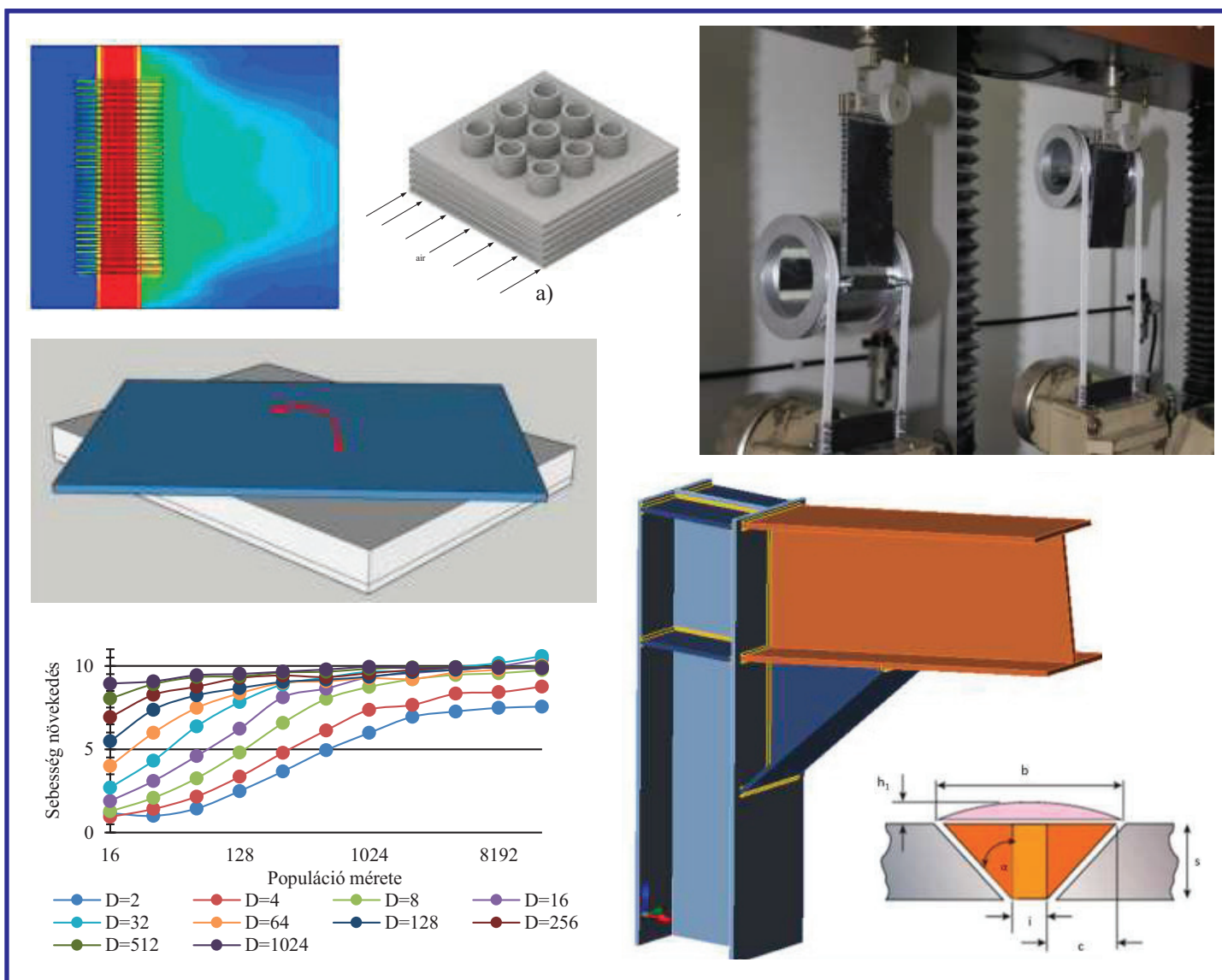


GÉP

A GÉPIPARI TUDOMÁNYOS EGYESÜLET MŰSZAKI FOLYÓIRATA



TARTALOM

1. *Hazim Nasir Ghafil, Dr. Jármai Károly*
A RÉSZECSCKE CSOPORT ÉS A MESTERSÉGES MÉHCSALÁD MÓDSZEREK ÖSSZEHASONLÍTÓ VIZSGÁLATA 5
Ebben a munkában a részecske csoport optimalálás és a méhcsalád algoritmusai közötti összehasonlítást mutatjuk be különböző vizsgálati módszerekkel. Minden algoritmust részletesen ismertetünk, és bemutatjuk a matematikai modelljüket. Megállapítást nyert, hogy a részecske csoport optimalálás jobb, mint a mesterséges méhcsalád, módszer és egy speciális tesztfüggvény esetében a mesterséges méhcsalád nem tudott megfelelő megoldást találni.
2. *Erdős Antal, Dr. Jármai Károly*
NYOMÁSTARTÓ EDÉNY HEGESZTÉSI KÖLTSÉG SZÁMÍTÁSA 9
A nyomástartó edények manapság fontos szerepet töltenek be a mérnöki tevékenységben. Ezért a hozzájuk kapcsolódó költségek minimalálása kulcsfontosságú lehet a termelési költségek vagy a működési költségek szempontjából. Ezeket a szerkezeteket általában hegesztik. Ezért a helyes hegesztési technológia és a töltőanyag kiválasztása fontos szempont a költségek megtakarításában. Működési oldalról a karbantartás költsége és a ciklusok száma fontos, mert fáradás adódhat a szerkezetenél.
3. *Nagy Szilárd, Dr. Jármai Károly*
FPA ALGORITMUS IMPLEMENTÁLÁSA MASSZÍVAN PÁRHUZAMOS ARCHITEKTÚRÁRA 16
Az evolúciós algoritmusok hatékony eszközök a nemlineáris, többdimenziós optimalálási problémák megoldására. A nagyméretű problémák megoldása gyakran időigényes. A GPU-k (grafikus feldolgozó egység) evolúciója az elmúlt években lehetővé teszi számukra, hogy általános célú számításokra használják őket. Ebben a tanulmányban bemutatjuk az FPA (Virág megporzás algoritmus) algoritmusának GPU-n való megvalósítását és az elért eredményeket.
4. *Szűcs Renáta, Galambos József, Dr. Virág Zoltán és Dr. Jármai Károly*
EMELŐASZTAL TERVEZÉSE, BASIC ENGINEERING 20
