

## **ЗА ИНСТРУМЕНТИТЕ НА МНОГО ПАРАМЕТРИЧНА АПРОКСИМАЦИЯ И МНОГОКРИТЕРИАЛНА ОПТИМИЗАЦИЯ**

**Николай Тончев<sup>1</sup>, Мартин Иванов<sup>2</sup>**  
[tontchev@vtu.bg](mailto:tontchev@vtu.bg), [martinivanov@abv.bg](mailto:martinivanov@abv.bg),

<sup>1</sup> *Висше транспортно училище „Тодор Каблешков“, София*

<sup>2</sup> *Нов Български Университет, София*  
**БЪЛГАРИЯ**

***Ключови думи:** Моделиране на свойства, Парето фронт, Многокритериална оптимизация, Магнезиеви сплави.*

***Резюме:** По предварително определени експериментирани състави, извън използваната за апроксимация база от данни, се определя апроксимация, най-точно отговаряща на определените условия. Апроксимацията се извършва посредством невронни модели. Подходът дава възможност за по-точно автоматизирано прогнозиране на свойствата на сплавите в зависимост от състава на сплавта. В изследването се прилагат стандартни процедури за определяне на Парето фронта, необходим за експертна оценка на влиянието на елементите от състава на сплавта върху контролираните механични свойства – якост на опън и относително удължение. Чрез приложението подход е възможно да се определи състав, осигуряващ относително оптимални стойности на изследваните индикатори на качеството.*

### **1. УВОД**

Иновациите и развитието на новите технологии, както и широката употреба на съвременни материали са важни за икономическото развитие. Повишаването на изискванията за качествена продукция при производството на материалите налага необходимостта от използване на усъвършенствани средства за анализ и моделиране.

Научната литература представя множество модели с различна степен на сложност, математическо описание и с различна степен на съответствие между предсказаната и реалната величина в областта на металургията. Моделите са отражение на системата с логически връзки между описващите ги променливи. Определянето на взаимодействието на тези променливи позволява да се осъществява анализ на поведението на модела при определени условия. Изчислителните модели са множество от информацията за материалите, относно свойствата им, формулирани, като математически правила. Моделирането следователно е формализиране на описанието на тези свойства, ограничено до набор свойства, изразени в модел чрез математически формули и връзки [1-4].

Подход с нарастваща роля при моделирането на процеса е употребата на изкуствени невронни мрежи. Основното предимство на този метод е, че в повечето случаи изграждането на модела с изкуствени невронни мрежи стига до анализ на

данните от измервания в бази данни, както и до обработването на параметри, подаващи се на измервания в лабораторни условия.

Използването на многокритериални, аналитични или оптимизационни подходи в материалознанието се налага от необходимостта да се оценят механичните и технологични характеристики на материала във възможни варианти на конструктивни или технологични изисквания. Изследването на практика на голям брой съчетания между възможните стойности на критериите е сложна задача, която не може да се реши с чисто експериментални изследвания, без привличането на формален апарат и утвърдени алгоритмични техники.

Настоящото изследване има за цел да препоръча подход за адекватно прогнозиране на свойствата на сплави на магнезиева основа при зададен състав. С предварително определени експериментирани състави, извън използваната база от данни, се определя апроксимация най-точно отговаряща на определените условия.

Настоящото изследване е логическо продължение на експеримент, проведен във връзка с националната програма за високи технологии, изследвания и развитие – Програма – 863 на Китай през 2009 – проект AA03Z525 на фонда за науката и технологиите на град Далиан и вътрешен проект J21DW003/2009 .

## 2. МЕТОДИКА ЗА ПРОВЕЖДАНЕ НА ИЗСЛЕДВАНЕТО

Численното проектирането на състава и режима на обработването в металургията е задача с особена сложност поради многовариантната си природа. Много малки количества от концентрациите на легиращи елементи и комбинации от тях могат да доведат до значителни изменения на физичните и механичните свойства на сплавите. Това обстоятелство определя необходимостта от търсенето на най-подходящите концентрации за конкретните легиращите елементи.

