Využití umělé inteligence v manažerském účetnictví

Aneta Zemánková[*]

Abstrakt:

Článek se zabývá možnostmi využití umělé inteligence v úlohách a aktivitách manažerského účetnictví. Jeho cílem je prostřednictvím systematické rešerše empiricky zaměřené literatury vytvořit ucelený přehled o aktuálním stavu a možnostech využití technologií umělé inteligence v manažerském účetnictví. Odborné články byly doplněny články výzkumných poradenských společností a profesních organizací a orgánů. Výsledky literární rešerše jsou seskupeny v členění dle jednotlivých základních oblastí manažerského účetnictví, analyzovány jsou nástroje pro usnadnění procesu budgetingu, sestavování kalkulací či měření výkonnosti. Umělá inteligence je dále představena jako podpora při procesu customizace či strategickém rozhodování společností. Z provedené analýzy vyplynulo několik stěžejních aspektů ovlivňujících úspěch implementace technologií umělé inteligence, mezi něž patří především kvalita prvotních dat či volba činností vhodných pro automatizaci.

Klíčová slova: Umělá inteligence; ERP systém; Manažerské účetnictví.

JEL klasifikace: M15, M41, O14.

1 Úvod

Umělá inteligence představuje jedno z nejdiskutovanějších témat dnešní doby, toto slovní spojení je skloňováno v nesčetných souvislostech, odvětvích a aplikacích. Tento fakt potvrzuje i každoročně prováděný výzkum CIO Survey[1] americké poradenské a výzkumné společnosti Gartner, Inc. Výzkum již v roce 2019 zjistil na základě informací od více než tří tisíc respondentů v pozici CIO z 89 zemí, že v letech 2015–2019 vzrostl počet společností implementujících technologie umělé inteligence o 270 procent. Nárůst v roce 2019 oproti předchozímu roku 2018 se dokonce ztrojnásobil (Gartner, 2019).

I v dalších letech zůstávají tyto technologie předním tématem diskuse, důležitost informačních technologií byla posílena také vlivem příchodu pandemie COVID-19. 2020 CIO Survey odhalil, že společnosti v roce 2020 zamýšlely investovat především do digitální inovace a také do bezpečnosti v kyberprostoru (Gartner,

---

[*] Aneta Zemánková; Vysoká škola ekonomická v Praze, Fakulta financí a účetnictví, katedra finančního účetnictví a auditingu, nám. W. Churchilla 4, 130 67 Praha 3; <aneta.zemankova@vse.cz>.
Článek je zpracován jako výstup projektu *Tržní selhání a jejich vliv na kvalitu auditu v České republice* evidovaného u Interní grantové agentury VŠE v Praze pod označením F1/25/2019.

[1] Výzkum CIO Survey je pravidelně prováděn různými poradenskými společnostmi a zjišťuje aktuální trendy v oblasti informačních technologií, a dále potřeby či záměry společností z pohledu CIOs (*CIO = Chief Information Officer)*.

2020). Nejnovější výzkum 2021 CIO Survey pak uvádí, že 55 procent dotazovaných společností plánuje navýšit počet zaměstnanců zabývajících se informačními technologiemi, přičemž umělá inteligence má představovat jednu z hlavních oblastí jejich pracovní náplně (Gartner, 2021).

Ačkoliv definic umělé inteligence v současné době existuje nespočet, jedna z těch obsáhlejších a výstižnějších pochází od autorů Andrease Kaplana a Michaela Haenleina působících na ESCP Europe Business School: *„schopnost systému správně interpretovat externí data, učit se z těchto dat a využít tato učení k dosažení konkrétních cílů a úkolů prostřednictvím flexibilní adaptace“* (Haenlein a Kaplan, 2019).

Tento článek si klade za cíl analyzovat možnosti využití technologií umělé inteligence v úlohách a aktivitách manažerského účetnictví. Jeho základním teoretickým přínosem je systematická rešerše literatury věnované empirickému výzkumu umělé inteligence v manažerském účetnictví. V praktické rovině je článek významný pro konkrétní příklady možností využití a praktických aplikací jednotlivých technologií.

Na úvod navazuje kapitola zaměřená na roli ERP systému v manažerském účetnictví, a ve společnostech obecně. Jsou zde představeny nástroje Business Intelligence (BI) a pojem Big Data, včetně vysvětlení rozměru těchto dat. Kapitola dále přináší výsledky několika dosud provedených studií z oblasti manažerského účetnictví a zdůrazňuje důležitost analýzy manažerských informací pomocí zmíněných efektivních nástrojů.

Ve třetí kapitole je nastíněna důležitost vstupních dat pro další analýzu a použití technologií umělé inteligence. Kapitola rovněž popisuje nejčastěji užívané technologie, které jsou zmíněny dále v diskusi základních směrů jejich využití v manažerském účetnictví.

Následně je představena použitá metodologie systematické literární rešerše a v obecné rovině prezentovány její výsledky. Detailní výsledky výzkumu členěné dle jednotlivých oblastí manažerského účetnictví, v nichž je umělá inteligence využívána, jsou představeny v páté kapitole. V poslední kapitole je rozvinuta diskuse na téma přínosu umělé inteligence v manažerském účetnictví.

2 Role ERP systému v manažerském účetnictví

ERP *(Enterprise Resource Planning)* systémy, a obecně informační systémy, umožňují *„posílit analytický charakter a flexibilitu využití systému manažerského účetnictví“* (Wagner, Fibírová a Křehnáčová, 2020). Při jejich implementaci je samozřejmě důležité pochopit samotnou podstatu způsobu fungování společnosti a vyhodnotit požadavky uživatelů. Volba ERP systému představuje klíčové rozhodnutí, které ovlivní podobu získávaných dat, způsob předávání informací uživatelům a v konečném důsledku i efektivnost správy dat.

Cílem ERP systému je centralizovat a integrovat údaje o transakcích všech oddělení společnosti do jedné hlavní centrální databáze, o které se často hovoří jako o master databázi (Chou, Tripuramallu a Chou, 2005). Analýza obrovského množství transakcí je usnadněna mimo jiné tím, že ERP systém automatizuje a sám zpracovává rutinní úkoly (Granlund a Malmi, 2002). ERP systémy mohou být založeny rovněž na cloud computingu, jehož podstatou je umístění serverů, sítí, databází, softwaru a dalších nástrojů, na internet.

