

---

## **ДВА МНОГОКРИТЕРИАЛНИ ПОДХОДА ЗА ОПТИМИЗИРАНЕ СЪСТАВА И СВОЙСТВАТА НА ЛЕГИРАНИ СТОМАНИ**

**Николай Тончев**

[tontchev@vtu.bg](mailto:tontchev@vtu.bg)

***ВТУ “Тодор Каблешков”, ул. “Гео Милев” 158, София 1574  
БЪЛГАРИЯ***

***Ключови думи:*** високояки стомани, моделиране, многокритериална оптимизация

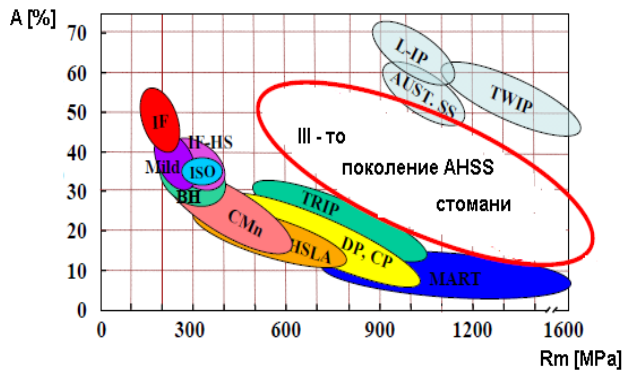
***Резюме:*** Статията е посветена на подходи, оптимизиращи задачата от моделирането на механичните свойства на продукти от реален производствен металургичен процес. Подходите са създадени в полза на производителите металурзи, с цел осигуряване на състави от стомани с конкретен набор от крайните производствени свойства. Това се осъществява чрез процедури за оптимизиране състава на база действащи сертификати от марки легирани стомани. Тъй като съставът на сплавите се търси в съответствие с предварително обявените изисквания, достига се до система от ограничения, а задачата се формулира, като задача от подпомагане вземането на решение.

### **1. УВОД**

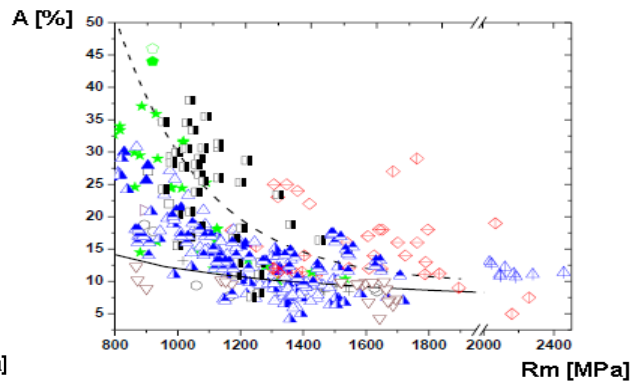
Съвременната стоманена индустрия е необходимо да подобрява параметрите на създаваната продукция при отчитане на екологични и икономични ограничения. В тази връзка конкуриращите се металургични компании е необходимо да разполагат със софтуерни инструменти и подходи, подпомагащи дейността им в намирането на рационални решения по отношение на въздействието на състава и параметрите на обработването върху крайните свойства на произведени продукти. На фиг.1 е представена областта, която в периода 2017 – 2025 г. ще определи характеристиките и съставите на третото поколение от стомани за автомобилната промишленост. С тях се предвижда да се редуцира теглото на автомобила допълнително с 10 %. Въпросът с осъществяване на изследвания за попълване на така определената област са представени на фиг.2. Те най-често са получени на база на съществуващ опит. Автоматизираното проектиране на съставите и режимите на обработване на високояки стомани от трето поколение е възможно да се осъществи с съвременни изчислителни средства. Разработването на методи и софтуер ще подпомогнат процеса на проектиране на съставите и режимите на обработване на сплавите при предварително подбрани бази с данни.

Металургичните процеси са обаче толкова сложни, че често е невъзможно те да бъдат описани чрез формално-аналитични изрази. Статистическият анализ на промишлените данни е важна и подпомагаща алтернатива в такива случаи. Именно

затова изследването е ограничено единствено до влиянието на химическия състав на термообработени сплави върху комплекса от свойства.



Фиг.1. Област на изменение свойствата(якост на опън/относително удължение) на трето поколение AHSS стомани [1].



