

UNIVERSITATEA BABEȘ-BOLYAI
FACULTATEA DE ȘTIINȚE ECONOMICE ȘI GESTIUNEA AFACERILOR
ȘCOALA DOCTORALĂ DE ȘTIINȚE ECONOMICE ȘI GESTIUNEA AFACERILOR

Abstract

TEZĂ DE DOCTORAT

**Impactul big data asupra
performanței organizaționale**

**Conducător de doctorat:
Prof.univ.dr. Anca Borza**

**Student doctorand:
drd. Mihai Bogdan**

Cluj-Napoca

2022

Cuprinsul abstractului tezei de doctorat

Cuvinte cheie	5
<i>Partea I. Revizuirea sistematică a literaturii.....</i>	<i>5</i>
Delimitarea temei și motivația cercetării	5
Stadiul actual al cunoștințelor în domeniu	6
Definirea obiectivelor cercetării	8
Obiective teoretice.....	9
Obiective empirice	9
Revizuirea sistematică a literaturii de specialitate.....	10
<i>Partea a II-a. Metodologia cercetării și analiza datelor</i>	<i>14</i>
<i>Concluzii și contribuții personale.....</i>	<i>16</i>
Discuție și concluzie	16
Contribuții teoretice.....	17
Contribuții empirice	19
Implicații manageriale.....	21
Limitele cercetării și perspectivele cercetării	23
<i>Referințe bibliografice</i>	<i>26</i>

Cuprinsul tezei de doctorat

INTRODUCERE	1
Delimitarea subiectului și motivația cercetării	1
Stadiul actual al cunoștințelor în domeniu	2
Definirea obiectivelor cercetării	3
Structura tezei de doctorat	5
CAPITOLUL 1. Analiza activității economice	8
1.1 Evoluția analizei activității economice	8
1.2 Concepte fundamentale ale analizei activității economice si ale big data	10
1.2.1 Definirea și scopul analizei activității economice.....	10
1.3 Ce este big data?	12
1.3.1 Definiții pentru big data	14
1.3.2 Caracteristicile big data.....	16
1.3.3 Clasificări ale analizelor big data.....	20
1.4 Procese care utilizează analize big data	23
1.5 Domenii, industrii și activități care utilizează analize big data	25
1.5.1 Utilizări big data la nivel de industrie	26
1.5.2 Utilizări big data in funcție de nivelul organizațional	33
1.5.3 Actori big data.....	36
1.6 Constatări preliminare	37
CAPITOLUL 2. Implicațiile utilizării big data asupra strategiei organizaționale	40
2.1 Big Data: căzând în capcana tehnologiei	41
2.2 Pași către implementarea unei strategii big data	41
2.3 Impactul big data asupra strategiei organizațiilor	42
2.4 Compromisuri în adoptarea unei strategii big data	43
2.4.1 Abordări inductive și deductive ale analizelor big data	44
2.4.2 Inteligența algoritmilor și inteligența umană	44
2.4.3 Structuri ale capacităților big data centralizate și descentralizate	44
2.4.4 Îmbunătățirea modelului de afaceri și inovarea bazate pe big data.....	45
2.4.5 Acces controlat și acces deschis la big data	45
2.4.6 Minimizarea și neglijarea riscurilor sociale ale realizării valorii big data	45
2.5 Studierea analizelor big data prin prisma mai multor teorii	46
2.5.1 Big data în contextul teoriei bazate pe resurse.....	46
2.5.2 Resurse cheie și cadrul VRIN	47
2.5.3 Big data în contextul teoriei capacității dinamice	49
2.5.4 Big data în contextul teoriei bazate pe cunoștințe.....	49
2.5.5 Big data și teoria procesării informației.....	49
2.5.6 Big data și teoria contingenței.....	50

