

DIAGNOSTIKOVANIE FINANČNÉHO ZDRAVIA PODNIKOV POMOCOU METÓDY DEA: APLIKÁCIA NA PODNIKY V SLOVENSKEJ REPUBLIKE

Viera Mendelová, Tatiana Bieliková*

Abstract

Diagnosing of the Corporate Financial Health Using DEA: an Application to Companies in the Slovak Republic

The paper deals with the examining the possibilities for diagnosing the corporate financial health using Data Envelopment Analysis (DEA) technique. The main aim of the paper is to present a new proposal for diagnosing the corporate financial health by DEA, to predict financial distress of Slovak manufacturing companies using the proposed procedure, and to assess the potential of DEA as a tool for predicting financial distress of the company. Due to the special input and output variables selection and the construction of the Corporate Distress Frontier, the proposed procedure is very different from the conventional use of DEA. The proposed two-step procedure results into the identification of three zones of corporate financial health with different stage of corporate distress risk. The application of the proposed procedure to Slovak manufacturing companies and its comparison with the logistic regression model and decision tree show relatively satisfactory results of the proposed methodology in terms of correct classification of non-bankrupt firms.

Keywords: data envelopment analysis, company, corporate distress, diagnosing, financial health

JEL Classification: C14, G30

Úvod

Za účelom udržania prosperity a konkurencieschopnosti podniku je pre manažment a ostatné záujmové strany dôležité dôkladne poznať v akej ekonomickej a finančnej situácii sa ich podnik nachádza. Predpokladom pre detailné poznanie finančnej situácie je venovanie dostatočnej pozornosti diagnostikovaniu finančného zdravia podniku a včasné identifikovanie potenciálnych problémov ohrozujúcich jeho činnosť. Potreba včasného diagnostikovania finančných problémov podnikov podnietila vznik rôznych diagnostických modelov založených na finančných ukazovateľoch. Vo vedeckých štúdiách sa obzvlášť vysoká pozornosť venuje aplikácii variantných nástrojov na konštrukciu diagnostických modelov. K najviac využívaným nástrojom v súčasnosti patrí diskriminačná analýza (DA), logistická regresia (LR), rozhodovacie stromy (RS) a rôzne typy neurónových sietí (NS). Potreba splnenia viacerých štatistických predpokladov, či pomerne striktné požiadavky na veľkosť dátovej množiny týchto tradičných nástrojov sa však stali stimulom na vývoj nových prístupov, ktorých ambíciou je tieto nevýhody tradičných nástrojov čiastočne eliminovať. Nakoľko diagnostikovanie finančného zdravia podnikov je jednou z pomerne často diskutovaných tém v manažérskej praxi i v kruhoch odbornej

* **Viera Mendelová, Tatiana Bieliková** (viera.mendelova@umb.sk, tatiana.bielikova@umb.sk), Univerzita Mateja Bela v Banskej Bystrici, Ekonomická fakulta.
Článok bol vypracovaný v rámci riešenia projektu VEGA 1/0647/14 – *Variantné metódy predikcie finančného zdravia podnikov v podmienkach dynamického ekonomického prostredia*.

verejnosti, neustále dochádza k pokusom o zdokonalenie diagnostikovania finančného zdravia podnikov využitím moderných kvantitatívnych metód. V tejto súvislosti sa najmä v posledných rokoch dostáva do popredia aplikácia relatívne neštandardnej metódy v danej problematike, a to obalovej analýzy dát (DEA, z ang. Data Envelopment Analysis). Viaceré výhody tejto neparametrickej metódy v porovnaní s ostatnými tradičnými nástrojmi podnietili viaceré pokusy o jej aplikáciu i v tejto oblasti.

Hlavným cieľom článku je na základe prieskumu vedeckých štúdií zosumari-zovať aktuálny stav využívania DEA v tvorbe diagnostických modelov, prezentovať konkrétny návrh diagnostikovania finančného zdravia podnikov pomocou DEA, predpo-vedať finančnú tieseň slovenských výrobných podnikov pomocou navrhovaného postupu a následne na základe výsledkov posúdiť potenciál DEA ako nástroja pre predpovedanie finančnej tiesne podniku.

1. Súčasný stav využívania DEA pri diagnostikovaní finančného zdravia podnikov

DEA predstavuje neparametrickú metódu merania technickej efektívnosti homogénnych jednotiek, ktorá spadá do skupiny matematických metód založených na postupoch lineárneho programovania. Počiatky základnej myšlienky hodnotenia technickej efektívnosti siahajú do druhej polovice 20. storočia, kedy Farrell (1957) navrhol postup analýzy technickej efektívnosti jednotiek, ktorý umožnil akceptovať viacero vstupných premenných a poskytol všeobecne aplikovateľnú a komplexnú mieru efektívnosti. Prístup Farrellla (1957) bol o niekoľko rokov neskôr zovšeobecnený pre prípad viacerých výstupov a formulovaný ako problém lineárneho programovania autormi Charnes *et al.* (1978).

S cieľom umožniť aplikáciu DEA v rôznych oblastiach bol pre pomenovanie hodnotených jednotiek zavedený pojem rozhodovacia jednotka (DMU, z ang. Decision Making Unit), ktorá popisuje akýkoľvek subjekt (nielen podnik), v ktorom prebieha proces premeny vstupov na výstupy. Pojmový aparát využívaný v DEA je úzko prepojený s problematikou produkcie, nakoľko pri riešení DEA sa konštruuje empirická produkčná funkcia. Jedným z významných pojmov v DEA je hranica efektívnosti (PPF, z ang. Production Possibility Frontier), ktorej vytvorenie je základným princípom DEA. PPF je tvorená množinou tých jednotiek, ktoré sa v rámci množiny produkčných možností (PPS, z ang. Production Possibility Set) považujú za najefektívnejšie. V prípade, že určitá jednotka leží mimo PPF, je považovaná za neefektívnu. Vo všeobecnosti možno DEA modely klasifikovať podľa orientácie modelu na vstupne orientované, výstupne orientované a neorientované modely. Na otázku, do akej miery by mali byť vstupy redukované (výstupy zvýšené) bez toho, aby sa zmenila úroveň výstupov (vstupov), odpovedajú vstupne (výstupne) orientované modely. Ďalšie delenie DEA modelov je možné na základe charakteru produkčného procesu, kedy dochádza k selekcii modelov na základe stanovených predpokladov o výnosoch z rozsahu. V tejto súvislosti sa rozlišuje medzi modelmi vychádzajúcimi z predpokladu konštantných výnosov z rozsahu (CRS, z ang. Constant Returns to Scale), napr. Charnes-Cooper-Rhodes (CCR) model (1978) a modelmi vychádzajúcimi z predpokladu variabilných výnosov z rozsahu (VRS, z ang. Variable Returns to Scale), napr. Banker-Charnes-Cooper (BCC) model (1984). DEA modely možno ďalej rozdeliť na skupinu radiálnych a neradiálnych modelov. Radiálne modely poskytujú mieru efektívnosti, ktorá poukazuje na potrebu proporčionalnej redukcie vstupov alebo expanzie výstupov tak, aby sa stala daná jednotka efektívnou. Medzi radiálne modely sa radia napríklad

CCR model, BCC model a radiálne DEA modely pre výpočet tzv. superefektívnosti. Neraďiálne modely sa venujú možnostiam neproporcionálnych zmien vo vstupoch a výstupoch s cieľom dosiahnuť efektívnosť a sú reprezentované napríklad aditívnym (ADD) modelom Charnesa *et al.* (1985) a SBM (Slack Based Measure) modelom Tonea (2001).