Фиг.2. Експериментални изследвания, попадащи в областта на трето поколение стомани: ■ - [2]; □ - [3]; ○ - [4]; ◇ - [5]; ◆ - [6]; ◇ - [7]; ▲ - [8]; ▾ - [9]; ▲ - [10].

Целта на настоящото изследване е да представи подходи за автоматизираното проектиране на съставите при фиксиран режим на обработване на високояки стомани. При използване на подходящи бази от данни тези подходи могат да се използват при създаването на високояките стомани от трето поколение - AHSS.

## 2. ОБЩО ОПИСАНИЕ НА ПОДХОДИТЕ

В основата на двата подхода се използват поотделно многопараметричния регресионен анализ и метода на изкуствените невронни мрежи. Те са едни от двата най-популярните методи за извличане на данни, които успешно се използват при изследване на множество релации в металургичната индустрия. Предложените подходи улесняват оптимизацията по химичен състав на стоманена сплав с термично обработване закаляване и високо температурно отвърщане. Тези изисквания обикновено се следват от стандартите, но могат да бъдат свързани също и с определени допълнителни изисквания, които са предивявани от потребителите. Всички тези предварително наложени изисквания водят до набор от ограничения, които трябва да бъдат удовлетворени от приемливи решения. В наши предшествашки изследвания по договор ДДВУ 02-11 са оценени са модели за параметрите якост на опън  $R_m$  [MPa], границата на провлачване  $R_e$  [MPa], относителното удължение  $A$  [%], якостта на удар  $KCU$  [kJ/m<sup>2</sup>] и твърдостта НВзависимост от химическия състав.

### 2.1. Описание на робастният подход

Регресионният анализ позволява да бъде описана връзката между променливите на входа и на изхода, без да се навлиза в същността на явлението по време на процеса. Използваните в изследванията регресионни модели са създадени на основата на данните, събрани по време на промишления производствения процес. По отношение на разглежданата задача за всяка от разглежданите механични характеристики са идентифицирани нелинейни регресионни зависимости от вида:

$$(1) \quad f_i(x) = b_{00}^i + \sum_{j=1}^8 b_{j0}^i x_j + \sum_{j=1}^8 b_{jj}^i x_j^2 + \sum_{j=1}^8 \sum_{l=j+1}^8 b_{jl}^i x_j x_l$$

където  $b_{ij}$  са параметрите на регресионния модел.

По методологията на Тагучи [12] се провежда експеримент, моделиран по разработени от него ортогонални матрици. Експериментът може да бъде реализиран по два начина, чрез:

- реален експеримент, вследствие на което се получават резултати за обработка;
- числен експеримент, при наличие на адекватни регресионни модели.

Наличието на регресионни модели, които могат да се използват за предсказване дават възможност да се проведе числен експеримент по схемата, въведена от Тагучи, описана [12]. За шумова матрица се избира поместената в [11], ортогонална матрица I (27,13) с 27 реда и 13 стълба. Матрицата е изведена с фактори на три нива. Конкретно за данните на експеримента са използвани осем от стълбовете, тъй като регресионните модели са получени на базата на осем променливи. В матрицата  $X_1$  съответства на въглерода,  $X_2$  – на силиция,  $X_3$  – на мангана,  $X_4$  – на никела,  $X_5$  – на сярия и фосфора,  $X_6$  – на хрома,  $X_7$  – на молибдена и  $X_8$  – на ванадия. Предложената методика в [11] е описана за границата на провлачване Re и относителното удължение A, но тя може да се приложи за множество други механични показатели. За извеждането на моделите на тези две целеви функции са използвани 90 броя измервания, които оформят матрицата с данни A (90, 8+1). Тук добавения стълб “1” е за изходната целева функция Re или A, записан компактно в матрицата.