ERP systémy většinou obsahují prvky Business Intelligence (BI), tedy soubor nástrojů, strategií a technologií transformujících získaná data do podoby vhodné k další analýze. Největší předností nástrojů Business Intelligence je právě zmíněná schopnost pracovat s velkými objemy dat, ale též formování prognóz vývoje strategických indikátorů organizace, kombinování znalostní databáze s rozhodovacím procesem, a obecně informační podpora managementu při rozhodování (Grigorescu, Baiasu a Chitescu, 2020).

Z průzkumu poradenské společnosti PwC provedeného v roce 2019 vyplynulo, že 85 procent generálních ředitelů, kteří se průzkumu zúčastnili, je přesvědčeno, že nástroje umělé inteligence integrované v ERP systému jsou mnohem efektivnější než nástroje fungující mimo systém (PricewaterhouseCoopers, 2019).

S analýzou dat souvisí dále Big Data, tedy data, která jsou svou podstatou natolik obsáhlá a komplexní, že jejich zpracování vyžaduje pokročilé technologie. Obsáhlost a komplexnost Big Data spočívají v několika aspektech, známých jako 3V, z nichž velký objem dat *(volume)* představuje pouze ten nejzřejmější. Dále je pro Big Data typická různorodost *(variety)* vyplývající ze stále nových zdrojů dat, která navíc často mívají různou podobu a stupeň strukturovanosti. V neposlední řadě zpracování dat komplikuje rychlost *(velocity)*, s níž jsou data kontinuálně generována, navíc většinou v reálném čase (Calvard, 2016).

Z pohledu manažerského účetnictví bylo provedeno několik studií potvrzujících pozitivní vliv používání ERP systémů a nástrojů pro hlubší analýzu dat. Článek Sabherwerhala a Becerra-Fernandeze (2013) uvádí, že využití Business Intelligence a analytických nástrojů poskytuje příležitosti pro účinnější měření výkonnosti v reálném čase a snižuje čas neefektivně strávený sběrem a analyzováním výkonnostních dat. Kromě samotného měření výkonnosti existují studie potvrzující zjednodušení plánování a tvorby prognóz díky využití Business Intelligence, například studie provedená v železniční společnosti Norfolk Southern Railway Company (Wixom, Watson a Werner, 2011).

Výzkum Antverpské univerzity prostřednictvím case study dokázal, že díky využití nástrojů Business Intelligence a analýzy Big Data došlo ke zvýšení kvality informací dostupných pro manažerské rozhodování. Zvýšení kvality informací autoři demonstrují v několika oblastech: hovoří o zlepšení přesnosti informací *(intrinsic information quality)*, kompletnosti a včasnosti jejich dodání *(contextual*

information quality), jejich formátu a podobě *(representational information quality)* a dostupnosti informací pro manažery *(accessibility information quality)* (De Rijck a Jorissen, 2021).

Zmíněná studie (2021) rovněž dokládá, že z pohledu budgetingu a plánování i po snaze zavést prvky Business Intelligence zkoumaná společnost zůstala u tradičních nástrojů, převážně programu MS Excel. I přes tuto skutečnost jiní autoři, například Hart (2014), k užívání Business Intelligence u budgetingu stále vybízejí, a to především kvůli univerzálnosti a okamžité dostupnosti výsledků po aktualizaci vstupních údajů, bez nutnosti přepisování údajů do tabulek způsobujícího častou chybovost.

3 Aplikace umělé inteligence v manažerském účetnictví

Hlavním cílem manažerského účetnictví, jakožto systému zkoumajícího a zobrazujícího ekonomickou realitu, je poskytovat řídícím pracovníkům finanční i nefinanční informace o podnikatelské činnosti pro usnadnění rozhodování a řízení (Král, 2018).

Umělá inteligence ve své podstatě stojí a padá na datech a jejich klasifikaci. Jak již bylo popsáno výše, kvalita dat představuje důležitý předpoklad pro kvalitní poskytování informací pro rozhodování a řízení. Pro zdůraznění rostoucího významu dat je nutno podotknout, že stále více autorů, jako například Corban (2021), vidí data jako strategické aktivum společnosti. Ve svém článku zmiňuje, že dle výzkumu společnosti IBM stojí nekvalitní data společnosti jen v USA ročně 3,1 miliard USD.

Některé společnosti a autoři (Karna, 2018) řadí data mezi hmotná aktiva, jiní mezi aktiva nehmotná (Wyatt Partners, 2020). V každém případě se ocenění dat jako aktiva věnují i velké poradenské společnosti. Konkrétně Deloitte (2020) popisuje různé varianty ocenění, od tržního přístupu přes nákladový přístup, až po metodu MPEEM *(Multi-period excess earnings method)* založenou na měření ekonomických přínosů.

Jednotlivé technologie využívané pro aplikaci umělé inteligence v manažerském účetnictví se liší dle charakteru řešeného problému. Mezi jednodušší technologie patří expertní systémy, pracující s předpokladem, že lidská inteligence může být popsána sadou výroků v podobě „if-then“, kdy konkrétní akce vyvolá vždy stejnou reakci (Kaplan a Haenlein, 2019). K jejich fungování je tedy třeba definovat určitá pravidla, která umí expertní systémy vyhodnocovat a upozorňovat na případné odchylky od požadovaného stavu.

Základ technologií umělé inteligence v dnešní době nejčastěji tvoří umělé neuronové sítě inspirované skutečným chováním neuronů umožňujících paralelní zpracování dat, a s nimi související hluboké učení *(deep learning)*.

V první řadě bych se ráda zastavila u vysvětlení vztahu mezi hojně používanými pojmy. Umělé neuronové sítě fungují na základě strojového učení *(machine learning)*, tedy schopnosti strojů samy se učit díky dosavadním zkušenostem, bez nutnosti jejich programování či jakéhokoliv dalšího zásahu člověka.

