

# EGY DEA MODELL BESZÁLLÍTÓÉRTÉKELÉSI FELADATOK MEGOLDÁSÁRA<sup>1</sup>

DOBOS IMRE – VÖRÖSMARTY GYÖNGYI

*Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem – Budapesti Corvinus Egyetem*

A dolgozat két területet kapcsol össze: a Data Envelopment Analysis (DEA) módszertanát és a beszállítómenedzsmentet. A beszállítómenedzsmentben a beszállító értékelése során gyakran merülnek fel az adatok minőségével problémák, mint például az adatok bizonytalansága. A beszállítók minősítésére és kiválasztására a DEA egy megfelelő eszköznek tűnik. Az adatbizonytalanság a DEA-ban sztochasztikus, fuzzy és parametrizált adatokkal kezelhető. A dolgozat a parametrizálást javasolja, mivel annak megoldása a kereskedelmi forgalomban elérhető szoftverrel elvégezhető. Két szemléletet, vagyis a készletezési költségek beépítését a kritériumrendszerbe, és az alapadatok átskálázását együttesen kezeli a dolgozat, és azt vizsgálja, hogy ezzel az új módszerrel hogyan alakul a beszállító kiválasztási folyamat.

*Kulcsszavak:* DEA, parametrizálás, beszállító értékelés

## 1 Bevezető

A Data Envelopment Analysis (DEA) egy jól ismert és sokszor alkalmazott döntéseméleti módszertan, melyet a nemzetközi szakirodalom számos területen alkalmaz. A hazai publikációk is mutatnak be lehetséges alkalmazásokat, pl. Fülöp János és Temesi József (2001), akik az ipari parkok hatékonyságát vizsgálták ezzel a modellel. A DEA-t Charnes et al. (1978) fogalmazták meg, ami lényegében egy matematikai programozási módszer a homogén döntési egységek (DMU) relatív hatékonyságának mérésére. A kutatások ebben az irányban a hatékonyság megragadását célozzák. A DEA ugyanakkor mint rangsorolási eljárás is alkalmazható. Az Analytic Hierarchy Process (AHP) lehet egy másik ilyen alkalmazás, amint azt Bozóki Sándor, Csató László és Temesi József (2016) dolgozatukban megállapítják. Ez a dolgozat a DEA egy másik alkalmazását mutatja be, nevezetesen a beszállítómenedzsment területén.

A DEA egy nem-parametrikus döntéstámogató modell. A döntéseméletből ismert döntési mátrix a módszer kiinduló pontja, azaz az objektumok, vagy másként döntési egységek (Decision Making Unit, DMU-k) adottak, valamint egy kritériumrendszer is ismert, ami mentén a DMU-kat értékelik.

---

<sup>1</sup>A projekt az NKFI támogatásával jött létre. (Támogatás száma: K 124644.) E-mail: [dobos@kgt.bme.hu](mailto:dobos@kgt.bme.hu), [gyongyi.vorosmarty@uni-corvinus.hu](mailto:gyongyi.vorosmarty@uni-corvinus.hu). Beérkezett: 2019. október 10.

A DEA fontos tulajdonsága, hogy a kritériumokat két csoportba osztjuk a szerint, hogy melyek a független, vagyis input kritériumok, és melyek a függő, vagyis output kritériumok. A módszer olyan súlyokat határoz meg mind az input, mind az output kritériumokra, amelyekkel egy olyan hányados típusú hatékonysági mutatót határozzuk meg, amely az egyes értékre normált. A hányados mutató számlálójában az output kritériumok súlyozott értéke szerepel, míg a nevezőben a súlyozott inputok szerepelnek. Ezek alapján minden egyes DMU-ra keressük azt a súlyvektort, amely a maximális hatékonysági mutatót eredményezi, amely természetesen nem nagyobb egynél. A feladat, amely lényegében egy hiperbolikus programozási feladat, egyszerűen átalakítható egy lineáris programozási feladattá. Az ilyen hiperbolikus feladatok megoldásában jelentős szerepe volt Martos Bélának, a *Sigma* folyóirat első főszerkesztőjének (Martos, 1964). A feladatok megoldása után azokat a DMU-kat tekintjük hatékonyknak, amelyeknek a hatékonysága eléri az 1-et.

A nemzetközi szakirodalomban a DEA módszert sokan ajánlják a beszállítóértékelési döntések támogatására is. A beszerzők feladatai ugyanis egyre sokrétűbbek, a feladatok a szállító előzetes minősítésétől a teljesítés utáni utóminősítésig terjednek. (Roodhooft, Konings, 1997, Wu és Barnes 2011, Igarashi et al. 2013, Luzzini et al. 2014) A beszállítóminősítés lényegében hatékonysági szempontú csoportosítást jelent, amelyet a DEA alaplogikája jól tud támogatni. A beszállítóértékelés egyik fontos problémája ugyanakkor a legjobb beszállító kiválasztása, mely a döntéseméletben a rangsorolás témájához tartozik. Ez azt jelenti, hogy a döntési egységeket bizonyos előzetesen megfogalmazott szempontok alapján sorrendbe kell rendezni. Ez az elrendezés különféle módszerekkel érhető el, beleértve a TOPSIS, AHP vagy DEA módszereket. Cikkünk erre mutat egy alkalmazást, kiemelve azt, hogy a gyakorlati problémák esetén a módszernek az adatok problémáit is kezelnie kell.

Minden módszer esetében megfogalmazhatók olyan követelmények, amelyeket a felhasznált adatoknak teljesítenie kell. A DEA módszertanilag különbözik a leggyakrabban használt módszerektől abban, hogy nem-parametrikus. A kritériumokat két csoportba kell sorolni: az input és az output kritériumok csoportjába. Ez a felosztás lehet tetszőleges, de gyakran valamilyen logika mentén kerül kialakításra. A cikkben bemutatott modellben azt a logikai láncot követjük, hogy az input kritériumok a menedzsment szempontokból állnak. Ezeket két csoportra lehet osztani: pénzügyi, például ár, profit, költség stb., és működési szempontok, például átfutási idő, minőség, pontosság stb. A cikkben az output kritériumoknak a fenntarthatósági vagy zöld szempontokat tekintjük, mint például a vásárolt termék újrafelhasználhatósága, a termék szállítója által kibocsátott széndioxid ( $\text{CO}_2$ ), stb. A kritériumok ilyen módon történő megosztása révén a zöld szempontok beépíthetők a DEA modellbe.