Използването на фронт на Парето е традиционен метод в многокритериалните изследвания. Той дава възможност да се оцени целесъобразността и очаквания ефект от съчетаването на различни предпочитания относно значимостта на физико-механичните параметри на материала: якост на опън -  $R_m$  и относително удължение  $A$ . Класическата формулировка на задачата за построяване на съвкупност от недоминирани решения за многокритериалния подбор има вида:

- Основна оптимизационна задача – представя се в следната форма:

$$\max(f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)), \quad (1)$$

където:

$f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)$  са частните оптимизационни критерии (физико-механичните характеристики на материала);

$$x \in D \subset R^n, m \leq 2, x = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2)$$

са условията, определящи дефиниционната област  $D$  на вектора на решението  $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ . В конкретната задача дефиниционната област се задава във вид на интервални ограничения:

$$D: x_k \in [l_k, h_k] \subset R, k=1, \dots, n, \quad (3)$$

където  $l_k$  и  $h_k$  са съответно долната и горната граница на интервала на изменение на всеки от аргументите (процентния дял на химическия елемент в материала).

- Релация на доминиране между двойка решения  $x^{(1)}$  и  $x^{(2)}$  ( $x^{(1)} \prec x^{(2)}$ ) - изразява се в следния вид:

$$\forall i = 1, \dots, m \quad f_i(x^{(1)}) \geq f_i(x^{(2)}), \quad (4)$$

$$\exists j = 1, \dots, m \quad f_j(x^{(1)}) > f_j(x^{(2)}).$$

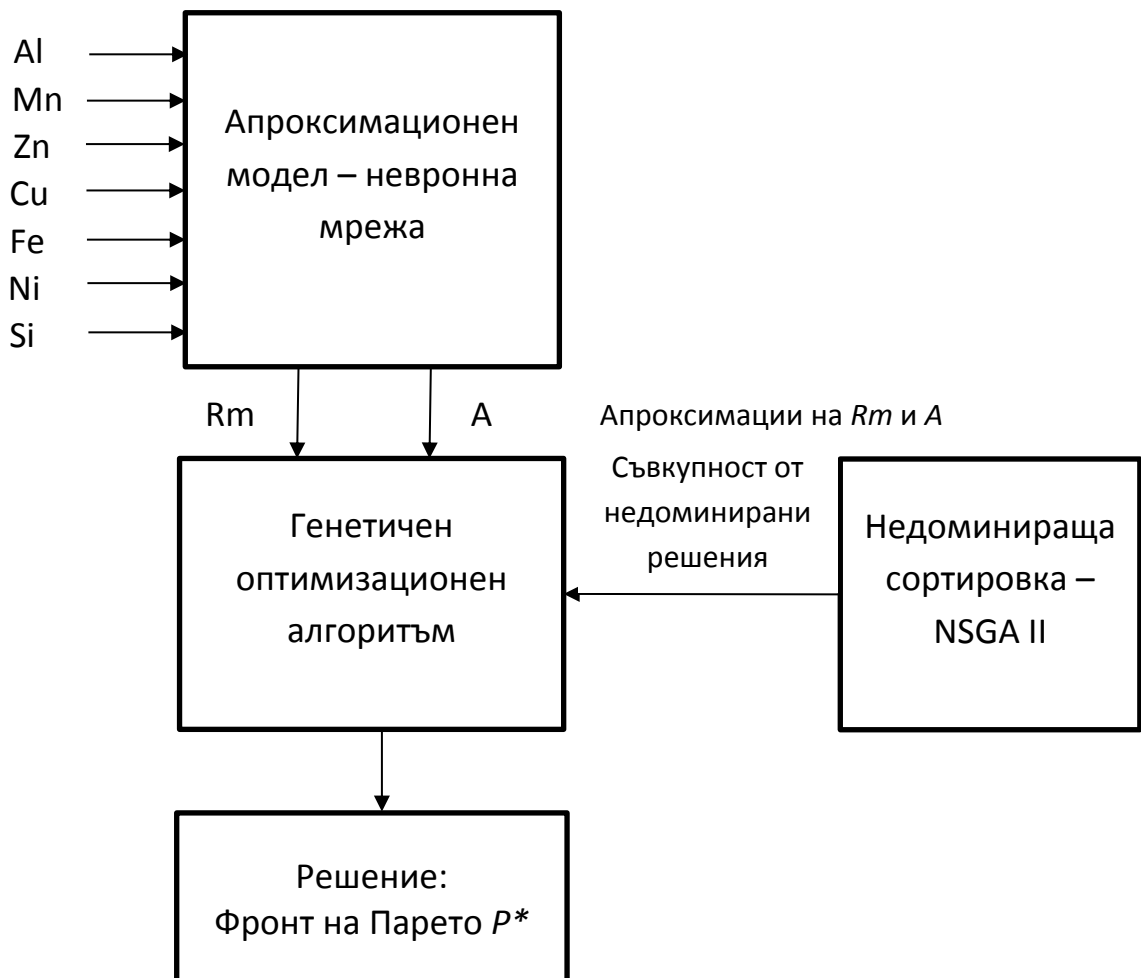
**доминиране** на  $x^{(1)}$  спрямо  $x^{(2)}$  има тогава, когато поне за един от критериите е налице строго неравенство (с посочената ориентация) за двете алтернативни решения, а за останалите критерии е в сила нестрого неравенство (или най-малко равенство).

