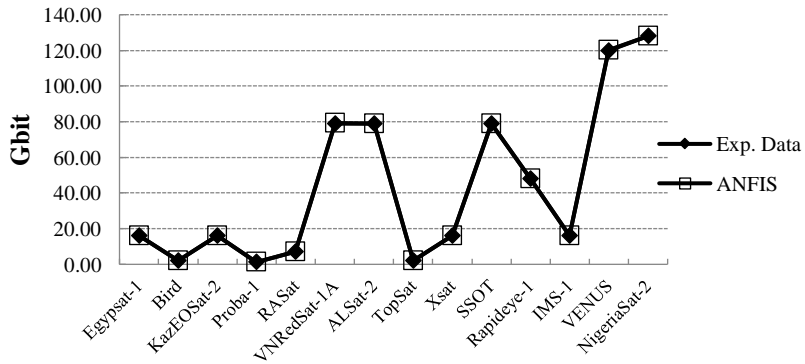
شکل ۳. مقایسه نتایج به دست آمده با داده‌های تجربی متغیر جرم محموله.

### Payload Power



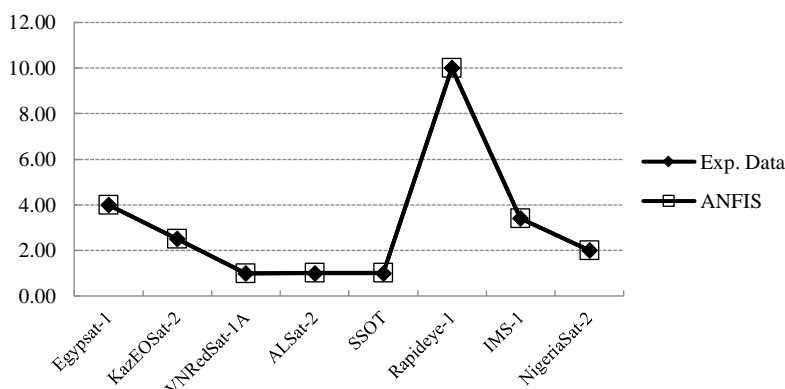
شکل ۴. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با داده‌های تجربی متغیر توان محموله.

### Storage Capacity



شکل ۵. مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با داده‌های تجربی متغیر حافظه یا ظرفیت ذخیره‌سازی.

## Data Compression



شکل ۶. مقایسه نتایج به دست آمده با داده‌های تجربی متغیر نرخ فشرده‌سازی.

## نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک رویکرد جدید مبتنی بر سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، توسعه و برای طراحی سیستم محموله ماهواره سنجش از دور در فاز طراحی مفهومی به کار گرفته شد. ساختار مدل‌سازی اولیه این رویکرد برای کاهش زمان و هزینه فاز طراحی سیستم توسعه یافته است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که یک روش طراحی جدید مبتنی بر هوش مصنوعی را می‌توان به کل طراحی ماهواره تعمیم داد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم ترکیبی استفاده‌شده در مدل‌سازی بسیار ارزشمند است و اجرای آن آسان و البته پیش‌بینی خروجی‌ها با دقت مناسب صورت گرفته است. اگرچه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی ارزش و اهمیت روش‌های سنتی و مستقیم را انکار نمی‌کند اما می‌تواند ابزار مؤثری برای کاهش زمان و هزینه مراحل طراحی با دقت بالا باشند.

## References

- [1] Larson, W., Kirkpatrick, D., Jerry Sellers, L., & Verma, D. (2009). *Applied Space Systems Engineering (Space Technology Series)*. McGraw-Hill Education. <https://www.amazon.com/Applied-Space-Systems-Engineering-Technology/dp/0073408867>
- [2] Ley, W., Wittmann, K., & Hallmann, W. (2009). *Handbook of space technology*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470742433>
- [3] Pisacane, V. L. (2005). *Fundamentals of space systems* (2 ed.). Oxford University Press. <https://global.oup.com/academic/product/fundamentals-of-space-systems-9780195162059?cc=ir&lang=en>
- [4] Wertz, J. R., Everett, D. F., & Puschell, J. J. (2011). *Space Mission Engineering: The New SMAD*. Microcosm Press. <https://www.amazon.com/Space-Mission-Engineering-Technology-Library/dp/1881883159>
- [5] Azizi Oroumieh, M. A., Mohammad Bagher Malaek, S., Ashrafizaadeh, M., & Mahmoud Taheri, S. (2013). Aircraft design cycle time reduction using artificial intelligence. *Aer*

