

ÚJ KERESÉSI IRÁNYRA ÉPÜLŐ BELSŐPONTOS ALGORITMUS LINEÁRIS OPTIMALIZÁLÁSRA

DARVAY ZSOLT, RIGÓ PETRA RENÁTA, SZÉNÁSI ESZTER

Egy új keresési irányra alapozott teljes Newton-lépéses belsőpontos algoritmust vezetünk be lineáris optimalizálási feladatok megoldására. Az eljárás során algebrailag ekvivalens átalakítás [2] segítségével változtatjuk meg a centrális utat megadó egyenletrendszert. Megmutatjuk, hogy a módszer polinomiális komplexitású. Ez az első lineáris optimalizálásra vonatkozó belsőpontos algoritmus, amely ezzel a speciális keresési iránnyal dolgozik.

1. Bevezetés

Az első belsőpontos algoritmust Karmarkar [4] vezette be 1984-ben lineáris optimalizálási feladatok megoldására. Roos, Terlaky, Vial [9], Wright [12] és Ye [13] összefoglalták a belsőpontos algoritmusok elméletére vonatkozó legfontosabb eredményeket.

A keresési irányok megválasztása fontos szerepet játszik ezeknek az algoritmusoknak az esetében. 2002-ben Darvay [2] bevezette a centrális út algebrailag ekvivalens átalakításának módszerét keresési irányok meghatározására. Egy folytonosan differenciálható és invertálható függvényt alkalmazott a centrális utat meghatározó rendszer centralizálási egyenletére. A szakirodalomban eddig az identikus függvényt, a gyökfüggvényt és a $\varphi(t) = t - \sqrt{t}$ függvényt használták [2, 3, 9]. Később, Kheirfam és Haghighi [5] a $\varphi(t) = \frac{\sqrt{t}}{2(1+\sqrt{t})}$ függvényre épülő irányt használták lineáris komplementaritási feladatok megoldására vonatkozó belsőpontos algoritmus bevezetésére. Ebben a cikkben egy új belsőpontos algoritmust mutatunk be lineáris optimalizálási feladatok megoldására, amely a Kheirfam és Haghighi által bevezetett irányra épül. Igazoljuk a módszer polinomialitását is. Az algoritmusra vonatkozó elemzés a [8] tanulmányban van részletesen bemutatva.

2. A lineáris optimalizálási feladat

A primál feladat a következő:

$$\min\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} \mid A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \quad \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}, \quad (1)$$

ahol $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\text{rang}(A) = m$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ és $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$. A duál feladatot az alábbi módon adhatjuk meg:

$$\max\{\mathbf{b}^T \mathbf{y} \mid A^T \mathbf{y} + \mathbf{s} = \mathbf{c}, \quad \mathbf{s} \geq \mathbf{0}\}. \quad (2)$$

Az általánosság megsértése nélkül feltételezhetjük, hogy létezik egy olyan $(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0, \mathbf{s}^0)$ hármas, amelyre teljesül a belső pont feltétel:

$$\begin{aligned} A\mathbf{x}^0 &= \mathbf{b}, & \mathbf{x}^0 &> \mathbf{0}, \\ A^T \mathbf{y}^0 + \mathbf{s}^0 &= \mathbf{c}, & \mathbf{s}^0 &> \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (3)$$

Az önduális beágyazás technikáját [11, 14] felhasználva a csupa egyesekből álló n -dimenziós $\mathbf{e}$ egységvektor tekinthető kezdeti pontnak. Ennek a technikának a lényege, hogy az eredeti feladatot beágyazza egy nagyobb dimenziójú, ferdén szimmetrikus, önduális lineáris programozási feladatba oly módon, hogy az új önduális lineáris programozási feladatnak a csupa egyes vektor már szigorú belső pontja. A centrális utat meghatározó rendszer a következőképpen adható meg:

$$\begin{aligned} A\mathbf{x} &= \mathbf{b}, & \mathbf{x} &\geq \mathbf{0}, \\ A^T \mathbf{y} + \mathbf{s} &= \mathbf{c}, & \mathbf{s} &\geq \mathbf{0}, \\ \mathbf{x}\mathbf{s} &= \mu \mathbf{e}, \end{aligned} \quad (4)$$

ahol $\mu > 0$. Feltételezve, hogy a (3) teljesül, fix $\mu > 0$ esetén a (4) rendszernek egyértelmű megoldása van, amelyet μ -centrumnak hívunk (Sonnevend [10]). Ha μ tart nullához, a centrális út a feladat optimális megoldásához konvergál.