A beszállító értékeléshez rendelkezésre álló adatok nem mindig pontosak. Lehetnek determinisztikus, sztochasztikus, fuzzy stb. adatok. A sztochasztikus és nem pontos (imprecise) adatok DEA modelljei az irodalomban rendelkezésre állnak (Alikhani et al., 2019, Park et al., 2018, Rashidi et al., 2019,

Wen et al., 2018). Egy lehetséges nehézsége ezeknek a módszereknek, hogy speciális módszertani tudást igényelnek, és olyan szoftver alkalmazását, amely kevésbé valószínű, hogy a gyakorlati beszerzési szakemberek számára elérhető. Gyakorlati szempontból fontos lenne egy olyan módszertan, amely megoldható egy olyan szoftverrel, amely elérhető akár a nem túl nagy vállalatok számára is, pl. a Microsoft Excel Solver program. Az általunk bemutatott módszer célja a korábban javasolt megoldások módszertani és informatikai nehézségeinek kiküszöbölése. A sztochasztikus és nem pontos adatokat kiválthatja a DEA modell paraméterezése az Excel Solver segítségével. Ezzel könnyen megoldható problémákra vezetjük vissza a feladat megoldását. Ez egy elérhető megoldást kínál a beszerzési menedzserek számára is.

A javasolt módszer másik előnye a készletezési költségek integrálása a DEA modellbe. Ez a javasolt modell a készletköltségeket a klasszikus EOQ alapján értelmezi, azaz két költségelemből áll: készlettartási- és rendelési költségek. A szállító gyakran nem képes az optimális tételméret biztosítására, ezért a beszerzőnek ismernie kell a beszállító szállítási kapacitását. Mivel a DEA hatékonyságot határoz meg, ezért a paraméterezés az adatok bizonytalanságát kiszűrheti, ezzel az érzékenységi elemzés eredményeire is választ adhat.

A DEA mint módszer érzékeny arra is, hogy az input vagy az output adatok esetén a legkisebb vagy a legmagasabb értéket tekintik a legjobbnak. Például, az input kritériumoknak jobbnak kell lenniük, ha egy mutató értéke kisebb. Az output kritériumok esetén az ellenkezője igaz. Egy másik probléma az, hogy a gyakorlatban az egyes kritériumok eltérő skálán adóttak. A probléma az, hogy a kritériumok skálaterjedelme befolyással lehet a kiválasztási folyamat eredményére. Ez a cikk a két alapvető gyakorlati probléma megoldását adja a kiindulási adatok újraszámításával, amelyet az irodalom is javasol (Lovell és Pastor, 1995, Seiford és Zhu, 2002).

A dolgozat a szerzők két korábban megjelent cikkére épít. (Dobos és Vörösmarty, 2019a, 2019b). Dobos és Vörösmarty (2019a) dolgozata a szokásosan rendelkezésre álló kritériumokat bővíti ki egy új kritériummal, nevezetesen a készletezési költségekkel a tétel nagyság függvényében. Dobos és Vörösmarty (2019b) munkája a klasszikus beszállítóértékelési kritériumok értékeit transzformálja egy 1-től 20-ig terjedő skálára, hol a leginkább preferált érték kapja a maximális 20 értéket, míg az 1-es értéket a legkevésbé preferált értékhez rendeljük. A dolgozat ezt a két szemléletet, vagyis a készletezési költségek beépítését a kritériumrendszerbe és az alapadatok átskálázását együttesen kezeli, és azt vizsgálja, hogy ezzel a módszerrel hogyan alakul a kiválasztási folyamat.

A cikk felépítése a következő: először rövid szakirodalmi áttekintést nyújt be, amely bemutatja a beszállító menedzsment által igényelt adatokat. A következő szakaszban egy output orientált DEA-CCR modellt dolgozunk ki egy korábbi módszer alapján, amely egy skálázási eljárás hatását vizsgálja a beszállítóértékelésben. A skálázást azonos hosszúságú intervallumokon hajtjuk végre. A szakasz numerikus példával zárul. A záró észrevételeket az utolsó rész tárgyalja.

## 2 Irodalmi áttekintés

Szakirodalmi áttekintésünk a beszállítóértékelés és annak szempontrendszerének megváltozásával kapcsolatos irodalmakat tekint át, majd kiemeli, hogy ezek milyen olyan adatproblémákat vetnek fel, amelyeket a beszállítóértékelés módszerének szükség esetén kezelnie kell tudni.

### 2.1 A beszállító értékelés fejlődése

A szakirodalomban számos publikáció jelent meg, amelynek célja a beszállító kiválasztás módszertani támogatása (Agarwal et al., 2011, Ho et al., 2010). Ezek a módszerek igyekeznek követni azt a fejlődést, amely a beszerzésben végbemegy (Nair et al., 2015). Ennek lényege, hogy a beszerzési funkció jelentősen átalakult, a hagyományos tranzakció-orientált szemléletmód helyett egyre inkább a stratégiai megközelítés válik jellemzővé. Ezzel párhuzamosan a beszerzési feladat egyre összetettebbé válik, s kibővül az ellátásmenedzsment szemléletben a beszállítók értékelésére alkalmazott kritériumrendszerrel.

Dickson (1966) gyakran idézett tanulmánya 23 beszállítói értékelési kritériumot mutatott be. A kritériumokat vizsgáló későbbi tanulmányok megállapították, hogy a kritériumok többsége még hosszú idő után is releváns volt: Weber et al. (1991) eredményei szerint az ár/költség, a szállítás és a minőség volt a legfontosabb, és ez a későbbi tanulmányok szerint is változatlanul érvényes (például Ho et al. 2010). A magas minőség, a szállítás és az ár/költség elérésének és mérésének módja azonban nagyon sokat változott, és ezeket gyakran kiegészítik a kockázat szempontjával (Giunipero, Eltentawy, 2004).

A hagyományos megközelítésben a kiválasztás az ajánlatok összehasonlítása alapján történt. Fontos kérdés a szempontok közötti átváltás kezelése és a kritériumok egymással való összemérhetősége. Weber et al. (1991) megállapították, hogy a közzétett módszerek túlnyomó többsége lineáris súlyozási modell, matematikai modell vagy valószínűségi modell. Ezek a 90-es években még megfelelő eszközöknek voltak tekinthetőek arra, hogy az azonosított kritériumokat egy egyszerű döntéshozatali folyamat során kezelni tudjuk annak érdekében, hogy az ajánlattevők közül kiválaszthassuk a legjobb szállítót.

Azóta az értékelési folyamat átalakult: számos cég többlépcsős folyamatot alakított ki (Glock et al., 2017). Még mindig releváns kritériumok az alacsony költség, a szállítás és a minőség elérése, de ebben a többlépcsős folyamatban az értékelés szisztematikusabbá és alaposabbá vált. Nem csak a rövid távú ajánlatokat veszik figyelembe (pl. a termék ára, ígért szállítási határidő), hanem az olyan képességeket is értékeli, amelyek hosszú távú jó teljesítményt tesznek lehetővé (pl. rendelkezésre álló kapacitás, technológiai szint, pénzügyi stabilitás) (Braglia, Petroni, 2000, Sarkar, Mohapatra, 2006, Kuo et al., 2010). Ugyanakkor fontos szempont a költségoptimalizálás, a folyamatköltségek kiegyensúlyozása, optimalizálása, így egyre nagyobb figyelem hárul a rendelési, készletezési folyamatok optimalizálására is.