2.5.7 Big data și teoria capacității de absorbție.....	50
2.5.8 Big data și teoria învățării organizaționale.....	50
2.6 Capabilitatea de analiză big data	51
2.7 Valoare dincolo de eficiența operațională (valoare strategică).....	55
2.8 Dezvoltarea unei capabilități de analiză big data.....	58
2.9 Ținte pentru crearea de valoare	59
2.10 Constatări preliminare	60
<i>CAPITOLUL 3. PRACTICI PENTRU ANALIZELE BIG DATA ȘI METODE PENTRU MĂSURAREA PERFORMANȚEI ORGANIZAȚIONALE</i>	<i>62</i>
3.1 Practici pentru analizele big data	62
3.2 Metode pentru măsurarea performanței organizaționale.....	66
3.3 Constatări preliminare	72
<i>CAPITOLUL 4. CERCETAREA EMPIRICĂ: O REVIZUIRE SISTEMATICĂ A LITERATURII DE SPECIALITATE ȘI UN STUDIU DE META-ANALIZĂ</i>	<i>75</i>
4.1 Revizuire sistematică a literaturii de specialitate.....	75
4.1.1 Definierea variabilelor studiului	78
4.1.2 Analiza sistematică a articolelor incluse în meta-analiză.....	81
4.2 Meta-analiza	101
4.2.1 Metodologia	101
4.2.2 Rezultatele.....	105
4.2.3 Identificarea valorilor excepționale (outliers).....	108
4.2.4 Găsirea cazurilor influente	109
4.2.5 Grafice de tip forest plot și drapery plot. Partea vizuală a meta-analizei.....	115
4.2.6 Analize de subgrup.....	117
4.2.7 Modelul de meta-regresie.....	121
4.2.8 Publicarea părtinitoare (publication bias)	142
4.2.9 Concluzii preliminare.....	155
<i>CONCLUZII ȘI CONTRIBUȚII LA TEORIE ȘI PRACTICĂ</i>	<i>160</i>
Discuții și concluzii.....	160
Contribuții teoretice.....	160
Contribuții empirice	162
Implicații manageriale.....	164
Limitele cercetării și perspectivele cercetării	166
<i>Referințe bibliografice</i>	<i>169</i>
<i>ANEXE</i>	<i>187</i>
Anexa 1. Rezultatele generale ale meta-analizei.....	187
Anexa 2. Rezultatele meta-analizei pentru subgrupul BDA	192

Anexa 3. Rezultatele meta-analizei pentru subgrupul BDAC	192
Anexa 4. Rezultatele meta-analizei excluzând valorile excepționale	192
Anexa 5. Rezultatele meta-analizei excluzând valorile excepționale pentru subgrupul BDA	193
Anexa 6. Rezultatele meta-analizei excluzând valorile excepționale pentru subgrupul BDAC	193
Anexa 7. Analiza influenței: Baujat Diagnostics	194
Anexa 8. Analiza influenței: reziduuri standard, distanța lui Cook, tau pătrat (L-0-0), hat, DFFITS, raport de covarianță, Q (L-0-0), pondere	199
Anexa 9. Grafic forest plot general.....	200
Anexa 10. Grafic forest plot BDA.....	204
Anexa 11. Grafic forest plot BDAC	206
Anexa 12. Meta-regresie BDAC.....	208
Anexa 13. Drapery Plot general.....	208
Anexa 14. Drapery Plot BDA	209
Anexa 15. Drapery Plot BDAC	209
Anexa 16. Estimarea efectului pentru întregul eșantion	210
Anexa 17. Estimarea efectului pentru eșantionul fără valorile excepționale.....	211

Cuvinte cheie

Analize big data, capabilitate de analiză big data, performanță organizațională, meta-analiza, management strategic, avantaj competitiv, teorie bazată pe resurse, analiză de afaceri, valoare.

Partea I. Revizuirea sistematică a literaturii

Subiectul cercetării noastre îl reprezintă analizele big data privind din punctul de vedere al managementului. Am demarat acest studiu din dorința de a crea o hartă a stadiului actual al cunoștințelor în domeniu, Ne propunem, de asemenea, să creionăm acele teritorii neexplorate pe baza descoperirilor noastre. Primul nostru obiectiv este să realizăm o prezentare sistematică a tuturor noțiunilor de analiză big data. Credem că acest lucru poate avea atât implicații de cercetare, cât și implicații manageriale, deoarece poate fi o introducere cuprinzătoare în acest domeniu. Un cercetător ar putea găsi definiții, caracteristici, clasificări, precum și exemple de bune practici. Un manager responsabil cu implementarea analizelor big data va fi interesat să înțeleagă procesele, strategiile și capabilitățile specifice, care trebuie dezvoltate pentru ca această tranziție să se desfășoare fără probleme și să conducă la îmbunătățirea performanței. În a doua parte, ne propunem să avansăm conversația și să răspundem la câteva întrebări. Întrebarea fundamentală este următoarea: au analizele big data un impact asupra performanței organizaționale? Dacă da, care tip de analiză big data este cea mai eficientă? Dezvoltând în continuare: asupra cărui tip de performanță produc cel mai mare impact? Și acestea sunt doar câteva dintre întrebările pe care le vizăm.