DEA modely majú vo všeobecnosti niekoľko charakteristík, ktoré možno považovať tak za výhody, ako aj nevýhody v porovnaní s inými prístupmi. Neparametrický charakter DEA nevyžaduje predpoklad funkčnej formy medzi vstupmi a výstupmi, no keďže sa z dát neodhaduje žiadna produkčná, nákladová alebo zisková funkcia, nemožno vyhodnotiť ani hraničné produkty, čiastkové elasticity, hraničné náklady alebo pružnosť substitúcie. Taktiež schopnosť DEA merať relatívnu efektívnosť má dva protipóly. Skúmané jednotky sú na jednej strane porovnávané s reálne dosiahnuteľnými kombináciami vstupov a výstupov, no DEA neodpovedá na otázku, ako je jednotka efektívna vo vzťahu k určitému „teoretickému maximu“. Rovnako neštatistický prístup DEA má dve stránky. Nevyžaduje sa splnenie tradičných predpokladov o rozdelení dát, no súčasným dôsledkom neštatistického prístupu je, že riešenie DEA nevytvára žiadne chyby odhadu a nevytvára tým priestor na testovanie základných hypotéz o štatistickej významnosti dosiahnutých záverov. Z oblasti silných stránok DEA je ďalej vyzdvihovaná najmä jej viacrozmernosť, resp. schopnosť agregovať vplyv viacerých vstupov a viacerých výstupov do jedného integrálneho ukazovateľa efektívnosti, pri relatívnej voľnosti výberu dát, nakoľko vstupy a výstupy môžu byť spojité, ordinálne alebo kategoriálne premenné, ktoré môžu byť vyjadrené v rôznych merných jednotkách. Jednou z najčastejších spomínaných nevýhod DEA je jej deterministická povaha, ktorá spôsobuje, že každá odchýlka od skonštruovanej PPF je považovaná za neefektívnosť, tzn. neexistuje žiadna možnosť pre náhodné šoky, resp. chyby merania. Ďalšie obmedzenie DEA je, že neumožňuje pracovať s chýbajúcimi údajmi a je založená na extrémnych bodoch a teda je veľmi citlivá na odľahlé a chybné pozorovania. Diskusie (napr. Emrouznejad a Amin, 2009; Hollingsworth a Smith, 2003) sa vedú aj ohľadom využívania pomerových ukazovateľov v DEA, ktoré by mohli spôsobiť problémy vzhľadom na jej konvexnosť.

Existencia intuitívneho vzťahu medzi neefektívnosťou a neúspechom činnosti podnikov inšpirovala vzostup pokusov o využitie DEA v diagnostikovaní finančného zdravia podnikov. Spôsoby aplikácie DEA v diagnostikovaní finančného zdravia podnikov možno vo všeobecnosti rozdeliť na dva prístupy. Prvým prístupom je využitie DEA v prvom kroku procesu predpovedania, pričom DEA vystupuje ako nástroj na vytvorenie predpovednej premennej, tzv. prediktora. Jednými z prvých autorov, ktorí aplikovali tento prístup, boli Xu a Wang (2009). S cieľom predpovedať finančný bankrot spoločností kótovaných zo Shanghai Stock Exchange autori použili mieru efektívnosti, tzv. DEA skóre ako prediktora. Prvým krokom navrhovaného postupu bol výpočet DEA skóre pomocou CCR modelu využitím tradičného DEA prístupu. Ďalší krok zahŕňal aplikáciu klasických techník v podobe DA, LR a mechanizmu podporných vektorov (MPV), pričom DEA skóre bolo spolu s ďalšími finančnými ukazovateľmi použité ako prediktor. Výsledkom tejto štúdie bolo zistenie, že po zahrnutí DEA skóre do jednotlivých modelov došlo k zníženiu miery chybnej klasifikácie.

Druhý prístup spočíva v aplikácii DEA ako samostatnej klasifikačnej, resp. predpovednej techniky. Základné koncepty formulácie DEA v tomto prístupe sa líšia predovšetkým v ponímaní PPF a definovaní vstupov a výstupov. Prvý koncept je založený na tradičnom ponímaní PPF, ktorú v problematike predpovedania finančnej tiesne môžeme nazývať hranicou finančného zdravia, resp. hranicou úspechu. Pri predpovedaní

finančnej tiesne podnikov je PPF tvorená skupinou tých podnikov, ktoré nesú najmenšie riziko úpadku v porovnaní s ostatnými podnikmi v skúmanej vzorke. Podniky mimo PPF sú následne považované za podniky s horšou finančnou situáciou a vyšším rizikom vzniku problémov. Výstupy sa definujú ako tie premenné, ktoré prispievajú k úspechu podniku a v matematickej optimalizácii sú maximalizované (napr. ukazovatele likvidity, rentability, výnosnosti a pod.). Vstupy sú tie premenné, ktoré zvyšujú riziko úpadku podniku a v optimalizácii sú minimalizované (napr. ukazovatele zadlženosti, nákladovosti, viazanosti a pod.). Jednou z hlavných nevýhod tohto prístupu v prípade, ak vzorka podnikov obsahuje väčšinu finančne zdravých podnikov, je, že DEA v tomto prístupe nie je schopná jednoznačne identifikovať podniky vo finančnej tiesni. Keďže nie je možné, aby všetky finančne zdravé podniky tvorili PPF, podniky ohrozené finančnou tiesňou sa môžu spolu s ďalšími finančne zdravými podnikmi nachádzať v PPS. Ich odlišenie od finančne zdravých podnikov nie je jednoznačné. Druhý koncept je menej zaužívaný a jeho ponímanie PPF sa od prvého konceptu výrazne odlišuje. PPF môže byť v tomto prípade nazvaná hranicou finančnej tiesne, resp. hranicou neúspechu, nakoľko zahŕňa práve tie podniky, ktoré nesú najväčšie riziko finančnej tiesne. Pre selekciu premenných na konštrukciu takto definovanej hranice existujú dve filozofie, tzv. negatívna a inverzná DEA. Inverzná DEA predstavuje jednoduchú zmenu vstupov a výstupov tradičnej DEA. Z postupov inverznej DEA vyplýva, že existuje taktiež vzťah medzi výsledkami tradičnej a inverznej DEA. Filozofia negatívnej DEA bola predstavená v práci Paradi *et al.* (2004). Cieľom negatívnej DEA je umiestniť podniky, ktoré sa nachádzajú v problémoch, na empirickú hranicu finančnej tiesne. Pri tvorbe hranice finančnej tiesne negatívnej DEA sa za výstupy považujú tie premenné, ktorých vyššie hodnoty dosahujú podniky vo finančnej tiesni (napr. ukazovatele zadlženosti, nákladovosti, viazanosti a pod.) a za vstupy sú považované tie premenné, ktorých naopak nízke hodnoty dosahujú podniky ohrozené finančným zlyhaním (napr. ukazovatele likvidity, rentability, výnosnosti a pod.).

Využitie druhého prístupu aplikácie DEA pri diagnostikovaní finančného zdravia podnikov možno nájsť v práci Feruša (2010). Autor využil DEA na vytvorenie modelu predikcie rizika nesolventnosti stavebných firiem. Pre konštrukciu modelu boli zvolené dva vstupy v podobe premenných, ktoré je žiaduce minimalizovať (ukazovateľ návratnosti výnosov a ukazovateľ zadlženosti) a štyri výstupy, ktoré je žiaduce maximalizovať (tri ukazovatele rentability a jeden ukazovateľ likvidity). Z voľby vstupov a výstupov je zrejmé, že išlo o filozofiu klasického prístupu DEA. S cieľom zjednodušiť proces klasifikácie podnikov v praxi a minimalizovať chybnú klasifikáciu zvoleného DEA prístupu autor aproximoval DEA skóre pomocou lineárnej regresie. Záverečným zistením bolo, že navrhovaný DEA prístup dosahuje porovnateľnú presnosť klasifikácie ako tradičné techniky (DA a lineárna regresia). Významný návrh riešenia problematiky poskytujú Premachandra *et al.* (2011), ktorí kombinujú klasickú filozofiu PPF a filozofiu inverznej DEA. Pri zvolených vstupoch a výstupoch bolo v rámci každej filozofie skonštruované DEA skóre prostredníctvom ADD modelu superefektívnosti. Výsledné dve hodnoty DEA skóre autori agregovali, čím definovali diskriminačný index na klasifikovanie bankrotujúcich a zdravých podnikov. Výsledky boli relatívne uspokojivé, avšak ukázalo sa, že tento prístup je slabší v klasifikácii bankrotujúcich podnikov v porovnaní s klasifikáciou nebankrotujúcich podnikov. Napriek tomu Premachandra *et al.* (2011) zastávajú názor, že oproti štatistickým prístupom má DEA unikátne charakteristiky, ktoré z nej robia excelentný nástroj na predikciu úpadku podniku. Na výskum Premachandru *et al.* (2011)

nadviazali Araghi a Makvandi (2013), ktorí podľa vyššie spomínaného postupu zostrojili diskriminačný index a následne ho využili ako prediktor v modeli LR. Celková presnosť takto konštruovaného modelu bola 72 %, avšak model nebol štatisticky významný.