A beszállítóknak ez a komplex értékelése módszertani fejlesztést kívánt. A szállítói értékelésre vonatkozó szakirodalmi áttekintések kifejezetten kiemelik

a többcélú döntéshozatali (MADM) technikákat (pl. AHP, ANP, TOPSIS, MAUT), a matematikai programozási modellek (LP, MOLP, MILP, DEA stb.) fejlődését, a kapcsolatos szakirodalmi publikációk számának növekedését. Ezek mellett a mesterséges intelligencia (artificial intelligence), neurális hálózatok, döntési fák, asszociációs szabályok, klaszteranalízis jelentősége (Setak et al., 2012) és kvalitatív módszerek (Zimmer et al., 2016) szerepe is egyre növekszik. Ahogy láttuk, a szakirodalom számos módszertani lehetőséget nyújt a beszállítóértékelési probléma kezelésére. Ezek közül az egyik legtöbbet említett módszer a DEA (Ho et al., 2010).

## 2.2 A DEA alkalmazása adat oldalról

A legjobb vagy a megfelelő beszállító kiválasztása során a kritériumok összevetése és a rendelkezésre álló adatok jellege számos módszertani problémát felvet, melyekkel a szakirodalom nagy terjedelemben foglalkozik.

A DEA szakirodalma kiemelten kezeli a nem kívánatos output kérdését. A DEA megvalósításához meg kell határozni az input és az output kritériumokat. Az input kritériumok esetében a kisebb értékkel rendelkezőket tekintjük jobbnak, míg az output kritériumoknál a nagyobb értékkel rendelkezők lesznek hatékonyabbak (Amindoust et al. 2013). Nem kívánatos outputok jelenlétében azonban azokat a DMU-kat, amelyek több jó (kívánatos) outputtal és kevésbé rossz (nem kívánatos) outputtal (pl. hulladék, elutasított termékek) rendelkeznek az inputokhoz képest, hatékonynak kell tekinteni. Mivel a fenntarthatósági szempontok egyre inkább megjelennek a szállítói értékelési kritériumok között, így a nem kívánatos outputokat is egyre inkább figyelembe kell venni a DEA keretében (Azadi et al., 2017).

További ilyen probléma, hogy az adat kardinális vagy ordinális jellegű. Az utóbbi esetben az összehasonlítást gátolja, hogy a különbségeket nehéz értelmezni (Saen, 2007, Toloo, Nalchigar, 2011). A negatív adatok (például növekedési ütem vagy profit-veszteség esetén) csak ritkán jelennek meg, de a szállítóértékelési módszertannak kezelnie kell ezeket (Izadikhah, Saen, 2016, Mohamad, Said, 2012). Az értékelés egy további kihívása a pontatlan (imprecise) adat, mely pl. abból fakad, hogy az értékelést végzőnek becslést kell adnia (Chen et al., 2006, Karsak, Dursun, 2014, Dobos, Vörösmarty, 2019b). A kockázatok kezelésének kihívása kifejezetten előtérbe helyezi a beszállító képességeinek minősítését az értékelés során. Ilyenkor sokszor olyan „puha” adatokkal kell dolgoznunk, amelyeket bizonytalan adatként tudunk kezelni (pl. beszállító alkalmazottainak minősége). Az ilyen adatokat sokszor szakértői vélemények alapján hozzák létre, ahol fontos a szubjektivitás kiküszöbölése és a következetesség biztosítása (Shi et al., 2015, He, Zhang, 2018).

Adatok skálázása is érdekes adatprobléma. A szállító kiválasztási kritériumainak természetes mértékegysége különbözik, például a szállítási átfutási idő órákban vagy napokban mérhető. Ez a skálázási különbség megváltoztathatja az értékelési folyamat eredményét. (Lásd az adatmódosítási problémát, Cook, Seiford, 2009.) Hasonló probléma jelentkezik a skála terjedelmében: egyes

kritériumok természetes mértékegysége kicsi, míg másoké nagy. Ez önmagában befolyásolhatja az értékelést.

Ez az áttekintés mutatja, hogy a DEA módszertan fejlesztése az adatok számos problémájával foglalkozik. Legtöbbjük kezelésével foglalkozik a szakirodalom, ugyanakkor a különféle mérési skáláknak az értékelés eredményére gyakorolt torzító hatása kevésbé került eddig a publikációk fókuszába. (Annak ellenére igaz ez, hogy a mértékegységek problémája a módszertani szakirodalomban jól ismert.) A fent említett adatproblémák megoldásai részben kezelik ezt a problémát: pl. a TCO (total cost of ownership) logika a kritériumokat költségre konvertálja, vagy a szakértői vélemények összehasonlításánál ugyanaz a skála használható az egyes kritériumok értékeléséhez. A skála problémát gyakran összekapcsolják a pontatlan adatok problémájával is. Írásunkban azért tartjuk fontosnak a vizsgálatát, mivel hatással lehet az értékelés eredményére.

A következő fejezetben az említett problémát kétlépcsős megoldásként kezeljük. Az első lépésben a skálázási problémára fogalmazunk meg egy megoldást. A második lépésben a nem ismert adatokat a kritériumok paraméterezésével vizsgáljuk a készletezési probléma kapcsán.

### 3 Egy DEA modell a zöld beszállítóértékelésre tételnagyág költségek mellett

A pontatlan adatok elemzését parametrikus lineáris programozás segítségével elemezzük. A paraméterezést a készlet költségein keresztül mutatjuk be. A paraméteres lineáris programozással teszteltük az adatok pontosságát, és az eredmények érzékenységi elemzéseként értelmezhetőek egy DEA modellben. Az adatok megváltoztatásának következményei a korábbi értékelés eredményeinek és a felajánlott új módszernak a hasznossági értékekkel történő összehasonlításával fedhetőek le.

#### 3.1 A zöld DEA modell általánosítása készletezési költségekkel

Egy korábbi cikkben Dobos és Vörösmarty (2019a) egy olyan DEA modellt mutatott be, amely tartalmazott az optimális tételnagyágra (Economic Order Quantity, EOQ) alapuló készletezési költségeket. A készletezési költségek az EOQ-modell egy parametrizált formájában kerültek DEA-típusú beszállítóértékelési modellbe. Ekkor az kerül a vizsgálat központjába, hogy a beszállítók milyen tételnagyágot választanak a költségek minimalizálására. Azzal a feltételezéssel élünk, hogy a vállalat ismeri a beszállítók rendelési és készlettartási költségét, vagyis  $(S_j; h_j)$ ,  $j = 0, 1, 2, \dots, p$  ismert. Egy adott tételnagyágra ekkor a készletezési költségek az alábbi módon határozhatók meg

$$x_j(q) = S_j D/q + h_j q/2, \quad (1)$$

ahol a  $D$  paraméter az éves kereslet nagysága, és  $q$  az adott tétel nagyság. Az (1) képletben kétféle költséggel számolunk. A rendelési költség minden rendelésre állandó  $S_j$ , viszont az éves rendelések száma  $D/q$ , mivel  $q$  tétel nagyságokban szerezzük be az éves  $D$  keresletet. A másik költségelemet, azaz a készlettartási költséget az ismert fűrészfog modellből számítjuk. A maximális készlet szint ugyanis  $q$ , ami egyenletesen csökken, ezért az átlagkészlet  $q/2$  lesz. Ezt tesszük költséggé az éves termékegységre eső készlet tartási költséggel:  $h_j q/2$ .