Umělé neuronové sítě pak představují podmnožinu strojového učení, konkrétní model strojového učení. Technologie je založena na principu fungování lidského mozku, v němž si propojené neurony vzájemně předávají signály. V umělých neuronových sítích je každý neuron zodpovědný za jednoduchou kalkulaci, přispívající k celkovému řešení matematického modelu. Poslední stupeň představuje hluboké učení *(deep learning)*, kdy zmíněná hloubka naznačuje počet vrstev neuronové sítě. Pokud se neuronová síť skládá z více než tří vrstev, bavíme se o ní jako o algoritmu hlubokého učení (IBM, 2021).

4 Metodologie a výsledky systematické literární rešerše empirické literatury

K získání relevantních článků k tématu praktických aplikací technologií umělé inteligence v manažerském účetnictví byla využita databáze Scopus.

Zadaný dotaz měl za cíl vyhledat pouze články publikované v českém, slovenském nebo anglickém jazyce. Vzhledem k povaze tématu stále se vyvíjejících technologií byly vyhledány pouze články publikované od počátku roku 2010. Při vyhledávání byl zadán následující dotaz:

```
( TITLE-ABS-KEY ( "management accounting" AND "artificial intelligence" ) OR TITLE-
ABS-KEY ( "managerial accounting" AND "artificial intelligence" ) OR TITLE-ABS-KEY
( "controlling" AND "artificial intelligence" ) ) AND PUBYEAR > 2009 AND (
LIMIT-TO ( DOCTYPE , "ar" ) ) AND ( LIMIT-TO ( LANGUAGE , "English" ) ) OR (
LIMIT-TO ( LANGUAGE , "Czech" ) OR LIMIT-TO ( LANGUAGE , "Slovak" ) ).
```

Obdržené výsledky zahrnovaly celkem 686 článků, jež byly podrobeny manuálnímu posouzení a selekci dle názvu, klíčových slov a abstraktu. Jednotlivé kroky první části procesu systematické literární rešerše jsou zobrazeny v tabulce č. 1.

První posouzení vyhledaných článků bylo provedeno dle náležitosti k oboru a došlo k vyloučení 653 článků z oborů jako například zdravotnictví, stavebnictví, sociální vědy či ochrana životního prostředí. Velká část vyloučených článků se ve vyhledávání objevila z důvodu širokého užití pojmu „controlling“ v různých kontextech. Zbývajících 33 článků bylo prozkoumáno detailněji, a to jak z pohledu relevantnosti ke zkoumanému tématu, tak z pohledu kvality samotného článku.

Před dalším zkoumáním zmíněných vybraných článků však došlo ještě k následující úvaze: z původních 686 výsledků získaných výše uvedeným dotazem pouze 4 články pocházely od českých či slovenských autorů. Všechny 4 články byly zahrnuty do užšího výběru pro další studium. Pro zmapování širšího rozsahu literatury českých či slovenských autorů byl proto do databáze Scopus zadán ještě další dotaz:

```
( TITLE-ABS-KEY( "artificial intelligence" ) AND AFFILCOUNTRY( "Czech republic" ) OR
AFFILCOUNTRY( "Slovakia" )) AND PUBYEAR > 2009 AND ( LIMIT-TO ( SUBJAREA,"BUSI" ) ).
```

Dotaz limitoval zacílení vyhledaných článků na oblast „Business, Management and Accounting“. K původním 33 článkům byl na základě tohoto vyhledávání přidán pouhý 1 další článek. Ostatní výsledky nejbližší zkoumanému tématu se týkaly tzv. *smart manufacturing*, analýzy výše zmíněných *big data* či Průmyslu 4.0 souvisejícího s digitalizací a automatizací výroby.

Tab. 1 Přehled jednotlivých kroků procesu systematické literární rešerše (prvotní vyhledávací dotaz)

Popis	Počet výsledků
Výsledky vyhledávacího dotazu	686
Vyloučené články (odlišný obor)	653
Články k dalšímu posouzení	33
Manuálně přidaný článek (český autor)	1

Zdroj: Autorské zpracování.

Pro zacílení jednotlivých oblastí manažerského účetnictví bylo dále vyhledávání zopakováno, tentokrát však s přesnějším zadáním dotazu, a to pro dle autorky zásadní oblasti a činnosti manažerského účetnictví: budgeting (rozpočetnictví), cenové rozhodování, kalkulace a výkonnostní a odpovědnostní řízení. Dotaz zadaný do databáze Scopus zněl následovně:

```
(TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" AND "budgeting") OR TITLE-ABS-KEY("artificial
intelligence" AND "costing") OR TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" AND "price
decis*") OR TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" AND "responsibility management")
OR TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" AND "product management")) AND PUBYEAR >
2009 AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ar" ) AND  ( LIMIT-TO ( LANGUAGE ,  "English" ) )  OR
( LIMIT-TO ( LANGUAGE ,  "Czech" )  OR  LIMIT-TO ( LANGUAGE ,  "Slovak" ) ).
```

Výsledek vyhledávání představovalo 34 článků, které byly opět manuálně posouzeny dle názvu, klíčových slov a abstraktu. Po této selekci bylo k dalšímu studiu vybráno 5 článků, jak ukazuje tabulka č. 2 s detaily samotného procesu.

Obdobné dotazy byly využity rovněž pro vyhledávání v databázi Web of Science. Toto vyhledávání však nepřineslo žádné dodatečné relevantní výsledky.

Tabulka č. 3 představuje syntézu všech obdržených výsledků. Z 39 detailně zkoumaných článků bylo vyloučeno 25 článků, a to především z důvodu jejich nízké kvality či nízkého stupně relevantnosti ke zkoumanému tématu. K výběru bylo naopak přidáno 7 článků, a to na základě výzkumu autorky v rámci předchozí publikační činnosti.

Celkem bylo tedy do rešerše zahrnuto 21 článků z různých oblastí manažerského účetnictví. Obrázek č. 1 zobrazuje data publikace jednotlivých článků. Z tohoto

obrázku je vidno, že většina článků je velmi aktuálních, což je u takto rychle se rozvíjejícího tématu nejen vhodné, ale i nutné.