Tabuľka 1 Prehľad štúdií aplikujúcich DEA v diagnostikovaní finančného zdravia podnikov

Autor (rok)	Postup analýzy				Výsledky a zistenia
	Roky analýzy	Krajina	DEA model	Prístup	
Vavřina <i>et al.</i> (2013)	1998–2012	Krajiny V4	ADD	Aplikovaný princíp negatívnej DEA a vytvorenie hranice bankrotujúcich podnikov.	DEA sa javí ako nadradená k Altmanovmu Z-skóre a modelu LR v prípade aplikácie na dátovú množinu s nízkym počtom podnikov v bankrote.
Araghi a Makvandi (2012)	2000–2010	Irán	ADD	Využitie skóre negatívnej DEA a skóre tradičnej DEA ako prediktorov v modeli LR.	Celková presnosť DEA bola 72 %, čo je menej v porovnaní s modelmi LR.
Premachandra <i>et al.</i> (2011)	1991–2004	USA	ADD super-efektívnosti	Kombinácia negatívnej a tradičnej DEA s následným vytvorením DEA hodnotiaceho indexu.	DEA hodnotiaci index korektne klasifikuje až 84 % podnikov v bankrote.
Feruś (2010)	2001–2003	Poľsko	CCR	Klasická DEA s následnou aproximáciou DEA skóre pomocou lineárnej regresie.	Presnosť klasifikácie DEA je porovnateľná s modelmi DA a lineárnej regresie.
Premachandra <i>et al.</i> (2009)	1991–2004	USA	ADD	Využitie negatívnej DEA.	Všeobecným záverom je uspokojivá miera korektnej predikcie bankrotu podnikov. Na druhej strane relatívne nízka miera správnej klasifikácie finančne zdravých podnikov.
Sueyoshi a Goto (2009)	1991–2004	USA	CCR, BCC, ADD, RAM ¹	Aplikovaný princíp negatívnej DEA a vytvorenie hranice bankrotujúcich podnikov, následná komparácia s DEA-DA prístupom.	Kombinácia DEA a DA (DEA-DA) je z hľadiska presnosti predpovede finančnej tiesne podniku nadradená jednoduchým DEA modelom.
Xu a Wang (2009)	1999–2005	Čína	CCR	DEA skóre využité ako prediktor v DA, LR a MPV.	DEA prispelo k zníženiu miery chybných klasifikácií.
Paradi <i>et al.</i> (2004)	1995–1997	Kanada	BCC	Kombinácia negatívnej a tradičnej DEA s aplikáciou tzv. peeling/layering techniky.	Model dosahuje 100% úspešnosť korektnej klasifikácie bankrotujúcich podnikov a 67 % finančne zdravých podnikov.

Zdroj: vlastné spracovanie

Porovnaním DEA modelu s LR dospeli k záverečnému konštatovaniu, že diskriminačný index nie je zlý prediktor, ale nedosahuje výsledky LR. Absolútnym nedostatkom daného modelu bola len 7,3% úspešnosť v klasifikácii bankrotujúcich podnikov. Vavřina *et al.*

1 Rang Adjusted Measure model navrhnutý Cooperom *et al.* (2001).

(2013) sa vo svojej práci sústredili na porovnanie Altmanovho Z-skóre, LR, prístupu produkčnej funkcie a ADD modelu v klasifikácii podnikov v úpadku pre špecifický poľnohospodársky sektor. Výber vstupov a výstupov bol uskutočnený podľa filozofie negatívnej DEA, z čoho vyplýva tvorba hranice finančnej tiesne. Hodnota celkovej pravdepodobnosti správnej klasifikácie vytvoreného DEA modelu prekonala ostatné porovnávané prístupy. Prehľad niekoľkých štúdií venujúcich sa aplikácií DEA v hodnotení finančného zdravia podnikov je obsahom tabuľky 1.

Z uvedeného je zrejmé, že napriek relatívne dobrým predpokladom DEA vytvoriť silný nástroj na diagnostikovanie finančného zdravia podnikov, viaceré empirické výsledky ukazujú, že v rámci aplikácie DEA v tejto sfére je ešte stále otvorený priestor pre ďalší výskum orientovaný na zvýšenie klasifikačnej presnosti DEA pri diagnostikovaní finančného zdravia podnikov. Za jeden z hlavných dôvodov relatívne nízkej klasifikačnej presnosti DEA možno považovať tú skutočnosť, že DEA je pri konštrukcii PPF principiálne založená na extrémnych bodoch. S tým súvisí jej relatívne znížená schopnosť identifikovať všetky podniky ohrozené finančným zlyhaním. Táto skutočnosť vyplýva zo samotnej konštrukcie PPF, ktorá je spravidla (tzn. v prípade dodržania všetkých predpokladov na úspešnú aplikáciu DEA, najmä čo sa týka počtu uvažovaných premenných vo vzťahu k počtu podnikov v dátovej množine) tvorená len malým množstvom podnikov v skúmanej vzorke. S cieľom zmierniť túto nevýhodu DEA pri identifikovaní podnikov vo finančnej tiesni, bude v ďalšej časti článku navrhnutý nový dvojkrokový postup diagnostikovania finančného zdravia podnikov pomocou DEA.

2. Návrh postupu diagnostikovania finančného zdravia podnikov pomocou DEA

Pri návrhu diagnostikovania finančného zdravia podnikov uplatnením DEA budeme primárne vychádzať z filozofie negatívnej DEA. V navrhovanom prístupe skonštruujeme tzv. hranicu finančnej tiesne, ktorá bude tvorená podnikmi, u ktorých je vysoká pravdepodobnosť, že sa v blízkej budúcnosti dostanú do finančných problémov. Tento spôsob umožní pomerne jednoducho klasifikovať skúmané podniky na podniky, u ktorých je relatívne nízka pravdepodobnosť finančného zlyhania v blízkej budúcnosti (podniky, ktoré netvoria hranicu finančnej tiesne) a podniky, u ktorých je pravdepodobnosť finančného zlyhania v blízkej budúcnosti relatívne vysoká (podniky vytvárajúce hranicu finančnej tiesne). Princípy tejto metodiky sú postavené predovšetkým na spôsobe výberu finančných ukazovateľov podnikov a ich zaradenia do skupiny vstupov a skupiny výstupov.

2.1 Výber relevantných premenných

V prvých fázach navrhovaného postupu je potrebné identifikovať finančné ukazovatele podnikov, ktoré majú relatívne dobrú diskriminačnú schopnosť. Tento výber môže byť založený na expertných znalostiach tvorca modelu, alebo možno porovnať hodnoty finančných ukazovateľov medzi skupinou finančne zdravých podnikov a skupinou podnikov vo finančnej tiesni s využitím vhodných štatistických metód. K najčastejšie využívaným štatistickým metódam podporujúcich výber relevantných premenných pre diagnostikovanie finančného zdravia podnikov patrí napr. porovnanie krabicových grafov, využitie t-testu nezávislých výberov, využitie Mannovho-Whitneyho testu, bootstrap intervalov spoľahlivosti pre stredné hodnoty a mediány, korelačná analýza a pod.

2.2 Konštrukcia hranice finančnej tiesne

V rámci posúdenia finančného zdravia podnikov odhadneme hranicu finančnej tiesne nasledujúcim spôsobom. Finančné ukazovatele, ktorých nízka hodnota indikuje finančné problémy podniku v budúcnosti, budú zaradené do skupiny vstupov a finančné ukazovatele, ktorých naopak vysoká hodnota indikuje finančné problémy podniku v budúcnosti, budú zaradené do skupiny výstupov. Inak povedané, za vstupy sú zvolené také finančné ukazovatele, ktoré reprezentujú finančnú silu a solventnosť podniku, a naopak za výstupy sú zvolené také finančné ukazovatele, ktoré reprezentujú finančnú nestabilitu a insolventnosť podniku. Týmto spôsobom všetky semipozitívne lineárne kombinácie vstupov a výstupov hodnotených podnikov vytvoria PPS, ktorá je obalená tzv. hranicou finančnej tiesne. Hranica finančnej tiesne bude týmto spôsobom tvorená podnikmi, ktoré dosahujú relatívne nízke hodnoty vstupov a súčasne relatívne vysoké hodnoty výstupov, tzn. takými podnikmi, u ktorých je vysoká pravdepodobnosť ich finančných problémov v budúcnosti.

Ako bolo spomenuté vyššie, DEA je vo všeobecnosti relatívne vysoko citlivá na odľahlé hodnoty. To znamená, že ak sa v dátovom súbore nachádzajú odľahlé hodnoty, tzn. také podniky, ktoré sú zjavne odlišné od ostatných, skonštruovaná hranica finančnej tiesne, a teda aj klasifikácia podnikov môže byť do značnej miery skreslená. S prítomnosťou extrémnych hodnôt, by navrhnutý DEA prístup stratil schopnosť identifikovať ďalšie ohrozené podniky, nakoľko hranica finančnej tiesne by bola skonštruovaná na základe odľahlých pozorovaní. Na prekonanie tohto obmedzenia, navrhujeme uplatniť nasledujúci dvojkrokový postup:

- Krok 1 Hranica finančnej tiesne sa skonštruuje na základe celej vzorky n podnikov. Týmto spôsobom identifikujeme podniky, ktoré vytvárajú hranicu finančnej tiesne. Tieto podniky budú považované za podniky, u ktorých je relatívne vysoká pravdepodobnosť ich budúcich finančných problémov.
- Krok 2 Z dátovej množiny sa vynechajú tie podniky, ktoré v prvom kroku tvorili hranicu finančnej tiesne, a opätovne na takto zredukovanej dátovej množine sa skonštruuje ďalšia hranica finančnej tiesne. Týmto spôsobom sa čiastočne eliminuje negatívny vplyv potenciálnych odľahlých hodnôt a tie podniky, ktoré v tomto kroku vytvárajú hranicu finančnej tiesne, sú považované za podniky, u ktorých je tiež určitá pravdepodobnosť ich budúcich finančných problémov, no táto pravdepodobnosť je relatívne nižšia ako u tých podnikov, ktoré vytvárali hranicu finančnej tiesne v prvom kroku. Princíp tohto dvojkrovového postupu je ilustrovaný na obrázku 1.