Парето-оптимално множество е множество от решения  $P^* \subset D$ , недоминирани от нито един елемент на множеството  $D$ . Парето-фронтът може да се изобрази графично в пространството на разглежданите критерии  $f_i(x)$ .

Реализацията на този експериментално-изчислителен подход изисква предварителното изследване на експерименталните данни, с оглед получаване на апроксимиращи количествени зависимости между тях, а впоследствие и включване на установените зависимости в подходящ оптимизационен алгоритъм.

Стъпките, свързани с провеждане на изследването са следните:

- Съставяне на апроксимационни модели, свързващи параметрите на състава на сплавта с резултиращите физико-механични параметри;
- Подбор на подходящ алгоритъм за построяване на фронт на Парето;
- Инкорпориране на апроксимационните модели в алгоритъма и реализация като програмен инструмент.



Фиг.1. Обща схема на софтуерния модел за построяване на фронта на Парето.

С първата стъпка се реализира построяване на невронни модели от типа „многослоен перцептрон“, осигуряващи надеждно и адекватно приближение на

експерименталните резултати. Входните параметри на модела са процентните дялове на наблюдаваните елементи в състава на материала. Изходните параметри са оценяваните механични характеристики ( $R_m$  и  $A$ ). Апроксимацията се извършва поотделно за всеки от механичните параметри. Подборът на подходящ модел се прави чрез проиграването на множество варианти при съблюдаване на подходящ критерий за оценка на качеството им. Класическият подход за оценка на качеството на невронния модел приема стойността на коефициента на корелация между наблюдаваните в експеримента данни и моделираните стойности. Използваните в това изследване модели постигат сравнително високи стойности на този критерий. За модела, апроксимиращ  $R_m$  той е 0,92, а за този, апроксимиращ  $A$  - съответно 0,94.

Алгоритъмът за построяване на фронта на Парето / фиг.1 / следва да отчита нелинейността на връзките между управляващите параметри в задачата и критериите, както и необходимостта от едновременното поддържане на съвкупност от недоминирани решения. На тези изисквания съответства най-добре алгоритъмът NSGA II (non-dominated sorted genetic algorithm), който е итеративен, основава се на генетична оптимизация със случайно генериране на популацията и турнирен подбор на индивидите, и поддържа недоминираните решения във вид на няколко сортирани фронта от точки (недоминирани решения).

Инкорпорирането на съставените апроксимационни модели [1] в общия оптимизационен модел става в програмния код. Използваното приложение е написано на език Java и показва добра ефективност на търсенето на решение.

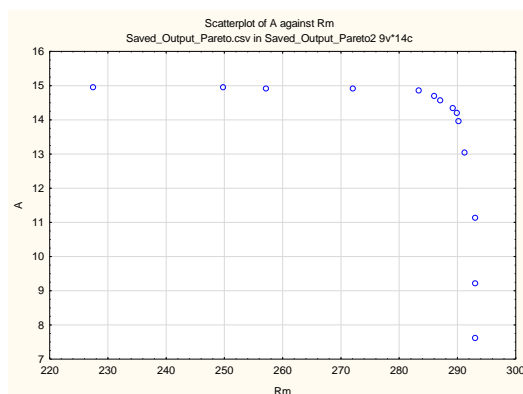
Резултатът от изпълнението на програмата е показан в табл.1 и на фиг.2. Изобразена е графика на получените чрез алгоритъма недоминирани решения, отнасящи се за съвместно максимизираните стойности на параметрите якост на опън  $R_m$  и относително удължение  $A$ .