При числените експерименти, в които се използват модели на базата на химическия състав, шумът може да се изрази само в изменението на съответните компоненти. Приема се шума  $\Delta$  да се изрази по следния начин  $\Delta_i = \frac{\bar{x}_i}{k}$ . Тук  $\bar{x}_i$  е средната стойност на съответната променлива “i”. За ниво „1“ от I (27,8) шумът се изважда от съответното  $x_i$ , като приема стойността  $x_i - \Delta_i$ . При ниво „2“ не се прилага корекция, запазва се стойността на  $x_i$ . При ниво „3“ шумът се прибавя към съответното  $x_i$ , като приема стойността  $x_i + \Delta_i$ . По този начин шумът се изразява в изменение на химическия състав. Изчислителният процес е организиран по следния начин: Взема се ред от матрицата I (27,8), (например ред 1 – I(1,8)). В него за всяко  $x_i$  се присвоява ниво “1”, т.е. от всяка стойност  $x_i$  ще се извади шума. С така изразеното правило се формира шума на първия ред на матрицата A(90,8), по който се пресмята по математичния модел и полученият резултат формира F (1,1) на матрицата F (27,90). Същото правило се прилага за следващите редове на матрицата A(90,8). Продължава се със следващия ред от матрицата I (27,8), като се изпълнява следната последователност. Всеки ред на матрицата I (27,8) формира съответстващ ред на матрицата F (27,90). Ако вземем първия стълб на матрицата I (27,8), съответстващ на  $X_1$ , като първите девет реда съответстват на ниво “1” на шума, вторите девет реда – на ниво “2” и третите девет реда на ниво “3” на шума. Това позволява стойностите от първите девет реда на матрицата F (27,90) да бъдат използвани за пресмятане за ниво “1”, вторите девет реда за пресмятане на ниво “2” и третите девет реда за пресмятане на ниво “3” за  $X_1$ . За останалите стълбове от 2 до 8 се налага сортиране по нарастващ ред на  $X_i$  от I(27,8). След сортирането стълбът добива видът на първия стълб. При сортирането, ако се правят размествания те се отразяват и в матрицата F (27,90). След сортирането на съответната променлива може да се направят пресмятания за различни нива.

Алгоритъмът по който се осъществяват пресмятанията е поместен в [11].

По този начин за всяко ниво на шум се получават по 810 различни стойности на функцията и това гарантира надеждни крайни резултати. Тъй като експеримента е числен то е възможно да се осъществи числена оптимизация с получените математични модели, като  $X_i$  се оставят да се изменят в границите определени от

изходните данни .В [13] са описани различни методи за цифрова оптимизация. За поставената цел е избран симплекс метод на Нелдер и Мид с деформиран многостен.

Това, че някои от променливите не се изменят т.е. запазват своите начални стойности налага оптимизацията да се провежда отделно с химическия състав за всяка стомана. Там оказаните по-горе  $X_i$  се поддържат на началното им ниво, а оптимизацията се провежда, като се изменят останалите. По този начин се провеждат деветдесет различни оптимизации с деветдесет различни химически състава, като за всеки случай се получава отделна стойност на екстремума – максимум. След това всички максимуми се сортират по нарастващ ред и се избират тези, удовлетворяващи заложеното желание да бъдат по-големи от най-големите в изходните данни. Такъв подход е оправдан, защото, ако задачата се разгледа от гледна точка на технологията, отделната оптимизация е усъвършенстване на отделно реално съществуваща стомана, доказала принадлежността си към даден клас. Ако задачата се разгледа от гледна точка на оптимизацията на лице е случай на търсене на екстремум от много начални точки, нещо което се препоръчва при търсене на глобален екстремум.

## 2.2. Описание на многокритериалния АНР подход

Вторият подход на задачата за многокритериално оптимизиране на състава на високоякостния сплав се основава на три основни постулата:

- използване на невронни модели за апроксимация на изследваните механични свойства на сплавта в зависимост от нейния химически състав;
  - представяне на многокритериалната оценка на качеството на сплавта чрез теглов комплексен критерий, използващ метода АНР - /Analytic Hierarchy Process/ [14]. Критерият отчита стойностите на механичните параметри на сплавта, определени въз основа на невронните модели и участващи в крайната критериална оценка чрез съответни приоритетни тегла.
  - използване на генетичен алгоритъм за намиране на оптималния химичен състав на сплавта въз основа на приетия комплексен критерий.
- Оптимизационната задача се поставя в следния вид:
- да се намери максимума на комплексния оптимизационен критерий:

$$(2) \quad K = \sum_{j=1}^m w_j K'_j(X), \quad \text{където: } X = (x_1, \dots, x_n) \text{ е векторът от стойности на аргументите}$$

на задачата;  $K'_j(X)$  са нормирани безразмерни оценки на частните критерии във вида:

$$(3) \quad K'_j(X) = \frac{K_j(X) - K_j^{\min}}{K_j^{\max} - K_j^{\min}}, \quad j = 1, \dots, m, \quad K_j^{\min}, K_j^{\max} \text{ са минималната и максимална}$$

стойност на критерия  $K_j, j = 1, \dots, m$ , определени от възможните стойности на  $X = (x_1, \dots, x_n)$  в дефиниционната област на задачата  $D$ , а  $K_j(X)$  е тркущата стойност на частния критерий за решението  $X$ ;  $w_j$  са нормираните тегла на частните критерии  $K'_j(X)$ , участващи в комплексния критерий  $K$ .