Tento postup, rovnako ako v modeli Altmana (1968), umožní identifikáciu nasledujúcich troch zón:

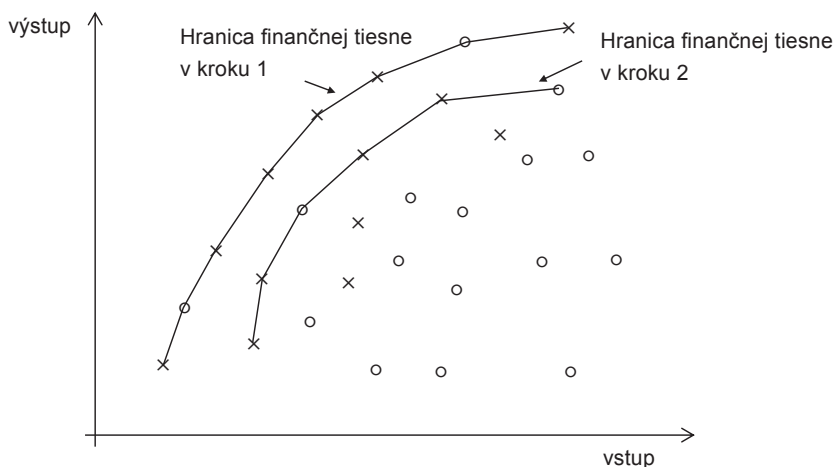
Zóna finančnej tiesne: Obsahuje podniky, ktoré vytvárali hranicu finančnej tiesne v kroku 1, tzn. podniky s relatívne vysokou pravdepodobnosťou budúcich finančných problémov.

Šedá zóna: Obsahuje podniky, ktoré vytvárali hranicu finančnej tiesne v kroku 2, tzn. podniky s nižšou pravdepodobnosťou budúcich finančných problémov.

Zóna finančného zdravia: Obsahuje podniky, ktoré v žiadnom z predchádzajúcich dvoch krokov nevytvárali hranicu finančnej tiesne, tzn. finančne zdravé podniky.

Vyššie uvedený dvojkrokový postup, ktorým možno identifikovať tri zóny, možno rozšíriť v závislosti od želaného počtu zón. Napríklad ak chceme podniky rozdeliť do 5 zón, v ktorých chceme odstupňovať pravdepodobnosť, resp. riziko ich finančných problémov, je potrebné uskutočniť 4 kroky, kde v každom nasledujúcom kroku vynecháme z dátovej množiny tie podniky, ktoré v niektorom z predchádzajúcich krokov tvorili hranicu finančnej tiesne.

Obrázok 1 | Hranica finančnej tiesne pre prípad jedného vstupu a jedného výstupu



Poznámka: Symbol (o) predstavuje finančne zdravý podnik a symbol (x) predstavuje podnik vo finančnej tiesni.

Zdroj: vlastné spracovanie

Je nutné poznamenať, že uplatnenie navrhovaného dvojkrokového postupu podmieňuje splnenie niekoľkých predpokladov týkajúcich sa najmä podmienok, ktoré musí spĺňať súbor porovnávaných podnikov, a súbor uvažovaných vstupov a výstupov. Súbor porovnávaných podnikov by mal spĺňať predovšetkým podmienku vzájomnej porovnateľnosti, resp. homogénosti. Homogénosť súboru spočíva v dosahovaní podobných cieľov v rovnakých trhových a environmentálnych podmienkach, pričom v produkčnom procese dochádza k transformácii podobných vstupov na podobné výstupy. Nesplnenie podmienky homogénosti súboru môže viesť k tomu, že klasifikácia podnikov do jednotlivých zón finančného zdravia bude odrážať skôr rozdiely v prostredí pôsobenia podnikov ako riziko finančnej tiesne. Ďalším predpokladom aplikácie navrhovaného modelu je okrem iného splnenie podmienok ohľadom počtu premenných k počtu porovnávaných jednotiek. Podmienku pre minimálny počet porovnávaných jednotiek (n) vo vzťahu k počtu vstupov (m) a počtu výstupov (s) stanovujú napríklad Cooper *et al.* (2007, s. 116) v tvare $n \geq \max \{m \cdot s, 3(m + s)\}$, alebo Ozbek *et al.* (2009, s. 828) v tvare $n \geq 2 \cdot m \cdot s$. Ak v analyzovanom súbore nie je splnená podmienka minimálneho počtu porovnávaných jednotiek, na zachovanie dostatočnej diskriminačnej schopnosti navrhovaného modelu je potrebné vybrať tú najvhodnejšiu kombináciu vstupov a výstupov. Rovnako je potrebné zdôrazniť, že podmienka dostatočného počtu porovnávaných podnikov vo vzťahu k počtu

premenných musí byť splnená v oboch krokoch navrhovaného modelu. Dvojkrokový model diagnostikovania finančného zdravia je založený na predpoklade, že v druhom kroku vynechanie podnikov, ktoré boli v prvom kroku zaradené do zóny finančnej tiesne, nenaruší dodržanie podmienky ohľadom minimálneho počtu podnikov vo vzťahu k počtu uvažovaných premenných. V prípade, ak by elimináciou podnikov v druhom kroku došlo k porušeniu tejto podmienky, navrhovaný model by stratil dostatočnú diskriminačnú schopnosť, čo by s najväčšou pravdepodobnosťou viedlo k nesprávnej klasifikácii podnikov. V takomto prípade je potrebné pristúpiť k modifikácii druhého kroku, ktorý je určený na identifikovanie podnikov patriacich do šedej zóny. Jednou z možností modifikácie druhého kroku modelu je nahradenie jednorazového vynechania všetkých podnikov, ktoré tvorili hranicu finančnej tiesne v prvom kroku, postupným vyradovaním podnikov. Výsledkom by bolo rozdelenie druhého kroku na niekoľko medzikrokov, pričom ich počet by sa rovnal počtu podnikov vytvárajúcich hranicu finančnej tiesne v prvom kroku. Inak povedané, v každom medzikroku by došlo k vynechaniu práve jedného podniku z hranice finančnej tiesne vytvorenej v prvom kroku. Na takto redukovaných dátových množinách by následne vznikali ďalšie hranice finančnej tiesne. Do šedej zóny by sa následne zaradili tie podniky, ktoré síce v prvom kroku netvorili hranicu finančnej tiesne, ale v niektorom z medzikrokov druhého kroku túto hranicu tvorili. Do zóny finančného zdravia by sa následne zaradili len podniky, ktoré v žiadnom z predchádzajúcich krokov netvorili hranicu finančnej tiesne.