3. Algebrailag ekvivalens átalakítás módszere

Ebben a fejezetben bemutatjuk az algebrailag ekvivalens átalakítás módszerét [2]. Tekintsük a differenciálható és invertálható $\varphi : (\xi, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ függvényt, ahol $\xi > 0$. A (ξ, ∞) intervallumra azért van szükség, mivel egyes φ függvények esetében az értelmezési tartomány nem a $(0, \infty)$ intervallum. Továbbá, használjuk az $f(\mathbf{x}) = [f(x_1), \dots, f(x_n)]^T$ jelölést. Ekkor a (4) rendszer az alábbi ekvivalens alakra transzformálható:

$$\begin{aligned} A\mathbf{x} &= \mathbf{b}, & \mathbf{x} &\geq \mathbf{0}, \\ A^T \mathbf{y} + \mathbf{s} &= \mathbf{c}, & \mathbf{s} &\geq \mathbf{0}, \\ \varphi\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right) &= \varphi(\mathbf{e}). \end{aligned} \quad (5)$$

Erre a rendszerre alkalmazzuk a Newton módszert. Feltételezve, hogy (3) teljesül, néhány átalakítással az alábbi rendszert kapjuk:

$$\begin{aligned} A\Delta\mathbf{x} &= \mathbf{0}, \\ A^T\Delta\mathbf{y} + \Delta\mathbf{s} &= \mathbf{0}, \\ \frac{\mathbf{s}}{\mu}\varphi'\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right)\Delta\mathbf{x} + \frac{\mathbf{x}}{\mu}\varphi'\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right)\Delta\mathbf{s} &= \varphi(\mathbf{e}) - \varphi\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right). \end{aligned} \quad (6)$$

A (6) rendszer utolsó egyenletét az alábbi alakra hozhatjuk:

$$\mathbf{s}\Delta\mathbf{x} + \mathbf{x}\Delta\mathbf{s} = \mu \cdot \frac{\varphi(\mathbf{e}) - \varphi\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right)}{\varphi'\left(\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}\right)}. \quad (7)$$

Bevezetjük az alábbi jelöléseket, amelyeket a skálázásnál fogunk használni:

$$\mathbf{v} = \sqrt{\frac{\mathbf{x}\mathbf{s}}{\mu}}, \quad \mathbf{d}_\mathbf{x} = \frac{\mathbf{v}\Delta\mathbf{x}}{\mathbf{x}}, \quad \mathbf{d}_\mathbf{s} = \frac{\mathbf{v}\Delta\mathbf{s}}{\mathbf{s}}. \quad (8)$$

Tekintsük továbbá az $\bar{A} = \frac{1}{\mu}A \cdot \text{diag}\left(\frac{\mathbf{x}}{\mathbf{v}}\right)$ jelölést. Ekkor az alábbi skálázott rendszert kapjuk:

$$\begin{aligned} \bar{A}\mathbf{d}_\mathbf{x} &= \mathbf{0}, \\ \bar{A}^T\Delta\mathbf{y} + \mathbf{d}_\mathbf{s} &= \mathbf{0}, \\ \mathbf{d}_\mathbf{x} + \mathbf{d}_\mathbf{s} &= \mathbf{p}_\mathbf{v}, \end{aligned} \quad (9)$$

ahol

$$\mathbf{p}_\mathbf{v} = \frac{\varphi(\mathbf{e}) - \varphi(\mathbf{v}^2)}{\mathbf{v}\varphi'(\mathbf{v}^2)}. \quad (10)$$

Látható, hogy különböző φ függvények alkalmazása esetén a $\mathbf{p}_\mathbf{v}$ vektornak különböző értékeit kapjuk. Ezek új keresési irányra épülő belsőpontos algoritmusokhoz vezetnek. Ebben a cikkben a $\varphi(t) = \frac{\sqrt{t}}{2(1+\sqrt{t})}$ függvényt használjuk, amit először Kheirfam és Haghighi [5] vezettek be lineáris komplementaritási feladatok esetében. Ezáltal megadjuk az első belsőpontos algoritmust lineáris optimalizálásra, amely erre az irányra épül.