Delimitarea temei și motivația cercetării

Analizele big data se bucură de o popularitate considerabilă și această tendință pare să fie în creștere. Este, fără îndoială, o schimbare tehnologică susținută de îmbunătățirile hardware și software. De asemenea, susținem că este o schimbare managerială, deoarece are un impact asupra modului în care managerii decid. Reușita unei astfel de inițiative implică o schimbare în cultura organizațională, deoarece implementarea necesită angajamentul conducerii, atragerea capitalului uman adecvat și, nu în ultimul rând, unele preocupări de securitate și confidențialitate. Datorită acestor provocări un astfel de domeniu reprezintă interes și din perspectiva managementului.

Cu toate acestea, nu există un răspuns definitiv la întrebarea despre efectul pe care îl au analizele big data asupra performanței organizaționale. Pentru cei mai noi în acest domeniu, rezultatele celor mai populare studii ar putea părea contradictorii. Neîncrederea este cu atât mai mare pe măsură ce descoperim că există motive pentru care anumiți actori chiar ar dori să supraaprecieze aceste rezultate. Sunt supuse unui astfel de risc doua categorii însemnate. Pe de o parte avem profesioniștii: furnizori de soluții de analize big data care sunt interesați să-și vândă produsele, oamenii din conducerea organizațiilor, care doresc să apară ca având un comportament mai inovativ decât concurența. Pe de altă parte, pentru oamenii din mediul academic. Presiunea de a demonstra că sunt la curent cu cele mai recente provocări manageriale ale epocii actuale este ridicată. O motivație în plus pentru a încuraja forțarea rezultatelor pozitive semnificative este cea legată de fenomenul de publicare părtinitoare (*publication bias*). Este demonstrat faptul că studiile care obțin rezultate puternice pozitive au o șansă mai mare de a fi publicate. Aceste exemple specifice celor două medii ne evidențiază faptul că există elemente care încurajează exagerarea efectului pozitiv produs de analizele big data.

Cercetarea noastră are ca obiectiv principal măsurarea impactului produs de analizele big data asupra performanței organizaționale. În cazul în care rezultatele sunt pozitive vom aprofunda acest subiect având în vedere tipurile specifice de analize big data, precum și diferitele tipuri de măsurare ale performanței. Adicional, dorim să adăugăm și o serie de variabile moderatoare precum: sectorul, dimensiunea organizației, țara și anul publicării studiului.

Stadiul actual al cunoștințelor în domeniu

După cum am menționat inițial, suntem interesați să studiem acest subiect privind din punctul de vedere al managementului. Deci, motivația noastră este să înțelegem implicațiile pentru organizații și în special pentru manageri.

Inițial ne-am pus în situația unui manager care ar dori să își îmbunătățească înțelegerea despre acest domeniu. Analizele big data sunt o formă evoluată a analizelor activității economice. În cadrul literaturii de specialitate am găsit contribuții, atât din partea celor care profesază în acest domeniu, precum și din partea mediului academic. Institute precum TechAmerica Foundation (2012), UpX Academy (2016), sau Gartner (n.d.) sunt pionierii primelor definiții acceptate despre big data. Din mediul academic, considerăm ca fiind fundamentală lucrarea lui Davenport și Harris (2007) care au elaborat o serie de tactici pentru a concura în domeniul big data. Evans (2017) a

clasificat analizele activității economice în funcție de întrebările la care acestea răspund: descriptive, predictive și prescriptive. Ceea ce separă analizele big data de cele clasice poate fi explicat prin caracteristicile sale. Trei dintre cele mai cunoscute sunt: volumul, viteza și varietatea (Laney, 2001; Zikopoulos et al., 2012; Chen și Zhang, 2014). Alți cercetători precum Van Rijmenam (2013), Seddon și Currie (2017) și Mikalef et al. (2017) au adăugat o serie de caracteristici: veridicitatea, valoarea, variabilitatea și vizualizarea.

În cadrul literaturii de specialitate am identificat utilizări ale analizelor big data în 19 sectoare de activitate și, de asemenea, la toate nivelurile organizaționale: strategic, de funcțiune și operațional. Cu toate acestea, am avut dificultăți în a identifica studii care iau în considerare acest subiect în mai multe sectoare sau niveluri organizaționale simultan. Am dorit să găsim studii care să trateze acest efect în mod comparat între sectoare. Au fost situații în care eșantioanele studiilor au fost colectate din mai multe industrii. Cu toate acestea, în aceste cazuri, industria nu a jucat rolul central. Mai degrabă a fost doar un element demografic în cadrul studiului. Sperăm că abordarea noastră cuprinzătoare va umple acest gol.