2.3 Meranie vzdialenosti od hranice finančnej tiesne

Pri výbere adekvátnej miery vzdialenosti od hranice finančnej tiesne je potrebné vziať do úvahy fakt, že niektoré finančné ukazovatele môžu nadobúdať i záporné hodnoty. Základné radiálne DEA modely ako CCR model alebo BCC model nie sú aplikovateľné v prípade záporných hodnôt vstupov alebo výstupov. U daných modelov sa vyžaduje tzv. požiadavka semipozitivity. V súčasnosti existuje veľké množstvo prístupov, ktoré sa zaoberajú možnosťami inkorporácie negatívnych dát pri využití DEA (napr. Portela *et al.*, 2004; Sharp *et al.*, 2006; Emrouznejad *et al.*, 2010). V našom prístupe bude na kvantifikáciu vzdialeností podnikov od hranice finančnej tiesne aplikovaný ADD model Charnesa *et al.* (1985) pre podmienku VRS. Hlavným dôvodom je jeho jednoduchosť a skutočnosť, že nie je nutné zvoliť vstupnú alebo výstupnú orientáciu modelu. V tomto neorientovanom modeli sa odchýlky vstupov a výstupov hľadajú simultánne a sú súčasne zahrnuté do hodnotenia. ADD model pre podmienky VRS pre podnik o , $o \in \{1, \dots, n\}$ je formulovaný v nasledujúcom tvare:

$$\begin{aligned} \max_{s^-, s^+, \lambda} \mathbf{e}'\mathbf{s}^- + \mathbf{e}'\mathbf{s}^+ \text{ pri podmienkach: } \mathbf{s}^- &= \mathbf{x}_o - \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda}, \\ \mathbf{s}^+ &= \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{y}_o, \\ \boldsymbol{\lambda} &\geq \mathbf{0}, \mathbf{s}^- \geq \mathbf{0}, \mathbf{s}^+ \geq \mathbf{0}, \\ \mathbf{e}'\boldsymbol{\lambda} &= 1, \end{aligned} \tag{1}$$

kde n je počet hodnotených podnikov, $\mathbf{X}_{m \times n}$ predstavuje maticu m vstupov n podnikov, $\mathbf{Y}_{s \times n}$ predstavuje maticu s výstupov n podnikov, $\mathbf{e}'$ je riadkový jednotkový vektor so všetkými zložkami rovnými 1, $\mathbf{x}_o$ je stĺpcový vektor m vstupov podniku o , $\mathbf{y}_o$ je stĺpcový

vektor s výstupov podniku o , s^- je vektor m sklзов vstupov podniku o , s^+ je vektor s sklзов výstupov podniku o a $\lambda \in R^n$ je vektor váh prepájajúci vstupy a výstupy.

Nech (s^*, s^-, λ^*) je optimálne riešenie úlohy (1). Potom podnik o vytvára hranicu finančnej tiesne v tom prípade, ak hodnoty sklзов vstupov a výstupov sú nulové, tzn. $s^* = 0$ a $s^{*-} = 0$. V kontexte hodnotenia finančného zdravia podnikov to znamená, že podniky s vysokou pravdepodobnosťou finančných problémov majú hodnotu účelovej funkcie modelu (1) v jej optimálnom riešení rovnú nule a podniky s nízkou pravdepodobnosťou finančných problémov majú túto hodnotu väčšiu ako nula.

2.4 Posúdenie klasifikačnej schopnosti modelu diagnostikovania finančného zdravia

Na posúdenie klasifikačnej schopnosti navrhovaného modelu diagnostikovania finančného zdravia podnikov možno uplatniť nasledujúci postup. Celkový počet n hodnotených podnikov rozdelíme do nasledujúcich šiestich skupín:

Skupina A	podniky vo finančnej tiesni zaradené do zóny finančnej tiesne,
Skupina B	podniky vo finančnej tiesni zaradené do šedej zóny,
Skupina C	podniky vo finančnej tiesni zaradené do zóny finančného zdravia,
Skupina D	finančne zdravé podniky zaradené do zóny finančnej tiesne,
Skupina E	finančne zdravé podniky zaradené do šedej zóny,
Skupina F	finančne zdravé podniky zaradené do zóny finančného zdravia.

Za správne klasifikované podniky potom možno považovať podniky zaradené do skupiny A a F. Za neutrálne klasifikované podniky možno považovať podniky, ktoré sú zaradené do skupín B a E. Ako bolo prezentované vyššie, tým, že je daný podnik zaradený do šedej zóny, vzniká u neho riziko finančných problémov v budúcnosti. Kým v prípade skupiny B sa toto riziko realizovalo a dané podniky sa skutočne dostali v blízkej budúcnosti do finančných problémov, v prípade skupiny E sa podnikom podarilo toto riziko odvrátiť a v blízkej budúcnosti sa do finančných problémov nedostali. Naopak za nesprávne klasifikované podniky možno považovať podniky zaradené do skupiny C a D. V Altmanovej terminológii (1968, s. 599), skupina D de facto predstavuje chybu I typu (Type I Error) a skupina C predstavuje chybu II typu (Type II Error).

Ak označíme počet podnikov zaradených do skupiny i ako n_i , $i = A, B, C, D, E, F$, potom možno definovať index správnej klasifikácie (correct classification) $I_{CC} \in [0,1]$ ako:

$$I_{CC} = \frac{n_A + n_F}{n}, \quad (2)$$

index neutrálnej klasifikácie (neutral classification) $I_{NC} \in [0,1]$ ako:

$$I_{NC} = \frac{n_B + n_E}{n}, \quad (3)$$

a index nesprávnej klasifikácie (incorrect classification) $I_{IC} \in [0,1]$ ako:

$$I_{IC} = \frac{n_C + n_D}{n}. \quad (4)$$

Keďže $\sum_{i=A}^F n_i = n$, musí platiť, že $I_{CC} + I_{NC} + I_{IC} = 1$. Je zrejmé, že v prospech dobrej klasifikačnej schopnosti modelu hovorí relatívne vysoká hodnota indexu správnej klasifikácie I_{CC} a relatívne nízka hodnota indexu nesprávnej klasifikácie I_{IC} .

3. Aplikácia metódy DEA v diagnostikovaní finančného zdravia slovenských podnikov

Obsahom nasledujúcej časti článku je ilustrácia a vyhodnotenie aplikácie vyššie navrhnutého DEA postupu pre prípad slovenských podnikov. Za účelom zohľadnenia potenciálnych rozdielov, ktoré môžu existovať medzi rôznymi sektormi v ekonomike, bol pre uskutočnenie analýzy vybraný iba jeden sektor ekonomiky. Vychádzajúc z prác Araghiho a Makvandího (2012) a Paradiho *et al.* (2004) boli do skúmania zahrnuté podniky priemyselnej výroby, ktoré podľa SK NACE Rev. 2 patria do Sekcie C. Z dôvodu porovnateľnosti účtovných výkazov a následnej kvantifikácie finančných ukazovateľov boli do analýzy zahrnuté len tie podniky, ktoré spadali podľa slovenskej právnej úpravy medzi malé a veľké účtovné jednotky². Do analýzy neboli zahrnuté tie podniky, ktoré nemali dostupné a korektné účtovné závierky za obdobie rokov 2012–2013. Výsledná dátová množina pozostávala z 37 finančných ukazovateľov vypočítaných pre 1 809 podnikov za rok 2012. V rámci výslednej dátovej množiny boli náhodným výberom vytvorené 3 dátové podmnožiny, z ktorých každá obsahovala 150 finančne zdravých podnikov a 50 podnikov, ktoré boli v bezprostredne nasledujúcom roku (2013) identifikované ako podniky vo finančnej tiesni. Za podnik vo finančnej tiesni bol považovaný ten podnik, ktorý v roku 2013 splnil kritérium definovania podniku v predĺžení podľa platnej legislatívy Slovenskej republiky, čiže hodnota jeho splatných záväzkov presahovala hodnotu jeho majetku, resp. podnik vykazoval zápornú hodnotu vlastného imania.

3.1. Výber skupiny vstupov a skupiny výstupov

Zo súboru všetkých 37 uvažovaných finančných ukazovateľov bolo vybraných 13, u ktorých sa javil najvyšší potenciál úspešne diskriminovať skupinu finančne zdravých podnikov a skupinu podnikov vo finančnej tiesni. Proces selekcie týchto finančných ukazovateľov bol podložený vyhodnotením Mannovho-Whitneyho testu dvoch nezávislých výberov a následným výberom konkrétnych ukazovateľov na základe vyhodnotenia vzájomných korelácií medzi uvažovanými ukazovateľmi. Štatisticky významný rozdiel na 1% hladine významnosti medzi strednou hodnotou ukazovateľov v skupine finančne zdravých podnikov a strednou hodnotou ukazovateľov v skupine podnikov vo finančnej tiesni sa potvrdil pri 35 ukazovateľoch. Nakoľko je žiaduce, aby modely diagnostikovania finančného zdravia podnikov boli charakteristické relatívne vysokou mierou komplexnosti a zároveň predstavovali jednoducho aplikovateľný nástroj, bola následne uskutočnená korelačná analýza, ktorej cieľom bolo vylúčiť tie ukazovatele, ktoré prinášajú relatívne rovnaký typ informácií. Za týmto účelom boli z analýzy vylúčené tie ukazovatele, u ktorých bola zaznamenaná relatívne vysoká miera korelácie s ostatnými ukazovateľmi. Na základe tohto postupu bolo pre výsledný model zvolených 13 ukazovateľov. Tieto boli na základe vyššie navrhutej metodiky negatívnej DEA rozdelené do skupín 8 vstupov a 5 výstupov. Vstupné premenné boli zastúpené tromi ukazovateľmi likvidity – likvidita 3. stupňa (L3), miera čistého pracovného kapitálu (MČPK) a likvidita z cash flow (LCF), jedným pákovým ukazovateľom – koeficient samofinancovania (KS) a štyrmi ukazovateľmi rentability – podiel EBITDA na tržbách (ET), rentabilita celkových aktív (ROA),