Tab. 2 Přehled jednotlivých kroků procesu systematické literární rešerše (detailní vyhledávací dotaz)

Popis	Počet výsledků
Výsledky vyhledávacího dotazu	34
Vyloučené články (odlišný obor)	29
Články k dalšímu posouzení	5

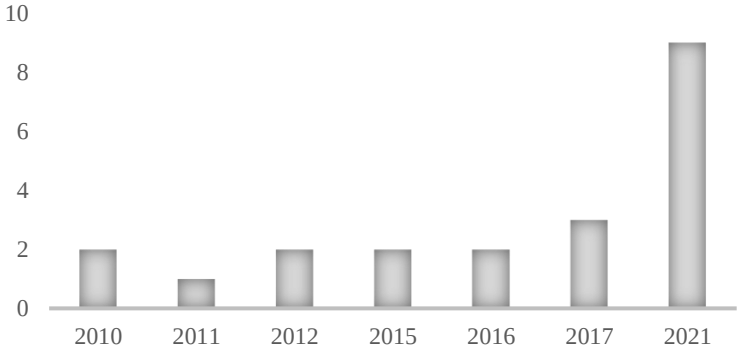
Zdroj: Autorské zpracování.

Tab. 3 Syntéza obdržených výsledků

Popis	Počet výsledků
Články k dalšímu posouzení celkem	39
Vyloučené články (irelevantní, nekvalitní)	25
Manuálně přidané články (předchozí výzkum)	7
Finální počet článků zahrnutých do rešerše	21

Zdroj: Autorské zpracování.

Obr. 1 Počet článků zahrnutých do rešerše podle roku publikace



Zdroj: Autorské zpracování.

Finální výběr článků zahrnutých do rešerše tak představuje soubor kvalitních článků z nedávných let a zaručuje tak aktuálnost a přináší poznatky z nejnovějšího výzkumu. Vybrané články rovněž pokrývají zásadní oblasti manažerského účetnictví a nabízí tak vhodnou kombinaci pro průřez touto disciplínou.

K doplnění aktuálních informací z provedených výzkumů a zvýšení přidané hodnoty článku jsou výsledky vyhledávání doplněny aktuálními články výzkumných poradenských společností a profesních organizací a orgánů.

5 Základní směry využití technologií umělé inteligence v manažerském účetnictví

Výsledky vyhledávacích dotazů v souhrnu naznačují, že využití technologií umělé inteligence nabízí atraktivní možnosti nejen v manažerském účetnictví, ale i v dalších rozlišných oborech.

V souvislosti s manažerským účetnictvím byly na základě výše popsané systematické literární rešerše zjištěny základní směry využití umělé inteligence, poznatky z článků budou v následující kapitole pro přehlednost rozděleny dle zkoumaného tématu.

5.1 Budgeting

Budgeting, tedy tvorba rozpočtu pro příští období, představuje nedílnou součást procesu plánování. Bere v potaz historický vývoj výkonnosti podniku, reaguje na odezvu trhu a předvídá budoucí změny v ekonomice. Velmi důležitou aktivitu představuje srovnání skutečnosti s rozpočtem a vyhodnocení odchylek, například prostřednictvím analýzy rozptylu (Dutta, 2015).

Popsaný proces v sobě zahrnuje dílčí rozhodovací procesy týkající se alokace zdrojů, v nichž je možno aplikovat umělou inteligenci. Marotta (2021) zmiňuje využití zpracování přirozeného jazyka *(natural language processing)* a tzv. *text mining* pro účely extrahování strukturovaných informací potřebných k tvorbě rozpočtu. Informace mohou být vytěženy z různých zdrojů, v každém případě tento proces pomáhá zjišťovat zájmy a očekávání jednotlivých stran účastnících se tvorby rozpočtu.

Autor článku (Marotta, 2021) udává jako příklad informace o kapitálové struktuře úspěšných konkurenčních podniků, kdy na základě srovnání různých ukazatelů může společnost snadněji rozhodovat o budoucím směřování. Dále zmiňuje hodnotový řetězec *(value chain),* tedy detailní identifikaci jednotlivých strategických aktivit společnosti. Přidanou hodnotu aplikace umělé inteligence autor vidí v snadnějším rozpoznání příčinných souvislostí v hodnotových řetězcích, následkem čehož je pak možno vytvořit optimální scénáře výdajů. Konkrétní aplikace zmíněné v článku zahrnují stanovení ideálního počtu obchodních zástupců společností, včasnou identifikaci snižování mezního užitku či prognózu chování spotřebitelů.

Strojové učení hraje při rozpočetnictví rovněž důležitou roli. Tzv. strojové učení s učitelem *(supervised machine learning)* prostřednictvím algoritmu dokáže sledovat životnost dlouhodobých aktiv společnosti a následně předpovídat, kdy je vhodné naplánovat opravu či pořizovat nové aktivum, a tuto skutečnost promítnout

přímo v rozpočtu. Strojové učení bez učitele *(unsupervised machine learning)* potom vyhodnocuje neupravená prvotní data a hledá určité trendy, na základě kterých plánování a budgeting pracují s přesnějšími odhady (ThomasNet News, 2019).

Dalším příkladem využití technologií umělé inteligence je podpora při odhadování nákladů na spotřebu energií. Tomuto tématu se věnují například Elbeltagi a Wefki (2021) nebo skupina autorů z jordánské univerzity (Abusukhon, Hawashin a Lafi, 2021). Zmíněná skupina autorů se zabývala snahou o redukci plánované i skutečné spotřeby elektřiny v kancelářích, a to prostřednictvím tzv. *Internet of Things*, tedy sítě zařízení, která jsou propojena a schopna vzájemné výměny dat (Xia aj., 2012). Výsledek obdržený po testování takového systému představoval 40% snížení spotřeby elektřiny, bez narušení spokojenosti uživatelů. Uživatelé navíc byli schopni v případě potřeby manuální kontroly spotřebičů prostřednictvím hlasového ovládání.

Výše zmíněná dvojice autorů (Elbeltagi a Wefki, 2021) potom podobné téma zkoumala z pohledu rezidenčních budov, což může být využito například u sestavování rozpočtů společností podnikajících v odvětví správy rezidenčních objektů. Autoři využili umělé neuronové sítě a parametrické modelování k přesnému plánování nákladů na spotřebu energií. Hlavní předností umělých neuronových sítí je jejich schopnost věrně zachytit nelineární vztahy mezi jednotlivými proměnnými.