A menedzsment (input) mutatókat az  $(\mathbf{x}_i; x_j(q))$  vektorban foglalhatjuk össze. Amint látjuk, a menedzsment mutatók függnek a  $q$  tétel nagyságtól.

A most bevezetett készletezési költségek súlya legyen  $v_{n+1}$ . Az új súlyvektor  $(\mathbf{v}; v_{n+1})$  is kiterjesztése a korábbiaknak minden beszállító esetén. A kiterjesztett modell a következő formában írható fel

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{y}_0 \rightarrow \max \quad (2)$$

úgy, hogy

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{x}_0 + v_{n+1} \cdot x_0(q) = 1, \quad (3)$$

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{y}_j - (\mathbf{v} \cdot \mathbf{x}_j + v_{n+1} \cdot x_j(q)) \leq 0; \quad j = 0, 1, 2, \dots, p, \quad (4)$$

$$\mathbf{u} \geq \mathbf{0}, \quad (\mathbf{v}; v_{n+1}) \geq \mathbf{0}. \quad (5)$$

Az (2)-(5) modell egy parametrikus lineáris programozási feladat. A modell egy numerikus megoldását a Dobos és Vörösmarty (2019a) dolgozat tartalmazza.

Az DEA alapmodellje olyan kritériumokat is tartalmazhat, amelyben azok terjedelme nagy mennyiségi különbségeket mutathat. A kritériumokat ezért gyakran azonos skálaterjedelmű, normalizált intervallumra érdemes leképezni. Esetünkben az inputnál a  $(-20, -1)$  skálát választjuk, ami azt jelenti, hogy a preferált érték  $(x_j^{\max})$  kapja a  $(-1)$ -es értéket, míg a legkevésbé preferált értékhez  $(x_j^{\min})$  a  $(-20)$ -at rendeljük. Ugyanez az output kritériumoknál úgy alakul, hogy a kritériumokat az  $(1, 20)$  közötti skálára transzformáljuk, ahol a 1-es értéket a legkevésbé preferált érték  $(y_j^{\min})$  kapja, míg a legpreferáltabb érték  $(y_j^{\max})$  a 20-as értéket kapja. Az input kritériumoknál ez azt jelenti, hogy a menedzsment mutatókat az alábbi módon transzformáljuk át

$$X_{ij} = \frac{19}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \cdot x_{ij} - 19 \cdot \frac{x_j^{\max}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} - 1, \quad (6)$$

ahol az  $x_j^{\max}$  érték a preferált  $j$  kritériumérték, és  $x_j^{\min}$  érték a legrosszabb kritériumérték. A zöld, azaz output adatokon a következő átalakítást hajtjuk végre

$$Y_{ij} = \frac{19}{y_j^{\max} - y_j^{\min}} \cdot y_{ij} - 19 \cdot \frac{y_j^{\max}}{y_j^{\max} - y_j^{\min}} + 20, \quad (7)$$

ahol az  $y_j^{\max}$  érték a preferált  $j$  kritériumérték, és  $y_j^{\min}$  érték a legkevésbé preferált érték. A javasolt transzformáció affin, azaz lineáris, amint azt Färe

és Grosskopf (2013) dolgozatukban megállapítják. Nevezzük ezeket a hasznossági transzformáltakat hasznosságoknak.

Az ezzel az eljárással átalakított modell az (2')-(5') formát veszi fel

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{Y}_0 \rightarrow \max \quad (2')$$

úgy, hogy

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{X}_0 + v_{n+1} \cdot X_0(q) = 1, \quad (3')$$

$$\mathbf{u} \cdot \mathbf{Y}_j - (\mathbf{v} \cdot \mathbf{X}_j + v_{n+1} \cdot X_j(q)) \leq 0; \quad j = 0, 1, 2, \dots, p, \quad (4')$$

$$\mathbf{u} \geq \mathbf{0}, \quad (\mathbf{v}; v_{n+1}) \geq \mathbf{0}. \quad (5')$$

A (2')-(5') modellt fogjuk numerikusan a parametrikus lineáris programozás módszerével elemezni. Az eredményeket a  $q$  tétel nagyságokkal vetjük össze.

### 3.2 A tétel nagysággal kibővített zöld beszállítóértékelési feladat numerikus megoldása

Egy számpéldával illusztráljuk a modell működését. Tételezzük fel, hogy a beszállítóértékelő vállalat teljesen informált a beszállítóvállalatok menedzsmentkritériumairól, mint átfutási idő, a beszállított termékek minősége, az árajánlat és az EOQ-típusú készletezési költségek a tétel nagyság függvényében. A releváns környezeti, zöld kritériumok pedig legyenek a termék újrahasznosíthatósági aránya és a termelési technológia alkalmazása során egy termékre eső CO<sub>2</sub> kibocsátás szintje.

Beszállító	Menedzsment kritériumok				Környezeti kritériumok	
	Átfutási idő (nap)	Minőség (%)	Ár (\$)	EOQ (\$)	Újrahasznosíthatóság (%)	CO <sub>2</sub> kibocsátás (g)
1	2	80	2	45	70	30
2	1	70	3	87,5	50	10
3	3	90	5	132,5	60	15
4	1,5	85	1	42,5	40	20
5	2,5	75	2,5	146,25	65	35
6	2	<b>95</b>	4	130	<b>90</b>	25
7	3	80	1,5	103,75	75	15
8	1,5	85	3,5	188,75	85	20
9	1	70	3,5	68,75	55	10
10	2,5	75	4	90	45	10
11	3,5	90	2,5	126,25	80	25
12	2	65	1,5	103,75	50	20
13	3	85	3	167,5	75	15
14	1,5	70	4,5	151,25	85	20
15	1	65	2	125	75	15
16	2	70	5	152,5	80	10
17	1	90	1	82,5	85	15
18	3	85	2,5	126,25	75	20

1. táblázat. A numerikus példa adatai ( $q = 50$ ) (Saját szerkesztés)

A példához használt alapadatokat az 1. táblázat tartalmazza, amennyiben a tétel nagyság  $q = 50$ , a kamatláb  $k = 0,1$ , és az éves kereslet  $D = 100$ . A



példa teljesíti az objektumokra (beszállítókra) elvárt alsó határt, ugyanis 18 beszállító van. Azért választottuk a 18-as értéket a beszállítók számára, mert ez éppen teljesíti az alsó határra javasolt becslést:  $p = \max\{mn; 3(m+n)\} = \max\{4 \cdot 2; 3 \cdot (4+2)\} = 18$ , ahol  $m$  és  $n$  az output és input kritériumok száma (Cooper et al., 2001).