Ebben a munkában az emelőasztal-konstrukciók csoportjában bemutattuk az alaptéchnikát. Ezeket az asztalokat kisebb vagy nagyobb tömegek emelésére használják. A platform hossza és szélessége nagyon eltérő lehet. A függőleges vagy vízszintes irányban az ollók száma nagyban befolyásolja az alkalmazhatóságot és a terhelést. A vizsgálat azt mutatja, hogy a minimális tömegű, vagy költségű szerkezet kialakítása érdekében végzett innovatív tervezés nem könnyű, sok variáns lehet.
5. *Petrik Máté, Dr. Szepesi Gábor, Dr. Jármai Károly*
BORDÁSCSÖVES HŐCSERÉLŐ HŐÁTADÁSI FOLYAMATÁNAK VIZSGÁLATA CFD-VEL 27
Ez a tanulmány a kompakt autó hűtők áramlás dinamikája számításával (CFD) foglalkozik és az ezzel történő hőteljesítményének paraméteres elemzését célozza meg. Az elemzést különböző levegősebességeken hajtottuk végre különböző hűtőbordák modellezésével, mint például valódi hűtőbordák és porózus közegek alkalmazása. A vizsgálathoz használt CFD szoftver SC-Tetra volt.
6. *Kászonyi Gábor – Dr. Jármai Károly*
HEGESZTETT CSARNOKKERET OPTIMÁLÁSA TÖMEGRE ÉS KIHASZNÁLTSÁGRA 32
Ebben a tanulmányban az optimalálást egy hegesztett I-szelvényű elemekből álló keretszerkezeten mutatjuk be. Figyelembe vettük a szerkezeti feszültséget, a stabilitási korlátokat, a keret erősséget és a teherbíró képességeket. A szerkezet teherbíró képességét maximalizáltuk - a szimulációhoz egy VEM (Végeselem módszert) AXIS csomagot használva. Kimutattuk, hogy jelentős tömegmegtakarítás érhető el optimalálással.
7. *Alaa Al-Fatlawi, Dr. Jármai Károly, Dr. Kovács György*
MÉHSEJTVÁZAS KOMPOZIT PANELEK TERVEZÉSE ÉS MÉRÉSE ALKALMAZÁSSAL 36
E tanulmány célja új méhsejtvázás szendvics kompozit szerkezetek kidolgozása volt. A könnyű panelek óriási megtakarítást biztosítanak a tömeg vonatkozásában, és így csökkentik az üzemanyag-fogyasztást vagy növelik a légi járművek forgalmát a hagyományos konténerekhez képest. A Nemzetközi Légi Közlekedési Szövetség (IATA) számításai szerint az 1 kg-os többlettömeg óránkénti szállításához szükséges üzemanyag súlya 0,04 kg.