Léteznek más módszerek is a keresési irányok meghatározására. 2002-ben Peng, Roos és Terlaky [7] bevezették az önreguláris barrier függvények osztályát a keresési irányok meghatározására belsőpontos algoritmusok esetében. Bai, Ghami és Roos [1] elemezték a keresési irányok meghatározására vonatkozó magfüggvényes módszert belsőpontos algoritmusok esetében.

3.1. Definíció. (Bai, Ghami és Roos [1]) Egy $\psi : (0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ függvényt magfüggvénynek nevezünk, ha kétszer folytonosan differenciálható, és ha teljesülnek az alábbi feltételek:

1. $\psi(1) = \psi'(1) = 0$;
2. $\psi''(t) > 0$, minden $t > 0$;
3. $\lim_{t \downarrow 0} \psi(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \psi(t) = \infty$.

Ebben az esetben a keresési irányokat meghatározó skálázott rendszer a következő:

$$\begin{aligned}\bar{A}\mathbf{d}_x &= \mathbf{0}, \\ \bar{A}^T \Delta \mathbf{y} + \mathbf{d}_s &= \mathbf{0}, \\ \mathbf{d}_x + \mathbf{d}_s &= -\nabla \Psi(\mathbf{v}),\end{aligned}\tag{11}$$

ahol $\Psi : \mathbb{R}_+^n \rightarrow \mathbb{R}$, $\Psi(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^n \psi(v_i)$ a magfüggvényhez tartozó barrier függvény. A (9) és (11) rendszerekből látszik az algebrailag ekvivalens átalakítás technikája és a magfüggvényekre épülő módszerek közötti kapcsolat. Különböző φ függvényekhez különböző magfüggvényt lehet hozzárendelni a

$$\psi(t) = \int_1^t \frac{\varphi(\bar{\tau}^2) - \varphi(1)}{\bar{\tau}\varphi'(\bar{\tau}^2)} d\bar{\tau},\tag{12}$$

összefüggés alapján. Fontos megemlíteni, hogy léteznek olyan φ függvények (pl. $\varphi(t) = t - \sqrt{t}$), amelyekhez nem tartozik hagyományos magfüggvény. A következő fejezetben bemutatjuk az algoritmust.

4. Új keresési irányra épülő belsőpontos algoritmust lineáris optimalizálásra

Tekintsük a $\varphi : (0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ függvényt:

$$\varphi(t) = \frac{\sqrt{t}}{2(1 + \sqrt{t})}.\tag{13}$$

Ezt a függvényt alkalmazzuk az (5) rendszerre. Ebben az esetben a $\mathbf{p}_v$ vektor az alábbi módon írható:

$$\mathbf{p}_v = \mathbf{e} - \mathbf{v}^2.\tag{14}$$

A (9) skálázott rendszer a következő alakra hozható:

$$\begin{aligned}\bar{A}\mathbf{d}_x &= \mathbf{0}, \\ \bar{A}^T \Delta \mathbf{y} + \mathbf{d}_s &= \mathbf{0}, \\ \mathbf{d}_x + \mathbf{d}_s &= \mathbf{e} - \mathbf{v}^2.\end{aligned}\tag{15}$$

A centrális úttól való távolság mérésére az alábbi centralitási mértéket használjuk:

$$\delta(\mathbf{x}, \mathbf{s}; \mu) = \|\mathbf{p}_v\| = \|\mathbf{e} - \mathbf{v}^2\|. \quad (16)$$

Fontos megjegyezni, hogy ezt a centralitási mértéket már korábban is használta a szakirodalom [9], de azokban az esetekben a primál-duál logaritmikus barrier módszert használták a keresési irányok megválasztására, és nem az algebrailag ekvivalens átalakítás módszerét.

Az algoritmust az 1. ábra szemlélteti.