Az 1. táblázat a parametrizálás egy esetét tartalmazza. Ez azt is jelenti, hogy annyi ilyen táblázatunk van, ahány tétel nagyságot vizsgálni akarunk. Az EOQ-típusú költségparamétereket a 2. táblázatban mutatjuk.

Beszál- lító	Rendelés (\$)	Készlettartás (\$)	EOQ (\$)
1	20	0,2	45
2	40	0,3	87,5
3	60	0,5	132,5
4	20	0,1	42,5
5	70	0,25	146,25
6	60	0,4	130
7	50	0,15	103,75
8	90	0,35	188,75
9	30	0,35	68,75
10	40	0,4	90
11	60	0,25	126,25
12	50	0,15	103,75
13	80	0,3	167,5
14	70	0,45	151,25
15	60	0,2	125
16	70	0,5	152,5
17	40	0,1	82,5
18	60	0,25	126,25

2. táblázat. Az EOQ költségparaméterei (Saját szerkesztés)

Az 1, 2, 3, ... beszállítók tétel nagyságköltségeit az alábbi módon számolhatjuk:

$$x_1(50) = 20 \cdot 100/50 + 2 \cdot 50/2 = 90,$$

$$x_2(50) = 40 \cdot 100/50 + 3 \cdot 50/2 = 155,$$

$$x_3(50) = 60 \cdot 100/50 + 5 \cdot 50/2 = 245,$$

stb.

Az optimális tétel nagyságok ezekkel a paraméterekkel az egyes beszállítókra 89,44, 154,92 és 244,95.

Transzformáljuk az 1. táblázat adatait a megadott lineáris transzformációval a preferált értékeknek megfelelően. Ha egy kritériumnál a nagyobb érték preferált, akkor a kritériumnál az értékeket nem változtatjuk irányában, csak skálaterjedelmében. (Ez történt az újrahasonosíthatóság, átfutási idő és az ár esetén.) Ha egy preferált érték a legkisebb értéknél áll fenn, akkor elvileg két lehetőség van: vagy mínusz eggyel szorozzuk az oszlop értékeit, vagy az értékeket a reciprokaikkal helyettesítjük, mielőtt a DEA módszerét alkalmazzuk. Elemzésünkben az első megoldást választottuk. Az új, transzformált adatokat a 3. táblázat tartalmazza.

Beszál- lító	Menedzsment kritériumok				Környezeti kritériumok	
	Átfutási idő (nap)	Minőség (%)	Ár (\$)	EOQ (\$)	Újrahasznosíthatóság (%)	CO <sub>2</sub> kibocsátás (g)
1	2	-80	2	45	70	-30
2	1	-70	3	87,5	50	-10
3	3	-90	5	132,5	60	-15
4	1,5	-85	1	42,5	40	-20
5	2,5	-75	2,5	146,25	65	-35
6	2	-95	4	130	90	-25
7	3	-80	1,5	103,75	75	-15
8	1,5	-85	3,5	188,75	85	-20
9	1	-70	3,5	68,75	55	-10
10	2,5	-75	4	90	45	-10
11	3,5	-90	2,5	126,25	80	-25
12	2	-65	1,5	103,75	50	-20
13	3	-85	3	167,5	75	-15
14	1,5	-70	4,5	151,25	85	-20
15	1	-65	2	125	75	-15
16	2	-70	5	152,5	80	-10
17	1	-90	1	82,5	85	-15
18	3	-85	2,5	126,25	75	-20

3. táblázat. A példa transzformált adatai ( $q = 50$ ) (Saját szerkesztés)

A normalizált hasznossági értékeket a 4. táblázatban mutatjuk meg.

Beszál- lító	Menedzsment kritériumok				Környezeti kritériumok	
	Átfutási idő (nap)	Minőség (%)	Ár (\$)	EOQ (\$)	Újrahasznosíthatóság (%)	CO <sub>2</sub> kibocsátás (g)
1	-8,6	-10,5	-5,75	-1,32	12,4	4,8
2	-1	-16,83	-10,5	-6,85	4,8	20
3	-16,2	-4,17	-20	-12,69	8,6	16,2
4	-4,8	-7,33	-1	-1	1	12,4
5	-12,4	-13,67	-8,12	-14,48	10,5	1
6	-8,6	-1	-15,25	-12,37	20	8,6
7	-16,2	-10,5	-3,37	-8,96	14,3	16,2
8	-4,8	-7,33	-12,87	-20	18,1	12,4
9	-1	-16,83	-12,87	-4,41	6,7	20
10	-12,4	-13,67	-15,25	-7,17	2,9	20
11	-20	-4,17	-8,12	-11,88	16,2	8,6
12	-8,6	-20	-3,37	-8,96	4,8	12,4
13	-16,2	-7,33	-10,5	-17,24	14,3	16,2
14	-4,8	-16,83	-17,62	-15,13	18,1	12,4
15	-1	-20	-5,75	-11,72	14,3	16,2
16	-8,6	-16,83	-20	-15,29	16,2	20
17	-1	-4,17	-1	-6,20	18,1	16,2
18	-16,2	-7,33	-8,12	-11,88	14,3	12,4

4. táblázat. A hasznossági értékek ( $q = 50$ ) (Saját szerkesztés)

Az optimális hatékonysági mértékeket a tételnagysságok függvényében az 5. táblázat tartalmazza. A tételnagysságokhoz rendelhető készletezési költségeket az (1) képlet segítségével számoljuk, majd azokat a 4. táblázathoz hasonló táblázatba helyettesítjük. Az adatok lineáris transzformációját ezután végezzük el. Ezt követően a transzformált adatokkal megoldjuk a (2')-(5') lineáris programozási feladatot minden DMU-ra, azaz beszállítóra. A tételnagysságokat 25 egységgel növeltük a paraméterezés során.

A numerikus példánkban a kritériumokat két csoportba osztottuk: a menedzsment (tradicionális beszerzési kritériumok az EOQ-val kibővítve) és zöld kritériumok. Az eredmények azt mutatják, hogy a 17. és 1 beszállító a tétel nagyság széles spektrumán hatékonyak, ha a tétel nagyság 150-nél nem nagyobb. Ha a rendelendő mennyiség 150 fölé emelkedik, akkor már csak a 17. beszállító hatékony. Ha a nyers adatainkat vizsgáljuk, akkor nyilvánvaló, hogy a 17. beszállító rendelkezik a legjobb átfutási idővel, minőséggel és árral. Ez egyben azt is mutatja, hogy a 17. beszállító Pareto-optimális döntésméleti szemszögből, azaz dominálja a többi beszállítót.