A RÉSZECSCKE CSOPORT ÉS A MESTERSÉGES MÉHCSALÁD MÓDSZEREK ÖSSZEHOSONLÍTÓ VIZSGÁLATA

COMPARATIVE STUDY OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND ARTIFICIAL BEE COLONY ALGORITHMS

Hazim Nasir Ghafil*, Dr. Jármai Károly**

ÖSSZEFOGLALÁS

Ebben a munkában a részecske csoport optimalizálás és a méhcsalád algoritmusai közötti összehasonlítást mutatjuk be különböző vizsgálati módszerekkel. Minden algoritmust részletesen ismertetünk, és bemutatjuk a matematikai modelljüket. Megállapítást nyert, hogy a részecske csoport optimalizálás jobb, mint a mesterséges méhcsalád, módszer és egy speciális tesztfüggvény esetében a mesterséges méhcsalád nem tudott megfelelő megoldást találni.

ABSTRACT

In this work greedy comparison between particle swarm optimization and artificial bee colony algorithms was made using different test functions. Each algorithm was explained in detail, and the mathematical model behind the algorithms has been presented. It is found that particle swarm optimization is better than artificial bee colony and for a specific test function, artificial bee had failed to find a feasible solution.

1. BEVEZETÉS

A PSO egy csoport intelligencián alapuló optimalizáló algoritmus; az optimalizáló algoritmusok egy osztályába tartozik, amelyet meta-heurisztikusnak neveznek. A PSO utánozza az állatok, mint a halak és a madarak csoport viselkedését, és ez egy egyszerű, hatékony optimalizáló módszerhez vezet. Sikeresen alkalmazták a tudomány különböző területein, mint például a gépi tanulásban, a képfeldolgozásban, az adatbányászatban, a robotikában és sok más területen. A PSO-t 1995-ben Russell Eberhart és James Kennedy vezette be [1]. Egy olyan modell kidolgozásával, amely leírja az állatok csoport viselkedését, mint a madarak és a halak raja. 1995 óta a PSO az egyik leghatékonyabb és legnépszerűbb algoritmus lett a különböző területek különböző optimalizációs problémáinak megoldására. Ennek a csoport

intelligenciának a legfontosabb pontja az egyedek közötti együttműködés. Az egyéni intelligencia hatékonyabbá válik, ha együttműködik egy másik egyeddel [2]. 2005-ben [3] bevezetésre került a mesterséges méhcsalád ABC nevű csoport intelligencia optimalizáló algoritmus. Ez szintén egy metaheurisztikus algoritmus, amellyel hatékonyan lehet megoldani a többdimenziós optimalizálási problémákat. A mézelő méh kolónia táplálkozási magatartását utánozza a [4] által javasolt modell alapján. Mesterséges méh kolónia úgy működik, hogy vannak méhek (egyedek), akik gazdag élelmiszerforrást keresnek (legjobb megoldás) a kaptár szomszédságában (keresési hely). Minden egyed egy lehetséges megoldás, és csak egy konkrét megoldáshoz kapcsolódik a keresési térben.