Primál-duál belsőpontos algoritmus lineáris optimalizálásra

Legyen $\epsilon > 0$ a pontossági paraméter, $0 < \theta < 1$ a redukciós paraméter és $\tau > 0$ a centralitási paraméter. Feltételezzük, hogy az $(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0, \mathbf{s}^0)$ hármasra teljesül a belső pont feltétel és $\mu^0 = \frac{(\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0}{n}$. Továbbá, feltételezzük, hogy $\delta(\mathbf{x}^0, \mathbf{s}^0; \mu^0) < \tau$.

begin

$\mathbf{x} := \mathbf{x}^0; \quad \mathbf{y} := \mathbf{y}^0; \quad \mathbf{s} := \mathbf{s}^0; \quad \mu := \mu^0;$

while $\mathbf{x}^T \mathbf{s} > \epsilon$ **do begin**

Kiszámítjuk a $(\Delta \mathbf{x}, \Delta \mathbf{y}, \Delta \mathbf{s})$ irányokat a (9)-ből alkalmazva a (14)-t;

$\mathbf{x} := \mathbf{x} + \Delta \mathbf{x};$

$\mathbf{y} := \mathbf{y} + \Delta \mathbf{y};$

$\mathbf{s} := \mathbf{s} + \Delta \mathbf{s};$

$\mu := (1 - \theta)\mu;$

end

end.

1. ábra. Új keresési irányra épülő belsőpontos algoritmus lineáris optimalizálásra

Az alábbi tételben igazoljuk, hogy az algoritmus $\mathcal{O}\left(\sqrt{n} \log \frac{n}{\epsilon}\right)$ bonyolultságú.

4.1. TÉTEL. (5.7. Tétel [8]) Feltételezzük, hogy $\mathbf{x}^0 = \mathbf{s}^0 = \mathbf{e}$. Ha $\theta = \frac{1}{5\sqrt{n}}$ és $\tau = \frac{2}{3}$, akkor az 1. ábrán megadott algoritmus legfeljebb

$$\left\lceil 5\sqrt{n} \log \frac{n}{\epsilon} \right\rceil$$

iterációban állít elő optimális megoldást. A kapott vektorokra teljesül az $\mathbf{x}^T \mathbf{s} < \epsilon$ összefüggés.

5. Numerikus eredmények

A bevezetett belsőpontos algoritmust implementáltuk Matlab programozási nyelvben, hogy illusztráljuk az algoritmus működését. A kezdeti pontok meghatározására a Mehrotra heurisztikát használtuk [6]. A keresési irányokat a (6)

rendszerből határoztuk meg a $\varphi(t) = \frac{\sqrt{t}}{2(1+\sqrt{t})}$ függvényt felhasználva. Minden iterációban ellenőriztük, hogy az adott pontoknak a centrális úttól való távolsága kisebb legyen a τ centralitási paraméternél, amelynek alapértelmezett értéke a mi esetünkben $\tau = \frac{1}{2}$ volt.

1. Feladat

Oldjuk meg az alábbi lineáris optimalizálási feladatot:

$$\begin{aligned} \min \quad & -3x_1 - 2x_2, \\ & x_1 + 2x_2 \leq 20, \\ & 2x_1 + x_2 \leq 15, \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{aligned}$$

Előbb átírjuk a feladatot (1) alakra. Ekkor

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 20 \\ 15 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{c} = \begin{pmatrix} -3 \\ -2 \end{pmatrix}.$$

Ebben az esetben az elméleti megoldás $x_1 = \frac{10}{3}$, $x_2 = \frac{25}{3}$ és az optimum $-\frac{80}{3}$. Az implementált algoritmus az alábbi eredményt adta: $x_1 = 3.3333$, $x_2 = 8.3333$ és a célfüggvény értéke -26.667 .

2. Feladat

Tekintsük az alábbi lineáris programozási feladatot:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{3}{10}x_1 + \frac{3}{10}x_2 + \frac{2}{5}x_3 + \frac{2}{5}x_4, \\ & x_1 + x_2 \geq 200, \\ & x_3 + x_4 \geq 200, \\ & x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \leq 800, \\ & \frac{1}{120}x_1 + \frac{1}{100}x_2 \leq 8, \\ & \frac{1}{75}x_3 + \frac{1}{50}x_4 \leq 8, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0. \end{aligned}$$

Ekkor

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{120} & \frac{1}{100} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{75} & \frac{1}{50} & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 200 \\ 200 \\ 800 \\ 8 \\ 8 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{c} = \begin{pmatrix} \frac{3}{10} \\ \frac{3}{10} \\ \frac{2}{5} \\ \frac{2}{5} \\ \frac{2}{5} \end{pmatrix}.$$

Az optimális megoldás $x_1 = 0$, $x_2 = 200$, $x_3 = 0$, $x_4 = 200$ és a célfüggvény értéke 140. Az implementált algoritmus az alábbi eredményeket szolgáltatta: $x_1 = 0.00094021$, $x_2 = 200.00$, $x_3 = 0.00023505$, $x_4 = 200.00$, a célfüggvény értéke pedig 140.00.