**Таблица 2. Оптимални състави на магнезиеви сплави на недоминирани решения за параметрите  $R_m$  и  $A$ .**

Al [%]	Mn [%]	Zn [%]	Cu [%]	Fe [%]	Ni [%]	Si [%]	$R_m$ [MPa]	$A$ [%]
3,51268	0,557133	3,642975	0,004866	0,043808	0,005287	0,025582	293	7,619694
4,36030	0,219954	4,835791	0,047128	0,045818	0,002579	0,122034	293	9,220627
5,84884	0,337508	5,056425	0,056994	0,039052	0,011206	0,131066	292,9999	11,13535
0,27184	0,578693	4,406906	0,249543	0,039151	0,014401	0,003857	292,9995	13,96775
6,45300	0,167483	6,251246	0,083834	0,048756	0,014193	0,09249	293	14,21138
2,3160	0,167483	6,251246	0,083834	0,049552	0,014193	0,09249	293	14,73484
2,1272	0,0853	3,92513	0,417189	0,002182	0,021437	0,188809	292,0306	14,7719
1,0797	0,531217	1,310215	0,306018	0,021915	0,029793	0,033673	290,1839	14,79963
1,0797	0,531217	1,310215	0,306018	0,018621	0,029793	0,033673	284,3487	14,86131
0,7495	0,650233	1,312941	0,018628	0,004774	0,025723	0,131576	249,7833	14,95381
2,1488	0,11675	1,148111	0,284934	0,008992	0,024215	0,132072	257,1124	14,91524
0,9256	0,218758	0,856158	0,02395	0,015513	0,029933	0,204648	227,4298	14,96082

### 3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.

Приложен е многокритериален подход за експертна оценка на влиянието на елементите от състава на сплавта върху предварително избрани индикатори на качеството с цел подобряване механичните свойства на магнезиеви сплави от определен клас. Това дава възможност за по-точно автоматизирано прогнозиране на свойствата на сплавите в зависимост от състава и термичното обработване на сплавта.



Фиг.2. Парето-фронт от недоминирани решения за параметрите Rm и A.

#### ЛИТЕРАТУРА:

- [1] Tontchev N. Materials Science, Effective solutions and Technological variants, 2014/3/3, LAMBERT Academic Publishing.
- [2] Dobrzański L.A, R. Honysz, Informative technologies in the material products designing, Journal of Archives of Materials Science and Engineering, Vol. 55, (2012), pp.37-44.
- [2]. Dobrzański L.A, R. Honysz, Application of artificial neural networks in modelling of quenched and tempered structural steels mechanical properties, Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering, 40/1, (2010)50-57.
- [3]. Edited by J.G. Taylor, Neural Networks and Their Applications, King's College London, John Wiley & Sons Ltd, 1996.
- [4]. Tosh Colin R., Graeme D. Ruxton, Modelling Perception With Artificial Neural Networks, Cambridge University PRp0,2 ss 2010.
- [5]. StatSoft, Electronic Statistics Textbook: <http://www.statsoft.com/textbook/>.

## ABOUT THE INSTRUMENTS OF MULTIPARAMETRIC APPROXIMATION AND MULTI-CRITERIAL OPTIMIZATION

Nikolay Tontchev <sup>1</sup>, Martin Ivanov <sup>2</sup>  
[tontchev@gmail.com](mailto:tontchev@gmail.com), [martinivanov@abv.bg](mailto:martinivanov@abv.bg)

<sup>1</sup>Todor Kableshkov University of Transport, Sofia,  
<sup>2</sup>New Bulgarian University – Sofia  
 BULGARIA

**Key words:** Materials Science, Modelling of properties, multi-criteria optimization, magnesium alloys.

**Abstract:** A multi-criteria approach is applied for an expert assessment of the impact of the elements in the alloy composition on a priori chosen quality indicators to improve the mechanical properties of the products. In the paper is present approach is recommended for adequate prediction of the properties of magnesium alloys in the set composition and mode. To identify the optimal composition and experimentation beyond using a proxy database to determine the most accurate approximation fulfilling certain conditions. The approximation is done by means of neural models. This approach allows more precise automatic prediction of the properties of the alloys according to the composition alloy.