Be- száll.	Tétel nagyság ( $q$ )											
	25	50	75	100	125	150	175	200	225	250	275	300
1	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,837	0,685	0,576	0,495	0,433	0,385
2	0,157	0,156	0,153	0,149	0,144	0,137	0,121	0,106	0,094	0,084	0,076	0,073
3	0,280	0,259	0,230	0,197	0,164	0,134	0,115	0,101	0,089	0,080	0,072	0,066
4	0,109	0,113	0,122	0,138	0,168	0,238	0,244	0,217	0,194	0,175	0,160	0,147
5	0,232	0,229	0,225	0,219	0,212	0,202	0,190	0,179	0,169	0,160	0,151	0,144
6	0,726	0,675	0,602	0,519	0,436	0,358	0,311	0,278	0,249	0,226	0,206	0,190
7	0,474	0,474	0,476	0,477	0,480	0,483	0,469	0,453	0,436	0,421	0,406	0,393
8	0,352	0,342	0,324	0,302	0,275	0,246	0,227	0,212	0,198	0,186	0,175	0,165
9	0,272	0,266	0,257	0,244	0,228	0,210	0,177	0,149	0,127	0,111	0,098	0,088
10	0,105	0,101	0,094	0,087	0,078	0,068	0,058	0,050	0,043	0,038	0,034	0,031
11	0,535	0,517	0,490	0,454	0,412	0,367	0,336	0,313	0,291	0,272	0,255	0,240
12	0,122	0,124	0,128	0,134	0,143	0,158	0,158	0,152	0,146	0,141	0,136	0,132
13	0,316	0,307	0,293	0,275	0,253	0,229	0,219	0,198	0,186	0,175	0,165	0,156
14	0,372	0,361	0,344	0,322	0,295	0,266	0,236	0,212	0,191	0,173	0,159	0,146
15	0,316	0,318	0,321	0,327	0,334	0,345	0,334	0,317	0,301	0,287	0,273	0,261
16	0,332	0,321	0,303	0,280	0,254	0,225	0,198	0,176	0,157	0,142	0,129	0,119
17	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
18	0,429	0,419	0,403	0,380	0,353	0,322	0,297	0,276	0,257	0,240	0,225	0,212

5. táblázat. A hasznossági értékes DEA modell hatékonyságai az első beszállító esetén a parametrizált modellekben (DEA hatékonysági mértékek) (Saját szerkesztés)

A numerikus példánk súlyvektorai azt mutatják, hogy az átfutási idő, az ár és a CO<sub>2</sub> kibocsátás elhanyagolhatóak a beszállító értékelés során. A készletezési költségek kapták a legmagasabb súlyokat. Ebben a példában a logisztikai alrendszer, vagyis a logisztikai költségek kapták a legmagasabb súlyokat, amivel nagyban befolyásolták a kiválasztási döntést.

### 3.3 Az alap- és transzformált adatokkal nyert eredmények összehasonlítása

Dobos és Vörösmarty (2019b) dolgozatukban transzformált adatokat használtak. Ezek után az a kérdés vetődik fel, hogy a nyers adatokkal, illetve a hasznossági értékekkel mért hatékonyságok hasonlóak-e. A 6. táblázat tartalmazza az alapadatokkal mért hatékonyságokat a tétel nagyságok függvényében.

Amint látható, a 17. beszállító hatékony, függetlenül az adatok transzformációjától. Ebből arra következtethetünk, hogy ezt a beszállítót kell választanunk, függetlenül az adatok és tétel nagyságok transzformációjától. A hasznosságok nélküli adatok esetén a 6. beszállító hatékony a tétel nagyság 100 és 300 közötti értékeire, azonban a hasznossági értékekre ez már nem

teljesül. A hasznossági értékek nélkül még az 1. beszállító is hatékony a tétel nagyság 25-ös értékére. Az újabb DEA modellben az 1. beszállító a 25 és 150 közötti tétel nagyság értékeire is hatékony.

Be- száll.	Tétel nagyság ( $q$ )											
	25	50	75	100	125	150	175	200	225	250	275	300
1	1,000	0,961	0,736	0,724	0,720	0,718	0,716	0,715	0,714	0,714	0,714	0,713
2	0,524	0,398	0,322	0,441	0,440	0,439	0,438	0,438	0,437	0,437	0,437	0,437
3	0,363	0,303	0,240	0,619	0,618	0,617	0,617	0,617	0,617	0,616	0,616	0,616
4	0,687	0,760	0,666	0,451	0,449	0,448	0,447	0,447	0,447	0,446	0,446	0,446
5	0,400	0,397	0,371	0,609	0,610	0,611	0,612	0,612	0,612	0,612	0,612	0,613
6	0,612	0,505	0,418	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
7	0,575	0,674	0,652	0,774	0,774	0,774	0,775	0,775	0,775	0,775	0,775	0,775
8	0,452	0,393	0,362	0,857	0,861	0,864	0,866	0,867	0,868	0,869	0,869	0,869
9	0,676	0,461	0,343	0,482	0,479	0,477	0,476	0,476	0,475	0,475	0,475	0,475
10	0,374	0,309	0,236	0,412	0,410	0,409	0,409	0,408	0,408	0,408	0,407	0,407
11	0,503	0,541	0,492	0,887	0,889	0,890	0,891	0,891	0,891	0,891	0,892	0,892
12	0,426	0,449	0,435	0,425	0,424	0,424	0,424	0,424	0,424	0,424	0,424	0,424
13	0,398	0,394	0,366	0,771	0,774	0,776	0,777	0,778	0,779	0,779	0,780	0,780
14	0,532	0,416	0,347	0,714	0,714	0,713	0,713	0,713	0,713	0,713	0,713	0,713
15	0,607	0,545	0,517	0,627	0,627	0,627	0,627	0,627	0,627	0,627	0,627	0,627
16	0,473	0,373	0,304	0,665	0,664	0,663	0,663	0,663	0,663	0,663	0,663	0,662
17	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
18	0,492	0,508	0,461	0,791	0,792	0,792	0,793	0,793	0,793	0,793	0,793	0,793

6. táblázat. A hasznossági érték nélküli DEA modell hatékonyságai az első beszállító esetén a parametrizált modellekben (DEA hatékonysági mértékek) (Saját szerkesztés)

A modell menedzsereknek szánt üzenete három pontban foglalható össze. Ebből az első az input és output adatok interpretációját érinti. A rendelkezésre álló adatok az optimum irányától függenek. Az a várakozásunk, hogy az output adatoknak a lehető legnagyobbnak kell lennie. Ugyanakkor vannak olyan output adatok, amelyek akkor a legjobbak, ha a legkisebb értéket veszik fel az alapadat táblázatban. A példánkban a CO<sub>2</sub> kibocsátás ilyen, vagyis annak a legkisebb értéke a legjobb. Ez azt jelenti, hogy az alapadatokat át kell transzformálni. Az inputok esetén a legkisebb érték az optimális. Modelünkben azonban a minőség akkor jó, ha a legnagyobb értéket veszi fel, így a hasznossági értékeket úgy kell megválasztani, hogy a legnagyobb értékhez a legkisebb hasznosságot rendelje hozzá.

A másik probléma az input és output adatok skálaterjedelmével kapcsolatos. Ezeket az adatokat a gyakorlati feladatok nagy részében különböző skálán értelmezik. A számpéldánkban az utánpótlási idő 1 és 3,5 nap között változik. Ugyanakkor a minőség 65 és 90 százalék között ingadozik. Ez rámutat arra, hogy miért nagy a súlyok közötti különbség, ami korrigálható az input és output adatok azonos skálára történő transzformációjával, esetünkben 1 és 20 közé. Ezzel az adatok azonos skálaterjedelműek lesznek.