Další článek, na němž se podílel i český autor z Univerzity Hradec Králové (Salmeron a Froelich, 2016), zkoumá analýzu časových řad a s ní související predikci budoucích hodnot za použití fuzzy kognitivních map sloužících jako podpora při rozhodovacím procesu. Jejich využití v manažerském účetnictví může být zacíleno na rozpočtování veličin jako například ceny nakupovaných energií, jejichž historický vývoj má charakter lineárních stacionárních časových řad.

Do procesu sestavování rozpočtu proniká i cloud computing zmíněný v jedné z předchozích kapitol. Autoři experimentu (Qin a Qin, 2021) zaintegrovali pokročilé technologie Business Intelligence do běžně používaných účetních aktivit a funkcí. Pomocí strojového učení *(machine learning)* či *data mining* (tedy tzv. dobývání znalostí z databází) bylo dosaženo efektivního plánování a kontroly nákladů. Z překročení rozpočtu o 13,82 % v jednom roce se v roce druhém díky využití umělé inteligence podařilo rozpočet dodržet.

Průzkum této problematiky v praxi ukazuje, že ačkoliv umělá inteligence nabízí neocenitelné postřehy a návrhy při tvorbě rozpočtů, pouhých 14 % respondentů studie FSN Modern Finance Forum jich využívá. Na druhou stranu, potenciál růstu mají tyto technologie obrovský: 56 % respondentů zvolilo možnost „velmi souhlasím“ jako odpověď na otázku, zda věří, že společnosti budou více závislé

na umělé inteligenci, konkrétně strojovém učení, při procesu budgetingu (FSN Publishing Limited, 2017).

5.2 Kalkulace

Král (2018) uvádí, že kalkulací se rozumí *„zjištění nebo stanovení nákladů, marže, zisku, ceny nebo jiné hodnotové veličiny na výrobek, práci nebo službu, na činnost nebo operaci, kterou je třeba v souvislosti s jejich uskutečněním provést, na podnikovou investiční akci nebo na jinak naturálně vyjádřenou jednotku výkonu“.*

Především u zmíněných investičních akcí hrozí značné riziko vynaložení vyšších nákladů oproti rozpočtu, a to z důvodu velkého rozsahu jednotlivých prací či dlouhé doby trvání projektu. Suneja aj. (2021) ve svém článku popisují model využívaný k přesnějšímu odhadu nákladů projektů. Role umělé inteligence je zde jasná: najít a popsat vztah mezi jednotlivými proměnnými a vzniklými náklady. Autor pracoval s daty ze 123 konkrétních projektů stavby silnic. Kalkulace vytvořená na základě strojového učení, konkrétně umělých neuronových sítí, přinesla přesnější stanovení předběžných nákladů projektů v porovnání se skutečně vynaloženými náklady.

Další směr využití umělé inteligence je jako podpora při rozhodování manažerů. Jak již bylo zmíněno výše, pro kvalifikované rozhodování je třeba informační podpora poskytnutá systémy schopnými vstupní data zpracovat a vyhodnotit. Khataie, Bulgak a Segovia (2011) využili k tvorbě takového systému Activity Based Costing (ABC), tedy kalkulaci založenou na vztahu nákladů k aktivitám. Tradiční metody kalkulace oproti tomu přiřazují náklady přímo předmětu kalkulace či konkrétní kalkulační jednici. V kombinaci s technologiemi umělé inteligence vytvořil autor model schopný provádět včasnou analýzu nákladů či profitability na základě aktuálních dat.

Další získaný článek (Cheng, Tsai a Sudjono, 2010) demonstruje na příkladu stavebního průmyslu využití hybridní fuzzy neuronové sítě k dosažení přesnosti odhadů nákladů v prvotních fázích stavebních projektů. Fuzzy logika (mlhavá logika) oproti klasické výrokové logice (s hodnotami pravda – nepravda) pracuje s nejistotou a nepřesností a pravdivých hodnot připouští více, s hodnotami pravděpodobnosti v intervalu od 0 do 1. Fuzzy neuronová síť dokáže vyhodnotit velké množství faktorů ovlivňujících náklady a promítnout pravděpodobnost jejich vlivu do výsledné kalkulace. I v tomto případě je naprosto zásadní disponovat kvalitními a početnými vstupními daty, a to v členění na kategorie stavebních nákladů.

5.3 Měření výkonnosti

Výkonnost je možné popsat jako *„charakteristiku, která popisuje způsob, respektive průběh, jakým zkoumaný subjekt vykonává určitou činnost, na základě podobnosti s referenčním způsobem vykonání (průběhu) této činnosti“* (Wagner, 2009).

Tato aktivita se pro některé společnosti stala hlavní náplní manažerského účetnictví, a to především při měření hodnotových kritérií vyjadřujících, jaká je finanční pozice společnosti. Velký milník představoval revoluční koncept Balance Scorecard

Kaplana a Nortona (1992). Tento systém do měření výkonnosti zahrnul rovněž hodnocení dosahování strategických cílů podniku souvisejících se vztahy se zákazníky a zaměstnanci a kvalitou interních procesů.

Měření výkonnosti obsáhlejších projektů či společností se složitými procesy může být ztíženo velkým množstvím ukazatelů výkonnosti. Výkonnost navíc může být poměřována z různých úhlů pohledu, ať už se jedná o náklady, čas, kvalitu nebo rizika. Lauras, Marques a Gourc (2010) navrhují multikriteriální přístup k měření výkonnosti, v němž využívají technologií umělé inteligence k agregaci tří dimenzí měření výkonnosti: jednotlivé projektové úkoly či aktivity, kategorie měření výkonnosti a detailní rozpad tzv. výkonnostního triptychu, tedy efektivnosti, účinnosti a relevantnosti.

Na konkrétním příkladu procesu výroby železa uvádí Tunckaya (2017) další možnosti využití především umělých neuronových sítí a fuzzy systémů k měření výkonnosti, jakož i predikci indexu propustnosti železa. Výsledky předpovědí obdržených díky užití umělé inteligence pomohly k odhalení důvodů případných anomálií, a kromě samotného měření výkonnosti tak zodpovědní pracovníci mohli preventivně do výroby zasáhnout pro ovlivnění výkonu, například volbou odlišného materiálu či úpravou tlaku nebo teploty.

5.4 Další oblasti využití technologií umělé inteligence

Kromě výše popsaných klíčových oblastí manažerského účetnictví mohou technologie umělé inteligence pozitivně ovlivnit i dílčí aktivity či rozhodovací problémy.