2. A PSO ALGORITMUS

Tekintsük az 1. ábrát, amely a PSO mögötti matematikai modellt mutatja. Hasonlóképpen hivatkozhatunk az csoport egyedeire és a csoport egészére, mivel minden részecske a megoldandó optimalizálási probléma egy potenciális megoldása. A keresési terület korlátozza az összes lehetséges megoldást a problémára, és a részecskének a legjobb helyzetbe kell kerülniük (a legjobb megoldás az optimalizálási problémára) a térben. Egy adott részecske pozícióját és sebességét a következők jelölik.

$$x_k(t) \in X$$

$$v_k(t) \in X$$

ahol k a részecske indexe a csoportban, és X a keresési tér, míg (t) egy diszkrét időszakasz, és az algoritmus iterációs számát mutatja. A sebesség- és pozícióvektorok ugyanabban a térben vannak, ugyanolyan dimenzióval. Tekintsük az 1. ábrán látható rendszert, amely egy egyszerű matematikai modellt mutat be, amely leírja a PSO-t. Ahol $x_k(t)$ a

* PhD hallgató, Miskolci Egyetem, Miskolc, H-3515 Miskolc, Egyetemváros, vegyhn@uni-miskolc.hu

** Professzor Dr., Miskolci Egyetem, Miskolc, H-3515 Miskolc, Egyetemváros

részecske aktuális helyzete, és az új pozícióba kell eljutnia $x_k(t+1)$. Minden részecske rendelkezik saját tapasztalattal és saját memóriával a legjobb helyzetére vonatkozólag, ezt nevezzük a saját legjobb pozíciójának a k -edik részecskénél $p_k(t)$. A részecske elmozdul a jelenlegi helyzetéből $v_k(t)$ sebességgel és iránnyal. A részecskék nem egyedülállóak, egymással kommunikálnak és egymással kölcsönhatásba lépnek, és megosztják személyes tapasztalataikat, hogy megismerjék és eldöntsék, mi a legjobb pozíció a többi egyed tapasztalatai alapján, vagyis amit globális legjobbnak nevezünk és $G(t)$ -vel jelölünk. Az alábbi mennyiségek azonosíthatók az 1. ábrán: Az aktuális helyet és a személyes legjobbat összekötő vektor értéke:

$$p_x = p_k(t) - x_k(t) \quad \dots\dots(1)$$

Továbbá, az aktuális helyet a globális legjobbhöz kapcsoló vektor értéke:

$$g_x = G(t) - x_k(t) \quad (2)$$

A részecskének az új pozícióba történő mozgását a következő egyenletek adják meg:

$$x_k(t+1) = x_k(t) + v_k(t+1) \quad (3)$$

$$v_k(t+1) = w * v_k(t) + C_1(p_k(t) - x_k(t)) + C_2(G(t) - x_k(t)) \quad (4)$$

A (4) egyenletben a $v_k(t+1)$ vektor a három részmozgás m_1 , m_2 és m_3 összegzése, mellyel a részecske mozog $v_k(t)$, a px és a gx vektorok irányában:

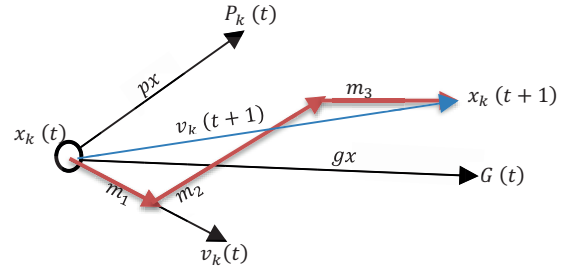
$$v_k(t+1) = m_1 + m_2 + m_3 \quad (5)$$

ahol

$$m_1 = w * v_k(t) \quad (6)$$

$$m_2 = C_1 px = C_1(p_k(t) - x_k(t)) \quad (7)$$

$$m_3 = C_2 gx = C_2(G(t) - x_k(t)) \quad (8)$$



1. ábra. A PSO matematikai modelljét ábrázoló vázlatos diagram

A (3) és (4) egyenletek teljesen leírják a PSO matematikai modelljét. Ezek az egyenletek azonban egyszerű matematikai modellek a standard PSO mögött, és néhány feltétel szükséges az egyenletek teljesítéséhez. A standard PSO a következő:

$$x_{kj}(t+1) = x_{kj}(t) + v_{kj}(t+1) \quad (9)$$

$$v_{kj}(t+1) = w * v_{kj}(t) + r_1 C_1(p_{kj}(t) - x_{kj}(t)) + r_2 C_2(G_j(t) - x_{kj}(t)) \quad (10)$$