2 V analýze neboli zahrnuté mikro- účtovné jednotky, ktoré majú odlišnú obsahovú štruktúru účtovnej závierky.

prevádzková rentabilita tržieb (PROS) a finančná rentabilita aktív (FROA). Pri kvantifikácii jednotlivých ukazovateľov boli uplatnené nasledujúce vzťahy:

$$L3 = \frac{\text{bežné aktíva}}{\text{bežné pasíva}}, \quad (5)$$

$$\text{MČPK} = \frac{\text{čistý pracovný kapitál}}{\text{majetok}} \cdot 100, \quad (6)$$

$$\text{LCF} = \frac{\text{CF z prevádzkovej činnosti}}{\text{krátkodobé záväzky}}, \quad (7)$$

$$\text{KS} = \frac{\text{vlastné imanie}}{\text{majetok}} \cdot 100, \quad (8)$$

$$\text{ET} = \frac{\text{EBITDA}}{\text{tržby}} \cdot 100, \quad (9)$$

$$\text{ROA} = \frac{\text{EBT}}{\text{majetok}} \cdot 100, \quad (10)$$

$$\text{PROS} = \frac{\text{výsledok hospodarenia z hospodárskej činnosti}}{\text{tržby}} \cdot 100, \quad (11)$$

$$\text{FROA} = \frac{\text{CF z prevádzkovej činnosti}}{\text{majetok}} \cdot 100. \quad (12)$$

Výstupné premenné boli zastúpené jedným ukazovateľom aktivity – doba splatnosti krátkodobých záväzkov z obchodného styku (DSZ), dvomi ukazovateľmi zadlženosti – celková zadlženosť (CZ) a dlhodobá zadlženosť (DDZ) a dvomi ukazovateľmi nákladovosti – nákladovosť hospodárskej činnosti (HN) a úroková nákladovosť (ÚN). Ukazovatele boli počítané na základe nasledujúcich vzťahov:

$$\text{DSZ} = \frac{\text{krátkodobé záväzky z obchodného styku}}{\text{tržby}} \cdot 360, \quad (13)$$

$$\text{CZ} = \frac{\text{celkové záväzky}}{\text{majetok}} \cdot 100, \quad (14)$$

$$\text{DDZ} = \frac{\text{dlhodobé záväzky}}{\text{majetok}} \cdot 100, \quad (15)$$

$$HN = \frac{\text{náklady na hospodárskú činnosť}}{\text{výnosy z hospodárskej činnosti}}, \quad (16)$$

$$\dot{UN} = \frac{\text{nákladové úroky}}{\text{výnosy}}. \quad (17)$$

Súhrnné štatistiky všetkých vstupných a výstupných premenných, vypočítaných samostatne pre skupinu finančne zdravých podnikov a skupinu podnikov vo finančnej tiesni spolu s výsledkami Mannovho-Whitneyho testu sú prezentované v tabuľke 2.

Tabuľka 2 | Deskriptívna štatistika pre vstupy a výstupy (2012)

Množina podnikov	Indikátor	Vstupy								Výstupy				
		L3	MČPK	LCF	ET	KS	ROA	PROS	FROA	DSZ	CZ	DDZ	HN	ÚN
Finančne zdravé podniky	Priemer	1,94	17,15	0,70	14,43	48,70	15,06	9,91	15,90	42,25	51,30	9,23	0,91	0,004
	Medián	1,49	17,68	0,52	12,92	49,60	14,75	9,24	16,79	34,91	50,40	3,67	0,91	0,002
	S.D.	1,78	25,73	1,15	9,11	23,20	2,35	5,53	16,24	33,82	23,20	12,84	0,05	0,004
Podniky vo finančnej tiesni	Priemer	0,71	-42,92	0,01	0,19	-27,83	-10,11	-7,13	1,17	131,76	127,83	26,01	1,08	0,017
	Medián	0,63	33,89	0,06	1,28	-12,19	-5,11	-2,71	4,13	85,17	112,19	11,23	1,02	0,008
	S.D.	0,49	48,99	0,82	25,42	45,42	31,69	24,97	27,53	165,66	45,42	34,18	0,21	0,047
Mannov-Whitneyov test	U	2 870,5	2 535	4 272,5	3 421	387	1 468	1 705	5 993	5 352	387	8 455	1 573,5	6 323,5
	p-hodnota	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0000	0,0000

Zdroj: vlastné spracovanie

Z výsledkov prezentovaných v tabuľke 2 je zrejmé, že medzi strednými hodnotami ukazovateľov v skupine finančne zdravých podnikov a v skupine podnikov vo finančnej tiesni sa na 1% hladine významnosti potvrdil štatisticky významný rozdiel. Relatívne nižšie priemerné hodnoty vstupov a naopak relatívne vyššie priemerné hodnoty výstupov podnikov vo finančnej tiesni oproti finančne zdravým podnikom evokujú vhodné začlenenie týchto premenných do skupiny vstupov a výstupov nevyhnutné pre konštrukciu hranice finančnej tiesne. Súbor týchto ukazovateľov zároveň komplexne popisuje finančnú situáciu podniku, nakoľko zastrešuje široké spektrum oblastí finančného zdravia ako je likvidita, aktivita, zadlženosť, rentabilita i nákladovosť.

3.2 Výsledky diagnostikovania finančného zdravia slovenských výrobných podnikov pomocou navrhovaného DEA modelu

Úspešnosť diagnostikovania finančného zdravia slovenských výrobných podnikov pomocou navrhovaného dvoj krokového postupu demonštruje tabuľka 3. ADD model bol kvantifikovaný pomocou softvéru EMS: Efficiency Measurement System version 1.3. Celková finančná situácia podniku bola zhodnotená na škále troch zón s rôznym stupňom ohrozenia finančnou tiesňou v jednoročnom časovom horizonte. Aplikovaním kroku 1 navrhovaného

modelu bola vytvorená hranica finančnej tiesne, ktorá reprezentovala zónu finančnej tiesne a bola tvorená podnikmi s najvyššou pravdepodobnosťou budúcich finančných problémov. Hranicu finančnej tiesne v prvej (druhej, tretej) podmnožine tvorilo 7,5 % (7,5 %, 5 %) podnikov z celej podmnožiny 200 slovenských výrobných podnikov. V prípade dvoch podmnožín možno vidieť, že na hranici finančnej tiesne sa nachádzali aj podniky, ktoré mali v skutočnosti status finančne zdravého podniku. Táto skutočnosť však z hľadiska aplikácie nepredstavuje výrazný problém, nakoľko výsledkom diagnostikovania vyvolaný zvýšený záujem o finančnú situáciu podniku neprináša negatívne dôsledky pre záujmové strany podniku. Model upozorňuje na problémy podniku nielen zaradením do skupiny finančnej tiesne, ale aj do šedej zóny s nižším stupňom rizika. Do oboch zón, reprezentujúcich možnosť finančných problémov v nasledujúcom roku, model na prvej (druhej, tretej) podmnožine korektne zaradil 72 % (56 %, 52 %) podnikov. Do zóny finančného zdravia, t.j. mimo ohrozenia finančnou tiesňou navrhovaný model korektne zaradil až 97,33 % (96 %, 96,67 %) finančne zdravých podnikov.

Tabuľka 3 | Výsledky diagnostikovania finančného zdravia slovenských podnikov

Dátová podmnožina 1							
	Zóna finančnej tiesne	Šedá zóna	Zóna finančného zdravia	Spolu	I_{CC}	I_{NC}	I_{IC}
Podniky vo finančnej tiesni	15	21	14	50	80,5 %	12,5 %	7 %
	30 %	42 %	28 %	100 %			
Finančne zdravé podniky	0	4	146	150			
	0%	2,67%	97,33%	100%			
Dátová podmnožina 2							
	Zóna finančnej tiesne	Šedá zóna	Zóna finančného zdravia	Spolu	I_{CC}	I_{NC}	I_{IC}
Podniky vo finančnej tiesni	13	15	22	50	78,5 %	9,5 %	12 %
	26 %	30 %	44 %	100 %			
Finančne zdravé podniky	2	4	144	150			
	1,33 %	2,67 %	96 %	100 %			
Dátová podmnožina 3							
	Zóna finančnej tiesne	Šedá zóna	Zóna finančného zdravia	Spolu	I_{CC}	I_{NC}	I_{IC}
Podniky vo finančnej tiesni	8	18	24	50	76,5 %	10,5 %	13 %
	16 %	36 %	48 %	100 %			
Finančne zdravé podniky	2	3	145	150			
	1,33 %	2 %	96,67 %	100 %			