6. Összefoglalás

Egy új keresési irányra épülő belsőpontos algoritmust vezettünk be lineáris optimalizálási feladatok megoldására. Az algebrailag ekvivalens átalakítás technikájában egy speciális függvényt használtunk a keresési irányok megválasztására. A módszer polinomialitására vonatkozó tételt is bemutattuk. Numerikus eredményekkel szemléltettük az algoritmus működését. További kutatási tervek közé tartozik egy olyan hosszú lépéses belsőpontos algoritmus megadása, amely ezt az irányt használja a keresési irányok meghatározására.

Köszönetnyilvánítás

Rigó Petra Renáta kutatása az Innovációs és Technológiai Minisztérium ÚNKP-19-3 kódszámú Új Nemzeti Kiválóság Programjának szakmai támogatásával készült.



Darvay Zsolt kutatását a Román Kutatási és Innovációs Minisztérium CNCS - UEFISCDI grant PN-III-P4-ID-PCE-2016-0190 számú projektje támogatta a PNCDI III keretében.

A szerzők köszönetüket fejezik ki Illés Tibornak, aki arra ösztönözte őket, hogy további kutatást végezzenek a keresési irányok körében.

Hivatkozások

- [1] Y.Q. BAI, M. EL GHAMI AND C. ROOS: *A comparative study of kernel functions for primal-dual interior-point algorithms in linear optimization*, SIAM J. Optim., Vol. **15** No. **1**, pp. 101-128 (2004). DOI: [10.1137/S1052623403423114](https://doi.org/10.1137/S1052623403423114)
- [2] ZS. DARVAY: *New interior-point algorithms in linear programming*, Adv. Model. Optim., Vol. **5** No. **1**, pp. 51-92 (2003).
- [3] ZS. DARVAY, I.-M. PAPP AND P.-R. TAKÁCS: *Complexity analysis of a full-Newton step interior-point method for linear optimization*, Period. Math. Hung., Vol. **73** No. **1**, pp. 27-42, (2016). DOI: [10.1007/s10998-016-0119-2](https://doi.org/10.1007/s10998-016-0119-2)

- [4] N.K. KARMAKAR: *A new polynomial-time algorithm for linear programming*, *Combinatorica*, Vol. 4 No. 4, pp. 373-395, (1984). DOI: [10.1007/BF02579150](https://doi.org/10.1007/BF02579150)
- [5] B. KHEIRFAM AND M. HAGHIGHI: *A full-Newton step feasible interior-point algorithm for $P_*(\kappa)$ -LCP based on a new search direction*, *Croat. Oper. Res. Rev.*, Vol. 7, pp. 277-290, (2016). DOI: [10.17535/croirr.2016.0019](https://doi.org/10.17535/croirr.2016.0019)
- [6] S. MEHROTRA: *On the implementation of a primal-dual interior point method*, *SIAM J. Optim.*, Vol. 2 No. 4, pp. 575-601, (1992) DOI: [10.1137/0802028](https://doi.org/10.1137/0802028)
- [7] J. PENG, C. ROOS AND T. TERLAKY: *Self-Regular Functions: a New Paradigm for Primal-Dual Interior-Point Methods*, Princeton University Press (2002).
- [8] P.R. RIGÓ AND E. SZÉNÁSI: *Interior-point algorithm for linear optimization based on a new search direction*, Technical Report Operations Research Report 2019-01, Eötvös Loránd University of Sciences, Budapest (2019). URL: <http://web.cs.elte.hu/opres/orr/>
- [9] C. ROOS, T. TERLAKY AND J.-PH. VIAL: *Theory and Algorithms for Linear Optimization*, Springer, New York, USA (2005).
- [10] GY. SONNEVEND: *An analytic center for polyhedrons and new classes of global algorithms for linear (smooth, convex) programming*, In A. Prékopa and J. Szelecsán and B. Strazicky editor, *System Modelling and Optimization: Proceedings of the 12th IFIP-Conference held in Budapest Hungary, September 1985* *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 84, Springer Verlag, Berlin, West-Germany. pp. 866-876 (1986).
- [11] T. TERLAKY: *An easy way to teach interior-point methods*, *Eur. J. Oper. Res.*, Vol. 130 No. 1 pp. 1-19, (2001). DOI: [10.1016/S0377-2217\(00\)00094-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00094-1)
- [12] S.J. WRIGHT: *Primal-Dual Interior-Point Methods*, SIAM, Philadelphia, USA (1997).
- [13] Y. YE: *Interior Point Algorithms, Theory and Analysis*, John Wiley & Sons, Chichester, UK (1997).
- [14] Y. YE, M. J. TODD AND S. MIZUNO: *An $O(\sqrt{n}L)$ -iteration homogeneous and self-dual linear programming algorithm*, *Math. Oper. Res.*, Vol. 19 No. 1, pp. 53-67, (1994). DOI: [10.1287/moor.19.1.53](https://doi.org/10.1287/moor.19.1.53)