- ospace Science and Technology*, 26(1), 244-258. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2012.05.003>
- [6] Ramezani, M. (2021). Electric Power Subsystem Modeling of a Remote Sensing Satellite Based on Multi-Input and Output Fuzzy Systems. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 17(4), 45-58. <https://doi.org/10.48301/kssa.2021.128395>
- [7] Wang, W., Ismail, F., & Golnaraghi, F. (2004). A neuro-fuzzy approach to gear system monitoring. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5), 710-723. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2004.834807>
- [8] Kim, D., Seo, S-J., & Park, G-T. (2005). Zero-moment point trajectory modelling of a biped walking robot using an adaptive neuro-fuzzy system. *IEE Proceedings - Control Theory and Applications*, 152(4), 411-426. [https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-cta\\_20045007](https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-cta_20045007)
- [9] Raad, R., & Raad, I. (2006, 30 October- 01 November). *Neuro-Fuzzy Admission Control in Cellular Networks*. 2006 10th IEEE Singapore International Conference on Communication Systems, Singapore. <https://doi.org/10.1109/ICCS.2006.301402>
- [10] Marza, V., Seyyedi, A., & Capretz, L. F. (2008). Estimating development time of software projects using a neuro fuzzy approach. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 46, 575-579. <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=e08185f1ad5acecd5de871af1e7d964d4902cee1>
- [11] Topalov, A. V., Kayacan, E., Oniz, Y., & Kaynak, O. (2009, August 27-29). *Adaptive neuro-fuzzy control with sliding mode learning algorithm: Application to Antilock Braking System*. 2009 7th Asian Control Conference, Hong Kong, China <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5276234>
- [12] Topalov, A. V., Kayacan, E., Oniz, Y., & Kaynak, O. (2009, September 24-26). *Neuro-Fuzzy Control of Antilock Braking System Using Variable-Structure-Systems-Based Learning Algorithm*. 2009 International Conference on Adaptive and Intelligent Systems, Klagenfurt, Austria <https://doi.org/10.1109/ICAIS.2009.35>
- [13] Topalov, A. V., Oniz, Y., Kayacan, E., & Kaynak, O. (2011). Neuro-fuzzy control of antilock braking system using sliding mode incremental learning algorithm. *Neurocomputing*, 74(11), 1883-1893. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.07.035>
- [14] Farooq, U., Khan, M. S., Ahmed, K., Saeed, M. A., & Abbas, S. (2011). Autonomous system controller for vehicles using neuro-fuzzy. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 2(6), 1-5. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.301.7157&rep=rep1&type=pdf>
- [15] Shah, M. I., Abunama, T., Javed, M. F., Bux, F., Aldrees, A., Tariq, M. A. U. R., & Mosavi, A. (2021). Modeling Surface Water Quality Using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Aided by Input Optimization. *Sustainability*, 13(8), 1-17. <https://doi.org/10.3390/su13084576>
- [16] Iwendi, C., Mahboob, K., Khalid, Z., Javed, A. R., Rizwan, M., & Ghosh, U. (2021). Classification of COVID-19 individuals using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Multimedia Systems*, 1-15. <https://doi.org/10.1007/s00530-021-00774-w>
- [17] Shariati, M., Mafipour, M. S., Haido, J. H., Yousif, S. T., Toghroli, A., Trung, N. T., & Shariati, A. (2020). Identification of the most influencing parameters on the properties of corroded concrete beams using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). *Steel and Composite Structure*, 34(1), 91-105. <https://doi.org/g/10.12989/scs.2020.34.1.0>
- [18] Adedeji, P. A., Akinlabi, S., Madushele, N., & Olatunji, O. O. (2022). Hybrid adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for a multi-campus university energy cons

- umption forecast. *International Journal of Ambient Energy*, 43(1), 1685-1694. <http://doi.org/10.1080/01430750.2020.1719885>
- [19] Bhiradi, I., Raju, L., & Hiremath, S. S. (2020). Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS): modelling, analysis, and optimisation of process parameters in the micro-EDM process. *Advances in Materials and Processing Technologies*, 6(1), 133-145. <https://doi.org/10.1080/2374068X.2019.1709309>
- [20] Pérez, J., Gajate, A., Milanés, V., Onieva, E., & Santos, M. (2010, July 18-23). *Design and implementation of a neuro-fuzzy system for longitudinal control of autonomous vehicle s*. International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, Spain <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2010.5584208>
- [21] Senthil Kumar, P., Sivakumar, K., Kanagarajan, R., & Kuberan, S. (2018). Adaptive neuro fuzzy inference system control of active suspension system with actuator dynamics. *Journal of Vibroengineering*, 20(1), 541-549. <https://doi.org/10.21595/jve.2017.18379>
- [22] Mirshams, M., Teshneh lab, M., & Ramezani, M. (2018). Modeling the Solar Array Design of Remote Sensing Satellites Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Journal of Space Science and Technology*, 11(3), 1-8. [https://jsst.ias.ir/article\\_81058.html?lang=en](https://jsst.ias.ir/article_81058.html?lang=en)
- [23] Earth Observation Portal. (2022, May 7). *Satellite Missions*. ESA. <https://www.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions>
- [24] Jang, J. S. R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- [25] Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(1), 116-132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
- [26] Rezaei, K., Hosseini, R., & Mazinani, M. (2014, May 24-25). *A Fuzzy Inference System for Assessment of the Severity of the peptic ulcers*. Fourth International Conference on Artificial Intelligence, Soft Computing and Applications, Delhi , India. <https://doi.org/10.5121/csit.2014.4527>
- [27] Walia, N., Singh, H., & Sharma, A. (2015). ANFIS: Adaptive neuro-fuzzy inference system-a survey. *International Journal of Computer Applications*, 123(13), 32-38. <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>
- [28] European Cooperation for Space Standardization. (2009). *Space project management: Project planning and implementation* (ECSS-M-ST-10C Rev.1). European Cooperation for Space Standardization. <https://ecss.nl/standard/ecss-m-st-10c-rev-1-project-planning-and-implementation/>
- [29] Kaur, R., Sangal, A. L., & Kumar, K. (2017). Modeling and simulation of adaptive Neuro-fuzzy based intelligent system for predictive stabilization in structured overlay networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 20(1), 310-320. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2016.06.015>