Végül a javasolt módszer harmadik előnye a sztochasztikus és fuzzy DEA módszer menedzserek számára történő interpretációját érinti. Mivel ezek a módszerek mély matematikai, IT és programozási ismereteket tételeznek fel, ezért egy ilyen módszer alkalmazása egy „kutatási” feladat megoldását jelentené a vállalati vezetőknek, akiknek az ideje különben is szűkös. Ezért javasoltuk a parametrikus DEA-t, mivel a parciális DEA-modellek megoldhatók

olyan kereskedelmi szoftverekkel, mint pl. az MS Excel Solver. Ehhez az Excel táblázatban csak egy oszlopban kell az értékeket módosítani. Ez az érzékenységelemzési teszt választ adhat arra a kérdésre, hogy a tétel nagyság mely értékénél lesz egy meghatározott beszállító hatékony, vagyis szállításra kiválasztható.

## 4 Összegzés és további kutatások

Ebben a cikkben egy új módszert javasoltunk a beszállító kiválasztási és adatkezelési problémáinak megoldására. Az irodalmi áttekintés rámutatott arra, hogy a szakirodalom kevésbé foglalkozik az adatok skálázásával vagy módosításával, valamint a nem pontos adatok kezelését is ritkán vizsgálják. A megoldások ritkán kapcsolják össze a két problémát. A DEA modellek alkalmazhatók a két probléma kezelésére a beszállító kiválasztási és értékelési eljárásokban. Matematikai szempontból a sztochasztikus és fuzzy feladatokat analitikus módszerekkel nehézséget okoz megoldani. E nehézség elkerülése érdekében numerikus példákat készítettünk, amelyek bemutatják az ilyen típusú rendszerek működését.

Az adatskálázási problémákkal az irodalomban nem foglalkoznak megfelelő terjedelemben. Ugyanakkor ez fontos lenne, hiszen amint a jelen cikk numerikus példái is mutatják, befolyásolja az értékelés eredményeit. További szimulációs elemzésekre van szükség az ismeretek elmélyítéséhez ebben az összefüggésben.

A skálázási problémák megoldásai szorosan kapcsolódnak a nem pontos adatokhoz. Az irodalom számos módszert kínál az adatbizonytalanság problémáinak megoldására, például a fuzzy és az intervallum módszertanát, de az adatok parametrizálása is megfelelő eljárás lehet.

További kutatási lehetőség, hogy hogyan lehet a cikkben bemutatott megoldást kombinálni a DEA keresztthatékonyságával. Ez lehetővé teszi a DEA keresztthatékonyság használatát a kiválasztás során.

## Irodalom

1. Agarwal, P., Sahai, M., Mishra, V., Bag, M. and Singh, V. (2011). A review of multi-criteria decision making techniques for supplier evaluation and selection. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2(4), 801–810.
2. Alikhani, R., Torabi, S. A. and Altay, N. (2019). Strategic supplier selection under sustainability and risk criteria. *International Journal of Production Economics*, 208, 69–82.
3. Amindoust, A., Shamsuddin, A. and Saghafinia, A. (2013). Using data envelopment analysis for green supplier selection in manufacturing under vague environment. *Advanced Materials Research* (Vol. 622, pp. 1682–1685). Trans Tech Publications.
4. Azadeh, A., Siadatian, R., Rezaei-Malek, M. and Rouhollah, F. (2017). Optimization of supplier selection problem by combined customer trust and

- resilience engineering under uncertainty. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 8(2), 1553–1566.
5. Azadi, M., Mirhedayatian, S. M., Saen, R. F., Hatamzad, M., Momeni, E. (2017). Green supplier selection: a novel fuzzy double frontier data envelopment analysis model to deal with undesirable outputs and dual-role factors. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 25(2), 160–181.
  6. Bozóki, S., Csató, L. and Temesi, J. (2016). An application of incomplete pairwise comparison matrices for ranking top tennis players. *European Journal of Operational Research*, 248(1), 211–218.
  7. Braglia, M. and Petroni, A. (2000). A quality assurance-oriented methodology for handling trade-offs in supplier selection. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 30(2), 96–112.
  8. Charnes, A., Cooper, W. W. and Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444.
  9. Chen, C. T., Lin, C. T. and Huang, S. F. (2006). A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management. *International Journal of Production Economics*, 102(2), 289–301.
  10. Cooper, W. W., Li, S., Seiford, L. M., Tone, K., Thrall, R. M. and Zhou, J. (2001). Sensitivity and stability analysis in DEA: some recent developments. *Journal of Productivity Analysis*, 15, 217–246.
  11. Dickson, G. W. (1966). An analysis of vendor selection systems and decisions. *Journal of Purchasing*, 2(1), 5–17.
  12. Cook, W. D. and Seiford, L. M. (2009). Data envelopment analysis (DEA)–Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, 192(1), 1–17.
  13. Dobos, I. and Vörösmarty, G. (2019a). Inventory-related costs in green supplier selection problems with Data Envelopment Analysis (DEA). *International Journal of Production Economics*, 209, 374–380.
  14. Dobos, I. and Vörösmarty, G. (2019b). Evaluating green suppliers: improving supplier performance with DEA in the presence of incomplete data. *Central European Journal of Operations Research*, 27(2), 483–495.
  15. Färe R., Grosskopf S. (2013). DEA, directional distance functions and positive, affine data transformation. *Omega*, 41(1), 28–30
  16. Fülöp, J. and Temesi, J. (2001). A Data Envelopment Analysis (DEA) alkalmazása ipari parkok hatékonyságának vizsgálatára. *Sigma*, 32(3-4), 85–109.
  17. Giunipero, L. C. and Aly Eltantawy, R. (2004). Securing the upstream supply chain: a risk management approach. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 34(9), 698–713.
  18. Glock, C. H., Grosse, E. H. and Ries, J. M. (2017). Reprint of „Decision support models for supplier development: Systematic literature review and research agenda”. *International Journal of Production Economics*, 194, 246–260.
  19. He, X., Zhang, J. (2018). Supplier Selection Study under the Respective of Low-Carbon Supply Chain: A Hybrid Evaluation Model Based on FA-DEA-AHP. *Sustainability*, 10(2), 564.
  20. Ho, W., Xu, X., Dey, P. K. 2010. Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 202(1), 16–24.