Jedním z takových příkladů je customizace produktu, tedy jakási konfigurace dle potřeb a požadavků zákazníka. U takového typu výroby bude výrobce přicházet o úspory z rozsahu a zdlouhavá příprava výroby bude mít za následek vznik mnohem vyšších nákladů než u hromadné výroby. Z těchto důvodů se některé společnosti snaží o kompromis mezi hromadnou a zakázkovou výrobou, a tento kompromis nazývají *mass customization,* tedy hromadná customizace (Tseng, Jiao a Merchant, 1996). Ta kombinuje výhody přizpůsobení individuálním požadavkům s výhodami masové výroby, a tedy nižšími náklady. Xu aj. (2017) pomocí genetických algoritmů vytvořili model podpory rozhodování v podmínkách hromadné customizace s cílem optimálně nastavit jednotlivé parametry výroby.

Rovněž pro potřeby strategicky orientovaného manažerského účetnictví dokáže umělá inteligence poskytnout potřebnou technickou podporu, konkrétně v procesu zpracování vstupních dat a jejich vyhodnocení, a především předání zodpovědným pracovníkům v podobě vhodné pro další práci s nimi. Ping (2021) pro usnadnění analýzy dat a rozhodování manažerů o strategickém směřování společností navrhuje kombinaci *data mining* a značkovacího jazyka XBRL *(eXtensible Business Reporting Language).*

6 Diskuse

Výše uvedené příklady aplikace technologií umělé inteligence v manažerském účetnictví ukazují, že potenciál další automatizace manažerského účetnictví je obrovský. Všudypřítomný důraz na digitalizaci, automatizaci, robotizaci a další technologický pokrok není možné ignorovat či obejít.

Zhang (2021) ve svém článku dokonce považuje technologie *data mining* a strojového učení za naprosto zásadní při tvorbě kvalitního systému manažerského účetnictví. Uvádí také, že informatizace manažerského účetnictví je nevyhnutelná. Závěr jeho článku přináší následující myšlenku: synergie, která vzniká propojením čtyř subsystémů (účetní analytický systém, systém pro řízení rizik, systém pro řízení výkonnosti a systém pro podporu rozhodování), dokáže značně zvýšit schopnosti managementu společnosti efektivně řídit.

Některé činnosti jsou svým charakterem pro automatizaci ideální. Například Warren, Moffitt a Byrnes (2015) vidí obrovský přínos umělé inteligence, konkrétně Big Data, při zvyšování efektivity manažerských řídících systémů či v procesu rozpočetnictví. McAfee a Brynjolfsson (2012) k otázce Big Data dodávají, že společnostem umožňují zpracovávat velké objemy dat, poskytovat přesnější predikce a podporu při rozhodování.

Automatizace může rovněž vést k úspoře nákladů i času při generování, ověřování a analýze dat, zkvalitňuje také proces reportování a rozhodování (Gärtner a Hiebl 2017). Autoři článku však poměrně realisticky dodávají, že automatizace přináší i určité výzvy, od problémů s nekvalitními a nepravdivými vstupními daty, na které pak je ve zbytku procesu spoléháno, přes stále se zvyšující technologické požadavky, až po ztrátu kredibility pracovníků controllingu při rozhodování.

I přes všeobecné nadšení z umělé inteligence jako takové by tedy nezbytný krok v tomto procesu měla představovat analýza jednotlivých činností manažerského účetnictví, a to z pohledu rozdělení těchto činností na programovatelné a neprogramovatelné. Ačkoliv příznivci umělé inteligence cílí na automatizaci a digitalizaci veškerých činností, ne vždy je to pro společnost a její interní procesy vhodné a prospěšné (Quattrone, 2016). Činnosti, které nejsou vhodné pro automatizaci, a přesto se automatizují, nemají pak pro podnik přidanou hodnotu, naopak efektivitu snižují.

Tento pohled potvrdila i case study Korhonena aj. (2020) provedená mezi lety 2012 a 2014 v nadnárodní společnosti TechCo. podnikající ve strojní výrobě. Experiment byl proveden s prodejními cenami a náklady a měl za cíl zautomatizovat proces nastavení prodejních podmínek. I po zautomatizování tohoto procesu bylo nutné prověření ze strany specialisty, management se tak musel rozhodovat na základě dvou zdrojů. Automatizace v tomto případě pouze přidala další vrstvu systému k podpoře rozhodování.

Losbichler a Lehner (2021) zkoumali limitace umělé inteligence. Jako největší omezení vidí obtížné dosahování přesných predikcí z důvodu komplexity a velkého počtu faktorů v jednotlivých veličinách manažerského účetnictví, jejichž vztahy a vzájemné napojení není schopna pojmout a popsat ani umělá inteligence.

7 Závěr

Tento článek nastiňuje příklady praktických aplikací technologií umělé inteligence v manažerském účetnictví a přináší rovněž pohled na další možnosti vývoje v podobě modelů vytvořených na akademické úrovni.

Z provedené analýzy vyplynulo několik stěžejních aspektů ovlivňujících úspěch implementace technologií umělé inteligence. V první řadě je patrné, že důležitou roli hraje informační systém, jenž implementaci samotných nástrojů podmiňuje vzhledem k nutnosti získat co největší množství dat společnosti.

Kvalita dat a efektivní způsob jejich distribuce mezi vrcholové zaměstnance představuje klíčový aspekt, který rozhoduje o úspěchu či neúspěchu využití technologií umělé inteligence. Technologií, které je možno využít, existuje nespočet, jejich volba by měla být provedena s ohledem na konkrétní oblast využití, charakter společnosti a povahu dat, se kterými je operováno. Článek představil například technologie umělých neuronových sítí, strojového učení, hlubokého učení, fuzzy systémů či expertních systémů.

Analýza dat a aplikace zmíněných technologií umělé inteligence má v manažerském účetnictví dosáhnout poskytnutí relevantních a kvalitních dat pro usnadnění rozhodování. Podpora při rozhodování tedy představuje hlavní cíl veškerých v článku analyzovaných aktivit a je bezesporu jedním z nejdůležitějších procesů manažerského účetnictví.