Zdroj: vlastné spracovanie

Súhrnne vyhodnotiť klasifikačnú schopnosť navrhovaného modelu možno na základe troch charakteristík, a to indexu správnej klasifikácie, indexu neutrálnej klasifikácie a indexu nesprávnej klasifikácie. Z pohľadu správnej klasifikácie možno konštatovať, že model na troch dátových podmnožinách dosahuje relatívne uspokojivé výsledky. Model na prvej (druhej, tretej) dátovej množine správne klasifikoval 161 (157, 153) podnikov z celkovej množiny 200 podnikov, čo v percentuálnom vyjadrení predstavuje 80,5 % (78,5 %, 76,5 %). Druhý sledovaný index neutrálnej klasifikácie poukazuje na podiel podnikov, ktoré boli zaradené do šedej zóny. Pre podniky zaradené do šedej zóny je charakteristická istá miera rizika stavu predĺženia, avšak nižšia v porovnaní so zónou finančnej tiesne. Hodnota indexu neutrálnej klasifikácie sa pohybuje v rozmedzí od 9,5 % po 12,5 % v sledovaných podmnožinách. Je možné konštatovať, že v šedej zóne výrazne prevažujú podniky vo finančnej tiesni nad finančne zdravými podnikmi v prípade všetkých dátových podmnožín. Ako príklad možno uviesť prvú dátovú podmnožinu, kde bolo do šedej zóny zaradených 25 podnikov, z čoho 21 sa v nasledujúcom roku v skutočnosti dostalo do finančnej tiesne. Obdobné pomery možno pozorovať aj v ďalších podmnožinách. Na základe tejto skutočnosti možno konštatovať, že použitie dvojkrového postupu sa ukázalo ako užitočné, nakoľko prispelo k identifikácii ďalších ohrozených podnikov. Hodnota indexu nesprávnej klasifikácie dosiahla najnižšiu úroveň 7 % v prípade prvej dátovej podmnožiny, a naopak najvyššiu úroveň 13 % v prípade tretej podmnožiny. Na prvý pohľad by sa mohli tieto výsledky javiť ako uspokojivé, avšak percento nesprávnej klasifikácie podnikov vo finančnej tiesni predstavuje hrozbu pre potenciálnu aplikáciu modelu v praxi. Na prvej (druhej, tretej) dátovej podmnožine model nesprávne zaradil 14 (22, 24) podnikov vo finančnej tiesni do skupiny finančne zdravých podnikov, čo v percentuálnom vyjadrení predstavuje až 28 % (44 %, 48 %) všetkých uvažovaných podnikov vo finančnej tiesni. Takáto pomerne vysoká chybovosť modelu sa z hľadiska možných dôsledkov a potenciálnych nákladov zanedbania signálov finančnej tiesne považuje za vysoko rizikovú.

3.2 Porovnanie výsledkov DEA s vybranými tradičnými nástrojmi diagnostikovania finančného zdravia podnikov

Na účely porovnania klasifikačnej presnosti DEA s tradičnými nástrojmi diagnostikovania finančného zdravia podnikov sme v nasledujúcej časti aplikovali na našich troch dátových podmnožinách model logistickej regresie (LR) a rozhodovací strom (RS). Model LR sme konštruovali pomocou viacerých metód, pričom najlepšie výsledky boli dosiahnuté pomocou krokovej metódy Forward bez konštanty. Ako kritérium na výber prediktorov bol zvolený pomer vierohodnosti. V každom z troch LR modelov bola pomocou Hosmerovho a Lemeshowho testu na 1 % hladine významnosti potvrdená štatistická významnosť modelu ako celku a na základe Waldovej štatistiky sa rovnako na 1 % hladine významnosti javili všetky parametre modelov ako štatisticky významné. Podobne sme skonštruovali niekoľko verzií RS, využitím štyroch algoritmov na budovanie stromu (CRT, CHAID, EXHAUSTIVE CHAID a QUEST). Najvyššia miera klasifikačnej schopnosti bola dosiahnutá pri algoritme CRT, pričom vo všetkých troch modeloch bola ROA najdôležitejšou premennou, tzn. premennou podľa ktorej sa uskutočnilo prvotné delenie stromu. Modely LR a RS boli tvorené v programe IBM SPSS Statistics 19. Porovnanie klasifikačnej schopnosti DEA, modelu LR a RS na základe priemerných hodnôt klasifikačných kritérií pre 3 dátové podmnožiny je prezentované v tabuľke 4.

Tabuľka 4 | Porovnanie úspešnosti klasifikácie DEA, LR a RS

Klasifikačné kritérium	DEA	LR	RS
Index správnej klasifikácie	78,5 %	97,8 %	98 %
Podiel správne klasifikovaných finančne zdravých podnikov	96,7 %	98,9 %	100 %
Podiel správne klasifikovaných podnikov vo finančnej tiesni	24 %	95,3 %	92 %
Index nesprávnej klasifikácie	10,7 %	2 %	2 %
Podiel nesprávne klasifikovaných finančne zdravých podnikov	0,9 %	1,1 %	0 %
Podiel nesprávne klasifikovaných podnikov vo finančnej tiesni	40 %	4,7 %	8 %

Zdroj: vlastné spracovanie

Z tabuľky 4 je zrejmé, že relatívne najvyššiu celkovú klasifikačnú úspešnosť dosiahol model RS s priemerným indexom správnej klasifikácie 98 % a model LR s priemerným indexom správnej klasifikácie 97,8 %. Klasifikačná schopnosť modelu DEA sa v tomto porovnaní javí ako relatívne najhoršia. Hodnota priemerného indexu správnej klasifikácie modelu DEA na úrovni 78,5 % je v porovnaní s modelmi RS a LR relatívne nízka. Napriek relatívne horšej celkovej klasifikačnej schopnosti DEA oproti ostatným dvom modelom možno konštatovať, že schopnosť DEA modelu identifikovať finančne zdravé podniky je relatívne vysoká a porovnateľná s modelmi RS a LR. Najvyššiu priemernú mieru chyby I typu vykazuje model LR (1,1 %), zatiaľ čo model DEA nesprávne klasifikoval v priemere len 0,9 % finančne zdravých podnikov. Najväčšou problémovou oblasťou DEA je relatívne vysoká nepresnosť v identifikácii podnikov vo finančnej tiesni, resp. vysoká miera chyby II. typu (až 40 %). Ako už bolo spomenuté, túto pomerne vysokú chybovosť DEA z hľadiska možných dôsledkov a potenciálnych nákladov zanedbania signálov finančnej tiesne možno považovať za pomerne zásadný nedostatok limitujúci praktické použitie DEA v podnikovej praxi.

Diskusia a záver

Záujem na hodnotení finančného zdravia podnikov majú predovšetkým jednotlivé podniky, ktoré sa prijímaním manažérskych rozhodnutí snažia dosahovať stanovené ciele. Pri finančnom riadení podniku je nutné, aby rozhodnutia boli správne a prijaté včas. Podporu správneho a včasnému manažérskemu rozhodovaniu môžu poskytnúť modely diagnostikovania finančného zdravia podnikov. Aktuálny stav poznania problematiky v odbornej verejnosti ponúka širokú škálu kvantitatívnych metód využiteľných na tento účel. DEA možno zaradiť k relatívne menej preskúmanej skupine metód z hľadiska aplikácie v oblasti predpovedania finančnej tiesne podnikov. Najmä tieto skutočnosti sa stali hlavnými motivačnými faktormi pre vypracovanie nášho článku, ktorého nosnou časťou je návrh diagnostikovania finančného zdravia podnikov pomocou inovatívnej metódy

DEA a jeho následná aplikácia pre slovenské podniky priemyselnej výroby. Návrh diagnostikovania finančného zdravia podnikov je reprezentovaný v podobe dvojkoľového postupu, kde aplikáciou DEA dochádza ku konštrukcii dvoch hraníc finančnej tiesne. Skonstruované hranice finančnej tiesne pritom definujú tri zóny finančného zdravia podnikov, a to zónu finančného zdravia, šedú zónu a zónu finančnej tiesne.