Darvay Zsolt egyetemi docens a kolozsvári Babeş-Bolyai Tudományegyetem Matematika és Informatika Karán. 1992-1995 között a mai kolozsvári Báthory István Elméleti Líceumban tanított informatikát és matematikát, 1991-1992-ben ösztöndíjasként a Magyar Tudományos Akadémia Számítástechnikai és Automatizálási Kutatóintézetében (SZTAKI) dolgozott. Doktori disszertációjában egy új módszert vezetett be a belsőpontos algoritmusok keresési irányainak meghatározására. 2018-ban a Babeş-Bolyai Tudományegyetem a tudományos kutatás kiválósági díjával tüntette ki. Kutatási területei: a lineáris

és nemlineáris optimalizálás belsőpontos algoritmusai és azok implementációja, programozási nyelvek, objektumelvű programozás.

DARVAY ZSOLT

Babeş-Bolyai Tudományegyetem, Kolozsvár
darvay@cs.ubbcluj.ro



Rigó Petra Renáta 1992-ben született Kolozsváron. BSc és MSc tanulmányait a kolozsvári Babeş-Bolyai Tudományegyetem Matematika és Informatika Karán végezte. 2016-ban felvételt nyert a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem Matematika és Számítástudományok Doktori Iskolájába, jelenleg negyedéves PhD hallgató. 2018-ban elnyerte a Kőnig Gyula Ifjúsági Kutatási Díjat. A PhD témakörében eddig 19 publikációja jelent meg és összesen több mint 25 hazai és nemzetközi konferencián tartott előadást. Kutatási témája az operációkutatás területéhez tartozik. Elsősorban a lineáris programozásra és szimmetrikus optimalizálásra vonatkozó

belsőpontos algoritmusok elméletével foglalkozik.

RIGÓ PETRA RENÁTA

Budapesti Corvinus Egyetem
Corvinus Operációkutatási Kutatóközpont
1093 Budapest, Fővám tér 8., E épület
petra.rigo@uni-corvinus.hu



Szénási Eszter 1995-ben született Zentán. BSc tanulmányait a Szegedi Tudományegyetem Természettudományi Karának matematika szakán végezte, ezt követően a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem Alkalmazott matematika MSc operációkutatás szakirányán tanult tovább, és 2019-ben megszerezte a diplomáját. Diplomamunkájának témája a centrális út algebrailag ekvivalens transzformációjának hatása belsőpontos algoritmusokra, amely során a cikkben bevezetett algoritmus bonyolultságára vonatkozó elemzést vezette le. Már az egyetemi

tanulmányainak utolsó évében részmunkaidőben elkezdett dolgozni a SAS Institute Kft.-nél analitikai konzulensként, és ezt azóta teljes állásban folytatta. Munkája során rendszerkialakítással, vizualizációval, előrejelzéssel és optimalizációval foglalkozik.

SZÉNÁSI ESZTER

SAS Institute Kft., Budapest
eszter.szenasi@sas.com

INTERIOR-POINT ALGORITHM FOR LINEAR OPTIMIZATION BASED ON A NEW
SEARCH DIRECTION

ZSOLT DARVAY, PETRA RENÁTA RIGÓ, ESZTER SZÉNÁSI

We propose a new full-Newton step interior-point algorithm for linear optimization. We use the algebraic equivalent transformation technique [2] in order to determine the new search directions. We show that the method has polynomial complexity. Up to our best knowledge this is the first interior-point algorithm solving linear optimization problems, which uses this special search direction.

Keywords: linear optimization, interior-point algorithm, new search direction.

Mathematics Subject Classification (2000): 90C05, 90C51