Ограниченията върху аргументите на задачата, определящи дефиниционната и област, са от вида:

$$(4) \quad D: \begin{cases} x_i \in [x_i^{\min}, x_i^{\max}] \\ x_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases}$$

Като критерии се избират якостни и пластични показатели на сплавта. В моделите за апроксимация елементите участват със своя процентен дял  $x_1, \dots, x_n$  и

диапазон на изменение. За съставяне на апроксимиращите зависимости се използват невронни мрежи от типа MLP. За целите на числения експеримент се използван специализирания софтуерен продукт, като Statistica 8 и неговия специализиран модул ANN (ArtificialNeuralNetworks). Невронните модели са подбрани след щателно и обстойно експериментиране, включващо оценката и анализа на над 1000 различни MLP-мрежи за всеки апроксимационен модел. Многокритериалният подход се основава на метода АНР – популярен за решаването на подобни задачи и известен с това, че дава възможност по експертен път и с прости алгебрични изчисления да се определят относителните тегла  $w_j$  на частните критерии в общия комплексен критерий. Определянето на теглата става въз основа на експертното съпоставяне на взаимното доминиране на частните критерии два по два в т.нар. „матрица на сравненията” – квадратна антисиметрична матрица с размерност  $m \times m$ . При оценката на взаимното доминиране на критериите се използват стойностите 1, 3, 5, 7 и 9. чиято наредба съответства на степените на нарастващо доминиране (от „отсъствие на доминиране” до „изключително доминиране”). Описание на метода АНР се съдържа в [15].

Генетичните алгоритми представят изчислителни модели, основаващи се на еволюционни идеи, взаимствани от биологичната наука. Основното им предимство е приложимостта върху много широк кръг сложни оптимизационни задачи, в които често връзката между оптимизационните параметри и оптимизационния критерий не е явно и формално определена. Решението се търси върху съвкупност от допустими решения на основната задача – („популация” от „индивиди”), определени най-често чрез процедура на случайно генериране. Всяко решение-индивид се описва от съвкупност от кодирани стойности на оптимизационните параметри, известни като „хромозоми”. Оптималното решение се търси итеративно, до достигане на определен критерий за прекратяване на процеса. На всяка итерация изходната популация от индивиди търпи еволюция чрез „кръстосване” на хромозомите и случайна „мутация”. Процедура за подбор на „подобрите” индивиди осигурява практическата сходимост на решението (макар и бавно) към областта на глобалния минимум. В конкретната задача изходната популация от възможни състави на сплавта се генерира като множество от точки, случайно разпределени в дефиниционната област  $D$ . Химическият състав на материала се съдържа в кодиран вид в „хромозомите” на случайно генерираните решения. Използваният алгоритъм е реализиран чрез подбор на ефективни техники от публикувани реализации на алгоритми от този клас.

Крайната стойност на комплексния критерий  $K$  се получава като безразмерна величина в интервала  $(0, 1)$ .

### 3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представените два многокритериални подхода са разработени с цел подобряване свойствата на стоманите чрез химическия състав. Въз основа на изведени математични модели, годни за предсказване и оптимизация се прилагат описаните процедури.

Подходът, използващ регресионните модели и методиката на Тагучи доведе до желаното, да се отделят променливи  $X_i$ , за изследваните параметри които не влияят съществено на крайния резултат. От това ограничение числената оптимизация с цел търсене на максимум се провежда с всеки отделен химически състав. Това дава възможност той да бъде подобрен.

Вторият многокритериален подход отчита стойностите на механичните параметри на сплавта, определени въз основа на невронните модели и участващи в крайната критериална оценка чрез съответни приоритетни тегла. За определянето на решението се използване на генетичен алгоритъм.