I přes pozitivní dopady implementace umělé inteligence v manažerském účetnictví se s tímto trendem pojí určitá omezení spočívající především v neefektivním nasazování umělé inteligence na takové aktivity či procesy, které nejsou pro automatizaci vhodné. Cílem každé dílčí aplikace technologií umělé inteligence by v každém případě mělo být efektivní dosažení zájmů manažerského účetnictví.

Literatura

ABUSUKHON, A., HAWASHIN, B., LAFI, M., 2021. An Efficient System for Reducing the Power Consumption in Offices Using the Internet of Things. *International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications*. Sv. 13, č. 1, s. 1–26.

CALVARD, T. S., 2016. Big data, organizational learning, and sensemaking: Theorizing interpretive challenges under conditions of dynamic complexity. *Management Learning*. Sv. 47, č. 1, s. 65–82. doi: 10.1177/1350507615592113.

CORBAN, T., 2021. *Data as a Strategic Asset* [online]. [vid. 6. 6. 2021]. Dostupné z: https://sfmagazine.com/post-entry/april-2021-data-as-a-strategic-asset/.

DE RIJCK, P., JORISSEN, A., 2021. *The impact of a firm's big data analytics capability on managerial decision-making and control: a case study on the intervening mechanisms*.

DELOITTE, 2020. *Data Valuation: Understanding the value of your data assets* [online]. [vid. 4. 6. 2020]. Dostupné z: https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/global/Documents/Finance/Valuation-Data-Digital.pdf.

DUTTA, S., 2015. *Forensic Analytics and Management Accountants* [online]. [vid. 4. 6. 2020]. Dostupné z: https://www.imanet.org/insights-and-trends/risk-management/forensic-analytics-and-management-accountants?ssopc=1.

ELBELTAGI, E., WEFKI, H., 2021. Predicting energy consumption for residential buildings using ANN through parametric modeling. *Energy Reports*. Sv. 7, s. 2534–2545. doi: 10.1016/j.egyr.2021.04.053.

FSN PUBLISHING LIMITED, 2017. *The Future of Planning Budgeting and Forecasting - Global Survey 2017* [online]. [vid. 4. 6. 2020]. Dostupné z: https://fsn.co.uk/research-papers/the-future-of-planning-budgeting-and-forecasting-global-survey-2017/.

GARTNER, 2019. *Gartner Survey Shows 37 Percent of Organizations Have Implemented AI in Some Form* [online] [vid. 3. 11. 2019]. Dostupné z: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-21-gartner-survey-shows-37-percent-of-organizations-have.

GARTNER, 2020. *Gartner Survey of Nearly 2,000 CIOs Reveals Top Performing Enterprises are Prioritizing Digital Innovation During the Pandemic* [online]. [vid. 24. 5. 2021]. Dostupné z: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2020-10-20-gartner-survey-of-nearly-2000-cios-reveals-top-performing-enterprises-are-prioritizing-digital-innovation-during-the-pandemic.

GARTNER, 2021. *Gartner Survey Reveals Over Half of CIOs Plan to Increase Full-Time Employees in IT to Accelerate Digital Initiatives in 2021* [online]. [vid. 24. 5. 2021]. Dostupné z: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2021-03-31-gartner-survey-reveals-over-half-of-cios-plan-to-increase-full-time-employees-in-it-to-accelerate-digital-business-initiatives-in-2021.

GÄRTNER, B., HIEBL, M. R. W., 2017. Issues with Big Data. In QUINN, M., STRAUSS, E. *The Routledge Companion to Accounting Information Systems*. London: Routledge. doi: 10.4324/9781315647210-13.

GRANLUND, M., MALMI, T., 2002. Moderate impact of ERPS on management accounting: a lag or permanent outcome? *Management Accounting Research*. Sv. 13, č. 3, s. 299–321. doi: 10.1006/mare.2002.0189.

GRIGORESCU, A., BAIASU, D., CHITESCU, R. I., 2020. Business Intelligence, the New Managerial Tool: Opportunities and Limits. *Ovidius University Annals, Series Economic Sciences*. Sv. 20, č. 1, s. 651–657.

HAENLEIN, M., KAPLAN, A., 2019. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*. Sv. 61, č. 4, s. 5–14. doi: 10.1177/0008125619864925.

HART, A., 2014. *Automated Budgeting, Forecasting and Business Intelligence in a Manufacturing Environment* [online]. [vid. 10. 6. 2021]. Dostupné z: https://grjenkin.com/articles/category/business-intelligence/4235/automated-budgeting-forecasting-and-business-intelligence-in-a-manufacturing-environment.

CHENG, M.-Y., TSAI, H.-C., SUDJONO, E., 2010. Conceptual cost estimates using evolutionary fuzzy hybrid neural network for projects in construction industry. *Expert Systems with Applications*. Sv. 37, č. 6, s. 4224–4231. doi: 10.1016/j.eswa.2009.11.080.

CHOU, D. C., TRIPURAMALLU, H. B., CHOU, A. Y., 2005. BI and ERP integration. *Information Management & Computer Security*. Sv. 13, č. 5, s. 340–349. doi: 10.1108/09685220510627241.

IBM, 2021. *AI vs. Machine Learning vs. Deep Learning vs. Neural Networks: What's the Difference?* [online]. [vid. 7. 6. 2021]. Dostupné z: https://www.ibm.com/cloud/blog/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks.

KAPLAN, A., HAENLEIN, M., 2019. Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*. Sv. 62, č. 1, s. 15–25. doi: 10.1016/j.bushor.2018.08.004.

KAPLAN, R. S., NORTON, D. P., 1992. The balanced scorecard–measures that drive performance. *Harvard Business Review*. Sv. 70, č. 1, s. 71–79.

KARNA, H. A., 2018. *Data Is a „Tangible" Asset* [online]. [vid. 6. 7. 2021]. Dostupné z: https://www.cfo.com/analytics/2018/05/data-assets-tangible/.

KHATAIE, A. H., BULGAK, A. A., SEGOVIA, J. J., 2011. Activity-Based Costing and Management applied in a hybrid Decision Support System for order management. *Decision Support Systems* [online]. Sv. 52, č. 1, s. 142–156. doi: 10.1016/j.dss.2011.06.003.