$v_{kj}(t+1)$: jelöli a k -dik részecske j -irányú sebesség komponensét a $(t+1)$ időlépésben,

r_1, r_2 : véletlen számok, egyenletesen elosztva a 0 -1 intervallumon,

C_1, C_2 : gyorsulási együtthatók,

$w * v_{kj}(t)$: inercia kifejezés,

w : inercia együttható,

$r_1 C_1(p_{kj}(t) - x_{kj}(t))$: kognitív komponens,

$r_2 C_2(G_j(t) - x_{kj}(t))$: szociális komponens.

A (9) és (10) egyenlet az a két szabály, amelyeket minden részecskének követnie kell a csoportban, és ez a csoportintelligencia pontos jelentése. Ezen szabályoknak a meghatározásával a PSO minden iterációja során, az egyes részecskék sebessége és helyzete ezen egyszerű mechanizmus szerint frissül.

3. MESTERSÉGES MÉHCSALÁD

Az algoritmus általános szerkezete a következő:

Cserkész méhek fázisa (inicializálás),

Ismétlés

Foglalkoztatott méhek,

Kereső méhek,

Cserkész méhek,

Tárolja a legjobb megoldást az aktuális nyomvonalban,

Amíg (konvergencia feltétel, a ciklusok maximális száma),

Az algoritmus minden egyes részének saját alacsony szintű szerkezete van, és ezek a globális szintet befolyásolják egymás közötti kölcsönhatással. Kezdetben minden méh cserkész és véletlenszerűen új megoldásokat keres.

Tegyük fel, hogy x a véletlenszerű megoldások vektora, amelyet eredetileg a cserkész méhek adtak vissza.

$$x = (x_1, x_2, x_i, \dots, x_{n-1}, x_n) \quad (11)$$

ahol $n \in \mathbb{R}^n, i=1 \dots n$

3.1 Foglalkoztatott méhek szekció

A foglalkoztatott méhek kiaknázzák az élelmiszerforrást, és visszaadják az információt, és elhagyják a kimerült forrást. Az ABC-nél ezt véletlenszerűen kell tennünk. [5] a következő képletet javasolta:

$$v_i = x_i + \phi_i(x_i - x_k) \quad (12)$$

ahol v_i az új megoldás vektor, ϕ_i véletlen szám $[-1,1]$ között. k szintén véletlen szám, ami a megoldás vektor különböző véletlen sorrendjét képviseli.

3.2 Kereső méhek szekció

A böngésző méhek a valószínűséget használják, amely a fitnessz érték függvénye, a legjobb megoldás kiválasztásához. Rulett kerék kiválasztási módszert

alkalmazza [6], amely fitnessz érték alapú kiválasztási technika. A megoldás valószínűsége (P_i) a következő értékű:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{pop} f_i} \quad (13)$$

$$f_i = \begin{cases} \frac{1}{1+O_i} & O_i \geq 0 \\ 1+abs(O_i) & O_i < 0 \end{cases} \quad (14)$$

ahol f_i a fitnessz értéke az O_i célfüggvénynek.

3.3 Cserkész méhek szekció

Az algoritmus elején az összes méh cserkész, majd programfutás közben átalakul a foglalkoztatottá, vagy keresőre. A foglalkoztatott méheknek, akiknek a pozíciója (megoldása) nem változik egy adott időpont után, el kell hagynia pozícióját és át kell alakítania azt a cserkészeknek. Az elhagyási kritérium, amelyet határellenőrzésnek nevezünk, nagyon fontos a helyi minimumból való kiugráshoz, és továbbra is keresni kell az optimálási probléma globális minimumát.