## **ЛИТЕРАТУРА:**

- [1] Matlock K.D., J.G. Speer at all, Recent Developments in Advanced High Strength Sheet Steels for automotive application: an overview, JESTECH, 15 (1), 1-12, (2012).
- [2] Militzer M., S. Sarkar, K. Mukherjee, H. Azizi-Alizamini and W.J. Poole, "Advanced Steels with Complex Ultra-Fine Grained Microstructures," Proc. of New Developments on Metallurgy and Applications of High Strength Steels, Buenos Aires, ed. T. Perez, TMS, May 26-28, 2008.
- [3] Matsumura O., Y. Sakuma, Y. Ishii and J. Zhao, "Effect of Retained Austenite on Formability of High Strength Sheet Steels," ISIJ Intl., Vol. 32, No. 10, 1992, pp. 1110-1116.
- [4] Perrard F., C. Scott, "Vanadium Precipitation During Intercritical Annealing in Cold Rolled TRIP Steels," ISIJ Intl., Vol. 47, No. 8, 2007, pp. 1168-1177.
- [5] Moor E., J. Penning, C. Föjer, A.J. Clarke, J.G. Speer, "Alloy Design for Enhanced Austenite Stabilization via Quenching and Partitioning," Proc. of the Intl. Conf. on New Developments in Advanced High-Strength Sheet Steels, AIST, June 15-18, 2008, Orlando, Fla, pp. 199-207.
- [6] Garcia-Mateo C., F.G. Caballero, "Ultra-high-strength Bainitic Steels," ISIJ Intl., Vol. 45, No. 11, 2005, pp. 1736-1740.
- [7] Speer J. G., E. De Moor, K. O. Findley, D. K. Matlock, B. C. De Cooman, and D. V. Edmonds, "Analysis of Microstructure Evolution in Quenching and Partitioning Automotive Sheet Steel," Metallurgical and Materials Transactions A, vol. 42, no. 12, 2011, pp. 3591-3601.
- [8] Vercammen S., B. Blanpain, B.C. De Cooman and P. Wollants, "Cold rolling behavior of an austenitic Fe-30Mn-3Al-3Si TWIP-steel: the importance of deformation twinning," Acta Mat., Vol. 52, Issue 7, 2004, pp. 2005-2012.
- [9] Bracke L., G. Mertens, J. Penning, B.C. De Cooman, M. Liebherr and N. Akdut, "Influence of Phase Transformations on the Mechanical Properties of High-Strength Austenitic Fe-Mn-Cr Steel," Metall. Trans. A, Vol. 37A, 2006, pp. 307-317.
- [10] Merwin M.J., Microstructure and Properties of Cold-Rolled-and-Annealed Low-Carbon Manganese TRIP Steels, Proc. of Materials Science and Technology 2007, Sept. 16-20, 2007, Detroit, MI, pp. 515-536.
- [11] Tontchev N., Y. Kalev Determining influence of alloying elements on properties of alloys by robust experiment, MEST Journal, Vol.1, №1, 2013, [http://mest.meste.org/MEST\\_Najava/II\\_tont-chev.pdf](http://mest.meste.org/MEST_Najava/II_tont-chev.pdf)
- [12] Khosrow Dehnad, Quality control., Robust design and the Taguchi method, AT&T, 1989.
- [13] Bunday B.D., Basic optimization methods, Edward Arnold, 1984.
- [14] Иванов М., Метод за оценка на рисковите фактори при разработването на софтуерни продукти, Първа международна научна конференция „Е-управление“, 22-24 юни 2009, Созопол.
- [15] Иванов М.П., И.Момчев, Принципи и проблеми на многокритериалната оценка на качеството на софтуерния продукт, сп. "Автоматика и информатика", 2006.

**Благодарност:** Това изследване е реализирано с финансовата подкрепа на Националния фонд „Научни изследвания“ по договор ДДВУ 02-11

# TWOMULTIOBJECTIVEAPPROACHES TOOPTIMIZE THE COMPOSITION AND PROPERTIES OF ALLOY STEELS

**Nikolay Tontchev**  
[tontchev@vtu.bg](mailto:tontchev@vtu.bg)

*Todor Kableshkov University of Transport,  
158 Geo Milev Street, Sofia 1574,  
BULGARIA*

**Key words:** AHSS steels, modeling, MCDM

**Abstract:** *The article is dedicated to two approaches optimizing a task of statistical modeling of the mechanical properties of products in real production metallurgy process. The approaches are designed for the benefit of producers-metallurgists aimed at providing panels of steels of a specific set of eventual industrial properties. This is accomplished by some procedures of composition optimizing based on existing certificates of brands alloy steels. Since the composition of alloys is searched in accordance with the previously announced requirements, it results in a system of limitations, and the task is formulated as a task of decision support.*