KORHONEN, T., SELOS, E., LAINE, T., SUOMALA, P., 2020. Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: an interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*. Sv. 34, č. 2, s. 253–280. doi: 10.1108/AAAJ-12-2016-2809.

KRÁL, B., 2018. *Manažerské účetnictví*. Praha: Management Press.

LAURAS, M., MARQUES, G., GOURC, D., 2010. Towards a multi-dimensional project Performance Measurement System. *Decision Support Systems*. Sv. 48, č. 2, s. 342–353. doi: 10.1016/j.dss.2009.09.002.

LOSBICHLER, H., LEHNER, O. M., 2021. Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: a call for future accounting research. *Journal of Applied Accounting Research*. Sv. 22, č. 2, s. 365–382. doi: 10.1108/JAAR-10-2020-0207.

MAROTTA, G., 2021. *Opportunities of AI in Budgeting Approaches | DIGITALE WELT | Das Wirtschaftsmagazin zur Digitalisierung* [online]. [vid. 10. 6. 2021]. Dostupné z: https://digitaleweltmagazin.de/fachbeitrag/opportunities-of-ai-in-budgeting-approaches/.

MCAFEE, A., BRYNJOLFSSON, E., 2012. Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*. Sv. 90, č. 10, s. 61–68.

PING, W., 2021. Data mining and XBRL integration in management accounting information based on artificial intelligence. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*. Sv. 40, č. 4, s. 6755–6766. doi: 10.3233/JIFS-189509.

PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2019. *2019 AI Predictions: Six priorities you can't afford to ignore* [online]. [vid. 26. 5. 2021]. Dostupné z: https://www.pwc.com/us/en/services/consulting/library/artificial-intelligence-predictions-2019.html.

QIN, J., QIN, Q., 2021. Cloud Platform for Enterprise Financial Budget Management Based on Artificial Intelligence. *Wireless Communications and Mobile Computing*. Sv. 2021, s. 1–10. doi: 10.1155/2021/8038433.

QUATTRONE, P., 2016. Management accounting goes digital: Will the move make it wiser? *Management Accounting Research*. Sv. 31, s. 118–122. doi: 10.1016/j.mar.2016.01.003.

SABHERWAL, R., BECERRA-FERNANDEZ, I., 2013. *Business intelligence: practices, technologies, and management*. Hoboken: John Wiley & Sons.

SALMERON, J. L., FROELICH, W., 2016. Dynamic optimization of fuzzy cognitive maps for time series forecasting. *Knowledge-Based Systems*. Sv. 105, s. 29–37. doi: 10.1016/j.knosys.2016.04.023.

SUNEJA, N., SHAH, J. P., SHAH, Z. H., HOLIA, M. S., 2021. A neural network approach to design reality oriented cost estimate model for infrastructure projects. *Reliability: Theory and Applications*. Sv. 16, č. 1(60), s. 254–263.

THOMASNET NEWS, 2019. *Big Data, Better Budgeting: Machine Learning for Facilities Management* [online]. [vid. 10. 6. 2021]. Dostupné z: https://www.thomasnet.com/insights/big-data-better-budgeting-machine-learning-for-facilities-management/.

TSENG, M. M., JIAO, J., MERCHANT, M. E., 1996. Design for Mass Customization. *CIRP Annals*. Sv. 45, č. 1, s. 153–156. doi: 10.1016/S0007-8506(07)63036-4.

TUNCKAYA, Y., 2017. Performance assessment of permeability index prediction in an ironmaking process via soft computing techniques. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*. Sv. 231, č. 6, s. 1101–1113. doi: 10.1177/0954408916654199.

WAGNER, J., 2009. *Měření výkonnosti: Jak měřit, vyhodnocovat a využívat informace o podnikové výkonnosti*. Praha: Grada.

WAGNER, J., FIBÍROVÁ, J., KŘEHNÁČOVÁ, A., 2020. Vývoj manažerského účetnictví v České republice: 1989–2019. *Český finanční a účetní časopis*. Sv. 2019, č. 4, s. 57–80. doi: 10.18267/j.cfuc.539.

WARREN, J. J. D., MOFFITT, K. C., BYRNES, P., 2015. How big data will change accounting. *Accounting Horizons*. Sv. 29, č. 2, s. 397–407. doi: 10.2308/acch-51069.

WIXOM, B. H., WATSON, H. J., WERNER, T., 2011. Developing an Enterprise Business Intelligence Capability: The Norfolk Southern Journey. *MIS Quarterly Executive*. Sv. 10, č. 2, s. 61–71.

WYATT PARTNERS, 2020. *How to Value Data as an Asset* [online]. [vid. 7. 6. 2021]. Dostupné z: https://wyatt.partners/2020/how-to-value-data/.

XIA, F., YANG, L. T., WANG, L., VINEL, A., 2012. Internet of Things. *International Journal of Communication Systems*. Sv. 25, č. 9, s. 1101–1102. doi: 10.1002/dac.2417.

XU, Y., LANDON, Y., SEGONDS, S., ZHANG, Y., 2017. A decision support model in mass customization. *Computers & Industrial Engineering*. Sv. 114, s. 11–21. doi: 10.1016/j.cie.2017.09.046.

ZHANG, X., 2021. Application of data mining and machine learning in management accounting information system. *Journal of Applied Science and Engineering*. Sv. 24, č. 5, s. 813–820. doi: 10.6180/jase.202110_24(5).0018.

Český finanční a účetní časopis, 2021, roč. 16, č. 4, s. 81–99.

Artificcial intelligence in management accounting

Aneta Zemánková

Abstract:

The paper deals with the possibilities of using artificial intelligence in tasks and activities of management accounting. Its aim is to create a comprehensive overview of the current state and possibilities of utilization of artificial intelligence technologies in management accounting, based on a systematic literature review of empirical literature. Academic articles were complemented by current surveys of research consulting companies and professional organizations and bodies. Literature review results are grouped by specific key areas of management accounting, analyzing the tools for facilitating the budgeting and calculation processes or performance measurement. Artificial intelligence is also presented as a customization process or strategic decisions support. Resulting from the executed analysis, a few fundamental aspects affecting the success of artificial intelligence technologies implementation were determined, primarily the quality of the primary data and reasonable choice of activities suitable for automation.

Keywords: Artificial intelligence; ERP system; Management accounting.

JEL Classification: M15, M41, O14.