Când vine vorba de a privi lucrurile din perspectiva managementului, am descoperit analizele big data studiate în baza mai multor teorii, cum ar fi teoria bazată pe resurse (Gupta și George, 2016; Akter et al., 2016), teoria capacității dinamice (Singh și Singh, 2019; Mikalef et al., 2020), teoria bazată pe cunoștințe (Côrte-Real et al., 2017; Ghasemaghahi, 2019), teoria procesării informației (Roßmann et al., 2018; Zhu et al., 2018), teoria contingenței (Cao și Duan, 2017), teoria capacității de absorbție (Wang și Byrd, 2017), teoria învățării organizaționale (Ghasemaghahi și Calic, 2019). Ceea ce au în comun acești cercetători este înțelegerea faptului că elementul cel mai dificil nu este achiziționarea tehnologiei potrivite, ci mai degrabă a cultiva cultura organizațională potrivită și a dezvolta capabilități de analiză big data. Acesta este motivul pentru care unii autori consideră analiza big data o „revoluție a managementului” (McAfee și Brynjolfsson, 2012).

Plecând de la rezultatele cercetărilor anterioare, o întrebare centrală din studiul nostru este următoarea: pot organizațiile să obțină un efect pozitiv suplimentar în materie de performanță prin dezvoltarea unei capabilități de analiză big data (BDAC)? În contrapartidă, evaluăm efectul în organizațiile care adoptă doar utilizări simple ale analizelor big data (BDA). Din experiența noastră, cercetătorii studiază unul dintre cele două tipuri de analize big data la un moment dat și nu le tratează comparativ.

Obiectivul nostru este să studiem relația dintre analizele big data și performanță. Pentru a doua parte a relației, performanța, am identificat în literatura disponibilă, forme precum performanța financiară, avantajul competitiv, performanța operațională, satisfacția/ retenția clienților, agilitatea organizațională, performanța de piață, eficacitatea luării deciziilor, inovația, performanța lanțului de aprovizionare, dezvoltarea/ satisfacția/ motivarea angajaților, performanța socială/ de mediu. Când testează relația, cercetătorii tind să se concentreze, doar pe unul sau două tipuri de performanță. Cele mai des întâlnite tipuri de performanță sunt: avantajul competitiv, performanța financiară și performanța lanțului de aprovizionare. Testându-le simultan și comparativ sperăm să identificăm dacă impactul diferă în funcție de tipul de performanță.

Definirea obiectivelor cercetării

După cum am explicat deja, analizele big data sunt o schimbare tehnologică importantă și par să aibă un impact asupra managementului în sine. Întrucât această schimbare promite o suită de oportunități. Dar, aduce și o serie de amenințări, mai ales din cauza incertitudinilor generate de o tehnologie nouă.

Ne putem imagina că o întrebare foarte probabilă din partea unui CEO ar fi: merită efortul? Din acest motiv, obiectivul nostru principal este să testăm dacă există o legătură între utilizarea analizelor big data și îmbunătățirea performanței.

Obiectivul general al acestei cercetări este de a testa relația dintre analizele big data (de orice formă) și performanță (de orice tip). Din acest obiectiv global vom deriva câteva întrebări specifice. Cel mai simplu spus, vrem să vedem dacă analizele big data generează rezultate pozitive. Principala metodologie pe care o folosim este meta-analiza. În acest sens, vom include rezultatele tuturor studiilor empirice disponibile. Pentru unii, această abordare va părea prea generală. Pentru această obiecție, trebuie să îl cităm pe unul dintre pionierii studiului de tip meta-analiză. Glass (1978) a anticipat această controversă subliniind analogia comparării merelor și portocalelor. Acest lucru este acceptabil dacă obiectivul este de a investiga fructele în general. Mai târziu, Rosenthal (1991) a întărit această idee într-un mod metaforic similar. Combinarea merelor și portocalelor este un lucru de dorit, dacă obiectivul nostru este o salată de fructe. În acest sens, considerăm că meta-analiza este o metodologie de studiu adecvată pentru întrebarea și obiectivul nostru de cercetare. În primul rând, deoarece întrebarea noastră este foarte cuprinzătoare. Acest lucru ne va permite să testăm ipotezele în raport cu cât mai multe studii. În al doilea rând, această

diversitate ne va permite să generalizăm rezultatele. Borenstein et al. (2009) consideră că obiectivul unui studiu de meta-analiză este rareori de a combina rezultatele unor studii identice. Mai degrabă de a extinde întrebarea pe baza acestor studii și de a identifica unele modele suplimentare. Conform cunoștințelor noastre, nu a fost derulat nici un studiu care să includă în același model toate tipurile de analize big data, o diversificare așa de mare a tipurilor de performanță, variabile moderatoare (țară, sector, dimensiunea firmei) și un orizont de timp așa de îndelungat (ianuarie 2010- iulie 2020). Acest fapt este totuși de înțeles, deoarece este aproape imposibil pentru un studiu individual să colecteze atât de multe date. Și din acest motiv considerăm că opțiunea cea mai viabilă pentru acest obiectiv este un studiu de tip meta-analiză.