Vyhodnotením klasifikačnej schopnosti navrhovaného DEA modelu na vzorke slovenských výrobných podnikov a jeho následným porovnaním s vybranými tradičnými nástrojmi diagnostikovania finančného zdravia podnikov v podobe metódy LR a RS sme dospeli k relatívne uspokojivým výsledkom navrhovaného DEA modelu v prípade klasifikácie finančne zdravých podnikov. Na druhej strane, pomerne vysoká chybovosť DEA modelu v identifikácii podnikov vo finančnej tiesni, tzn. pomerne vysoká miera chyby II typu, nabáda k diskusii o adekvátnosti a vhodnosti využitia DEA v diagnostikovaní finančného zdravia podnikov v reálnych podmienkach. Domnievame sa, že jedným z možných faktorov, ktoré mohli negatívne ovplyvniť klasifikačnú presnosť navrhovaného DEA modelu, je štruktúra dátového súboru. V nami analyzovaných dátových podmnožinách bola proporcia medzi finančne zdravými podnikmi a podnikmi vo finančnej tiesni v pomere 3:1. Tento pomerne vysoký 25% podiel podnikov vo finančnej tiesni v dátovom súbore mohol spôsobiť to, že DEA nebola schopná pri konštrukcii hranice finančnej tiesne identifikovať všetky ohrozené podniky. Na druhej strane, relatívne vysoký podiel podnikov vo finančnej tiesni pôsobí vo všeobecnosti v prospech klasifikačnej schopnosti tradičných metód, nakoľko tieto modely sa majú na čom „učiť“. Práve tento fakt podľa nášho názoru vo vysokej miere ovplyvnil výsledky a zdanlivo degradoval klasifikačnú schopnosť navrhovaného DEA modelu oproti ostatným tradičným metódam. Predpokladáme, že relatívne nižší podiel podnikov vo finančnej tiesni v dátovom súbore bude naopak zvýhodňovať klasifikačnú schopnosť DEA oproti tradičným nástrojom. V našom ďalšom výskume by sme sa chceli zamerať na overenie tohto predpokladu a chceli by sme sa pokúsiť zistiť, či zloženie dátového súboru má zásadný vplyv na klasifikačnú presnosť DEA v komparácii s vybranými tradičnými nástrojmi diagnostikovania finančného zdravia podnikov. V prípade potvrdenia tohto predpokladu by sa posilnila opodstatnenosť aplikácie DEA v procese diagnostikovania finančného zdravia podnikov, nakoľko by sa vytvorila vhodná alternatíva pre tie prípady, kde tradičné nástroje diagnostikovania finančného zdravia podnikov zlyhávajú. Ďalší potenciál zvýšenia klasifikačnej schopnosti navrhovaného DEA modelu vidíme i v prepojení tradičného a negatívneho prístupu k ponímaniu hranice efektívnosti. Domnievame sa, že súčasným využitím hranice finančného zdravia a hranice finančnej tiesne by mohlo dôjsť k eliminácii nevyváženosti medzi korektnou klasifikáciou finančne zdravých podnikov a korektnou klasifikáciou podnikov vo finančnej tiesni, ku ktorej dochádza v prípade vytvárania len jednej z hraníc. Ďalšiu možnosť zvýšenia klasifikačnej schopnosti DEA v oblasti predpovedania finančnej tiesne podniku je možné vidieť i vo vytvorení tzv. metamodelov, t.j. modelov kombinujúcich DEA s inou metódou, napr. LR, RS, NS a pod.

Ako zdanlivé obmedzenie navrhovaného DEA modelu diagnostikovania finančného zdravia podnikov by mohol byť považovaný fakt, že nemôže byť uplatnený konvenčný spôsob overovania klasifikačnej schopnosti modelov pozostávajúci z rozdelenia dátovej množiny na tréningovú a testovaciu podmnožinu. Tréningová podmnožina zvyčajne slúži na budovanie modelu, tzn. najčastejšie na získanie odhadov parametrov modelu a testovacia podmnožina je určená na overenie klasifikačnej schopnosti modelu. Hoci navrhovaný

model diagnostikovania finančného zdravia podnikov je vybudovaný na báze neparametrickej metódy DEA, tzn. nedochádza k odhadu parametrov modelu, existuje i tu možnosť určitého overenia klasifikačnej schopnosti navrhovaného modelu v podobe testovacej vzorky. Toto overenie však možno realizovať len tým spôsobom, aby zahrnutie nového pozorovania v podobe ďalšieho podniku do dátovej množiny nemalo vplyv na umiestnenie hranice finančnej tiesne a nezmenilo tak následne aj celkové výsledky daného modelu. Toto možno dosiahnuť napríklad uplatnením tzv. ADD modelu superefektívnosti, ktorý pri meraní vzdialenosti nového pozorovania od hranice finančnej tiesne neporuší hranicu finančnej tiesne, ktorá bola skonštruovaná na trénovacej podmnožine.

Všetky vyššie načrtnuté perspektívy ohľadom zvýšenia klasifikačnej schopnosti navrhovaného DEA modelu, ako aj ohľadom overenia klasifikačnej schopnosti DEA na báze testovacej podmnožiny sú podkladom pre náš ďalší výskum v danej oblasti do budúcnosti.

Literatúra

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589–609, <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Araghi, M. K., Makvandi, S. (2013). Comparing Logit, Probit and Multiple Discriminant Analysis Models in Predicting Bankruptcy of Companies. *Asian Journal of Finance & Accounting*, 5(1), 48–59.
- Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W.W. (1984). Some Models for Estimating Technical Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078–1092, <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Cooper, W., Park, K., Pastor, J. (2001). The Range Adjusted Measure (RAM) in DEA: A Response to the Comment by Steinmann and Zweifel, *Journal of Productivity Analysis*, 15(2), 145–152, <https://doi.org/10.1023/A:1007882606735>
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., Tone, K. (2007). *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA- Solver Software, Second edition*. New York: Springer Science and Business Media, Inc. ISBN-10: 0-387-45281-8.
- Emrouznejad, A., Amin, G. R. (2009). DEA Models for Ratio Data: Convexity Consideration. *Applied Mathematical Modelling* 33(1), 486–498, <https://doi.org/10.1016/j.apm.2007.11.018>
- Emrouznejad, A., Anouze, A., Thanassoulis, E. (2010). A Semi-Oriented Radial Measure for Measuring the Efficiency of Decision Making Units with Negative Data, Using DEA. *European Journal of Operational Research*, 200(1), 297–304, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.01.001>
- Farrell, M. J. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 120, 253–281.
- Feruś, A. (2010). The Application of DEA Method in Evaluating Credit Risk of Companies. *Contemporary Economics*, 4(4), 107–113.
- Hollingsworth, B., Smith, P.C. (2003). The Use of Ratios in Data Envelopment Analysis, *Applied Economics Letters*, 10(11), 733–735, <https://doi.org/10.1080/1350485032000133381>
- Charnes, A., Cooper, W. W., Golany, B., Seiford, L. M., Stutz, J. (1985). Foundations of Data Envelopment Analysis for Pareto-Koopmans Efficient Empirical Production Functions. *Journal of Econometrics*, 30(12), 91–127, [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(85\)90133-2](https://doi.org/10.1016/0304-4076(85)90133-2)

- Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E. (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444, [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Ozbek, M. E., Garza, J. M., Triantis, K. (2009). Data Envelopment Analysis as a Decision- Making Tool for Transportation Professionals. *Journal of Transportation engineering*, 135(11), 822–831, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)TE.1943-5436.0000069](https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000069)
- Paradi, J. C., Asmild, M., Simak, P. C. (2004). Using DEA and Worst Practice DEA in Credit Risk Evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 153–165, <https://doi.org/10.1023/B:PROD.0000016870.47060.0b>
- Portela, M. C. A. S., Thanassoulis, E., Simpson, G. (2004). Negative Data in DEA: A Directional Distance Approach Applied Bank Branches. *Journal of the Operational Research Society*, 55(10), 1111–1121, <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601768>
- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S., Sueyoshi, T. (2009). DEA as a Tool for Bankruptcy Assessment: A Comparative Study With Logistic Regression Technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2), 412–424, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.036>
- Premachandra, I. M., Chen, Y., Watson, J. (2011). DEA as a Tool for Predicting Corporate Failure And Success: A Case of Bankruptcy Assessment. *Omega*, 39(6), 620–626.
- Sharp, J. A., Lio, W. B., Meng, W. (2006). A Modified Slack-Based Measure Model for Data Envelopment Analysis with “Natural” Negative Outputs and Input. *Journal of Operational Research Society*, 58(12), 1672–1677, <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602318>
- Sueyoshi, T., Goto, M. (2009). Methodological Comparison Between DEA (Data Envelopment Analysis) and DEA-DA (Discriminant Analysis) from the Perspective of Bankruptcy Assessment. *European Journal of Operational Research*, 199(2), 561–575, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.11.030>
- Tone, K. (2001). A Slacks-Based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 130(3), 498–509, [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(99\)00407-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00407-5)
- Vavřina, J., Hampel, D., Janová J. (2013). New Approaches for the Financial Distress Classification in Agribusiness. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, 61(4), 1177–1182, <https://doi.org/10.11118/actaun201361041177>
- Xu, X., Wang, Y. (2009). Financial Failure Prediction Using Efficiency as a Predictor. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 366–373, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.09.040>