1. táblázat. Teszt függvények az optimáló algoritmusokhoz

Teszt függvény	Képlete	Megengedett tartomány, globális optimum
Sphere függvény	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$ $x_i = 0, i = 1, \dots, n$ $f(x)=0$
Rosenbrock's valley függvény	$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2]$	$-2.048 \leq x_i \leq 2.048$ $x_i = 1, i = 1, \dots, n$ $f(x)=0$
Rastrigin's függvény	$f(x) = 10 \times n + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \times \cos(2\pi x_i)]$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$ $x_i = 0, i = 1, \dots, n$ $f(x)=0$
Schwefel's függvény	$f(x) = 0,5 + \frac{\sin^2(x_1^2 - x_2^2) - 0,5}{[1 + 0,001 \times (x_1^2 + x_2^2)]^2}$	$-10 \leq x_i \leq 10$ $x_i = 0, i = 1, 2$ $f(x)=0$
Griewangk's függvény	$f(x) = \frac{1}{4000} \times \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$-600 \leq x_i \leq 600$ $x_i = 0, i = 1, \dots, n$ $f(x)=0$

2. táblázat. PSO és ABC algoritmusok futási eredményei különböző teszt függvényeknél

Teszt függvény	Globális megoldás	Algoritmus	Legjobb megoldás	Fő érték	Szórás
Sphere függvény	0	PSO	0	0.0030	0.0365
		ABC	0	0.0112	0.0763
Rosenbrock's valley függvény	0	PSO	0	0.0166	0.0621
		ABC	0	0.0252	0.0453
Rastrigin függvény	0	PSO	0	0.1556	1.0164
		ABC	0	0.3091	1.5653
Schwefel függvény	-837.9658	PSO	-719.5274	-717.7633	12.9889
		ABC	$-7.86 \cdot 10^{83}$	$-6.89 \cdot 10^{81}$	$6.06 \cdot 10^{82}$
Griewangk függvény	0	PSO	0.0049	0.0347	0.1426
		ABC	0.0025	0.0592	0.1973

4. TESZT FÜGGVÉNYEK

Különböző vizsgálati függvényeket alkalmaztunk a részecske csoport optimalítás és a mesterséges méh kolónia összehasonlítására (1. táblázat). A 2. táblázat a két algoritmus összehasonlítását mutatja be az öt különböző tesztfüggvényen [7]. A populációszám költségei és a költségek szórása egyértelműen azt mutatja, hogy az előny a PSO algoritmusánál van. Azt is megállapítottuk, hogy az ABC algoritmus nem közelíti meg a megoldást a Schwefel függvény használatakor.

5. ÖSSZEFOGLALÁS

Az optimalizálási technikák fontos szerepet játszanak abban, hogy számos alternatívából megtalálják a legjobb megoldást. Számos optimalizációs technika áll rendelkezésre. Napjainkban a metaheurisztikus algoritmusok népszerűek. Kiválasztottuk a részecske csoport PSO és a Bee kolónia algoritmusokat. Mindkettő a csoport intelligenciát használja. Összehasonlításunkban azt találtuk, hogy a részecske csoport algoritmus jobb alkalmazhatósággal bír, minden esetben jó megoldást adott.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A cikkben ismertetett kutató munka az EFOP-3.6.1-16-2016-00011 jelű „Fiatalodó és Megújuló Egyetem – Innovatív Tudásváros – a Miskolci Egyetem intelligens szakosodást szolgáló intézményi fejlesztése” projekt részeként – a Széchenyi 2020 keretében – az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósul meg.

IRODALOM

- [1] Eberhart R, Kennedy J (1995) A new optimizer using particle swarm theory. In: Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings

of the Sixth International Symposium on, IEEE, pp. 39-43.

- [2] Beni G, Wang J (1993) Swarm intelligence in cellular robotic systems. In: Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics? Springer, pp. 703-712.
- [3] Karaboga D (2005) An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department,
- [4] Tereshko V, Loengarov A (2005) Collective decision making in honey-bee foraging dynamics. Computing and Information Systems 9 (3):1
- [5] Karaboga D (2010) Artificial bee colony algorithm. Scholarpedia 5: 6915
- [6] Goldberg DE, Holland JH (1988) Genetic algorithms and machine learning. Machine learning 3 (2): 95-99.
- [7] Marcin Molga, Czesław Smutnicki (2005) Test functions for optimization needs, 43 p. <http://www.robertmarks.org/Classes/ENGR5358/Papers/functions.pdf> (accessed 14 Aug.2018)