21. Igarashi, M., de Boer, L. and Fet, A. M. (2013). What is required for greener supplier selection? A literature review and conceptual model development. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 19(4), 247–263.
22. Izadikhah, M. and Saen, R. F. (2016). Evaluating sustainability of supply chains by two-stage range directional measure in the presence of negative data. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 49, 110–126.
23. Karsak, E. E. and Dursun, M. (2014). An integrated supplier selection methodology incorporating QFD and DEA with imprecise data. *Expert Systems with Applications*, 41(16), 6995–7004.
24. Kuo, R. J., Wang, Y. C., Tien, F. C. (2010). Integration of artificial neural network and MADA methods for green supplier selection. *Journal of Cleaner Production*, 18(12), 1161–1170
25. Lovell, C. K. and Pastor, J. T. (1995). Units invariant and translation invariant DEA models. *Operations Research Letters*, 18(3), 147–151.
26. Luzzini, D., Caniato, F., Spina, G. (2014). Designing vendor evaluation systems: An empirical analysis. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 20(2), 113–129.
27. Martos B. (1964). Hyperbolic programming. *Naval Research Logistics Quarterly* 11(2), 135–155.
28. Mohamad, N. H. and Said, F. (2012). Using super-efficient DEA model to evaluate the business performance in Malaysia. *World Applied Sciences Journal*, 17(9), 1167–1177.
29. Nair, A., Jayaram, J. and Das, A. (2015). Strategic purchasing participation, supplier selection, supplier evaluation and purchasing performance. *International Journal of Production Research*, 53(20), 6263–6278.
30. Park, S., Ok, C. and Ha, C. (2018). A stochastic simulation-based holistic evaluation approach with DEA for vendor selection. *Computers & Operations Research*, 100, 368–378.
31. Rashidi, K. and Cullinane, K. (2019). A comparison of fuzzy DEA and fuzzy TOPSIS in sustainable supplier selection: Implications for sourcing strategy. *Expert Systems with Applications*, 121, 266–281.
32. Roodhooft, F. and Konings, J. (1997). Vendor selection and evaluation an activity based costing approach. *European Journal of Operational Research*, 96(1), 97–102.
33. Saen R. F. (2007): Supplier selection in the presence of both cardinal and ordinal data, *European Journal of Operational Research*, 183, 741–747.
34. Sarkar, A. and Mohapatra, P. K. (2006). Evaluation of supplier capability and performance: A method for supply base reduction. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 12(3), 148–163.
35. Seiford, L. M. and Zhu, J. (2002). Modeling undesirable factors in efficiency evaluation. *European Journal of Operational Research*, 142(1), 16–20.
36. Setak, M., Sharifi, S. and Alimohammadian, A. (2012). Supplier selection and order allocation models in supply chain management: A review. *World Applied Sciences Journal*, 18(1), 55–72.
37. Shi, P., Yan, B., Shi, S., Ke, C. (2015). A decision support system to select suppliers for a sustainable supply chain based on a systematic DEA approach. *Information Technology and Management*, 16(1), 39–49.

38. Toloo, M., Nalchigar, S. (2011). A new DEA method for supplier selection in presence of both cardinal and ordinal data. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 14726–14731.
39. Weber, C. A., Current, J. R. and Benton, W. C. (1991). Vendor selection criteria and methods. *European Journal of Operational Research*, 50(1), 2–18.
40. Wen, M., Zu, T., Guo, M., Kang, R. and Yang, Y. (2018). Optimization of spare parts varieties based on stochastic DEA model. *IEEE Access*, 6, 22174–22183.
41. Wu, C., Barnes, D. (2011). A literature review of decision-making models and approaches for partner selection in agile supply chains. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 17(4), 256–274.
42. Zimmer, K., Fröhling, M. and Schultmann, F. (2016). Sustainable supplier management – a review of models supporting sustainable supplier selection, monitoring and development. *International Journal of Production Research*, 54(5), 1412–1442.

#### A DEA MODEL FOR SUPPLIER SELECTION PROBLEMS

The literature has dealt in depth with the issue of supplier selection and many papers focus on how to compare bids, or experts' opinion about potential performance of the suppliers. However, relatively few publications have described how to support multi-stage evaluation. The development of such methodology faces new challenges, one of which is how to handle incomplete, missing or inaccurate information.

This paper joins the discussion by addressing the methodological background in relation to the issue of handling missing, incomplete or unreliable data in the process of supplier qualification. Missing values indicate that a situation involves uncertainty. There are a number of methods from statistics and data envelopment analysis for handling missing and/or imprecise data, such as: listwise deletion, pairwise deletion, mean substitution, regression imputation, and hot-deck imputation. (Roth and Switzer 1995). Two types of DEA models are recommended for use with imprecise data: fuzzy DEA (Kao and Liu 2000), and interval DEA (Smirlis et al. 2006). Due to the lack of sufficient historical data, probability estimates are not meaningful enough. The fuzzy DEA model applies fuzzy set theory to develop a methodology for solving the problems with missing data that are encountered in measuring relative efficiencies within the DEA framework (Kao and Liu 2000). In fuzzy set theory, uncertainty is assessed by means of possibility, involving the use of possibility distributions to describe the level of possibility. Unlike probability, possibility involves subjective cognition.

This paper proposes a third model for handling missing or imprecise data: the parametrization of missing or imprecise data. The paper discusses the decision problem presented in the previous sections from the perspective of DEA. This involves mathematically transforming the problem into a parametric linear programming problem that can be solved using a parameterized DEA method. Since the changed parameters appear in the technological coefficient matrix of the parametric linear programming model, the problem cannot be solved analytically.

Our solution is to use a simulation method. The models can be extended with process or EOQ-type inventory costs. The newly introduced inventory related costs are regarded as an input criterion, as mentioned above. To the best of our knowledge, inventory related costs were not involved in DEA-type supplier selection



problems. In this case, the suppliers' ability to supply an ordered quantity is examined in an inventory cost saving way. Let us assume that the firm knows the setup and inventory holding costs of its suppliers, i.e.  $(S_j; h_j)$ ,  $j = 0, 1, 2, \dots, p$  are known. The inventory costs for a known lot size can be calculated in (1), where parameter  $D$  is the yearly demand of the firm, and  $q$  is a given lot size. The management indicators are now  $(\mathbf{x}_i; x_j(q))$ . As it can be seen, the management indicators are parametrised with lot size  $q$ . Let us introduce a new weight for the inventory costs  $v_{n+1}$ . The new weight vector is extended with the weight of the inventory costs  $(\mathbf{v}; v_{n+1})$  for all suppliers.

The new model has the form (2)-(5). The problem (2)-(5) is a parametric linear programming problem. In parametric linear programming, there are three types of parametrization: parametrization of the right-hand-side (RHS), parametrization of the cost function, and parametrization of the technological coefficients. Let us transform the data in that form that a better result of a criterion is higher than that of a worse evaluation. The transformation of the basic data is based on a utility function. The utility function of criteria has a range between 1 and 20. For the input, i.e. for managerial data we have chosen the function (6), where value  $x_j^{\max}$  is the most preferable value of criterion  $j$ , and value  $x_j^{\min}$  is the worst value of this criterion. For the green, i.e. output data we have developed (7), where value  $y_j^{\max}$  is the most preferable value of criterion  $j$ , and value  $y_j^{\min}$  is the worst value of this criterion. The used transformation is a linear one, as analysed by Färe and Grosskopf (2013).

*Key words:* DEA, parametrization, supplier evaluation.