Obiective teoretice

- Identificarea criteriilor necesare a fi îndeplinite astfel încât analizele activității economice să fie catalogate ca analize de tip big data.
- Prezentarea unor exemple de analize big data specifice pentru fiecare sector economic.
- Prezentarea unor exemple de analize big data specifice pentru fiecare nivel organizațional.
- Evaluarea impactului potențial al analizelor big data asupra strategiei organizaționale.
- Identificarea resurselor și competențelor necesare pentru a dezvolta o capacitate de analiză big data.
- Clasificarea practicilor de analize big data extrase din cadrul studiilor incluse în meta-analiza.
- Prezentarea metodelor utilizate în literatura de specialitate pentru măsurarea performanței organizaționale.

Obiective empirice

- Derularea unei analize sistematice a literaturii cu toți indicatorii specifici.
- Testarea impactului analizelor big data asupra performanței organizaționale utilizând metodologia de meta-analiză.
- Efectuarea unor analize de subgrup pentru a izola efectul pe baza circumstanțelor specifice și pentru a evalua diferențele dintre multiplele tipuri de analize big data și metode de măsurare a performanței.

- Efectuarea unor meta-regresii pe baza criteriilor de clasificare disponibile: tipul de analiză big data, metoda de măsurare a performanței, dimensiunea firmei, sector, țară, anul de studiu.
- Implementarea unor teste calitative pentru mărimea efectelor incluse în meta-analiză având în vedere: identificare valorile extreme, evaluarea heterogeneității dintre studii și evaluarea impactul potențial determinat de *publication bias*.
- Elaborarea unor recomandări, atât pentru cercetători, cât și pentru manageri, pe baza rezultatelor obținute.

După cum am menționat în obiectivele enumerate mai sus, ne dorim ca studiul nostru să devină un material informativ pentru oricine este nou în domeniul analizelor big data, deoarece poate servi ca o hartă. Sperăm să îndeplinim acest obiectiv prin revizuirea sistematică a literaturii de specialitate. În al doilea rând, pe baza rezultatelor empirice ale meta-analizei, ne propunem să aducem un răspuns final satisfăcător la dezbateră privind impactul analizelor big data asupra performanței organizaționale. Revizuirea sistematică a literaturii, împreună cu o meta-analiză are avantajul obiectivității. Totodată asigură o precizie mai mare a rezultatelor și capacitatea de generalizare (Everitt și Hothorn, 2010). Din acest motiv, sperăm că rezultatele studiului nostru vor servi drept fundament pentru experții din domeniu atunci când elaborează noi teme de cercetare. Cu toate acestea, sperăm că analizele de tip subgrup și rezultatele meta-regresiilor vor putea să evidențieze cea mai bună abordare și condițiile necesare pentru implementarea unor analize big data, astfel încât rezultatele pozitive să fie maximizate.

Revizuirea sistematică a literaturii de specialitate

Motivul pentru care am demarat întregul nostru studiu, și implicit și revizuirea sistematică a literaturii de specialitate este de a aduce mai multă claritate cu privire la stadiul literaturii la acest moment. Domeniul analizelor big data a câștigat o popularitate remarcabilă în ultimii ani, atât în rândul profesioniștilor cât și în rândul cercetătorilor. Dar contextul arată că ambii au motivații specifice de a se prezenta ca pionieri în acest domeniu de expertiză. Pe de o parte, managerii și specialiștii din acest domeniu doresc să apară ca inovatori și cu un pas în fața concurenței. În mod similar, în rândul cercetătorilor există temerea că nu ar ține pasul cu activitatea profesioniștilor. Observăm că putem identifica motive care cresc riscul unei atitudini părtinitoare cu privire la

efectul analizelor big data. Mai simplu spus, ceva ar putea fi prezentat ca extraordinar și revoluționar, când în realitate ar putea fi doar o inovație incrementală.

Din această cauză, credem că o simplă revizuire a literaturii de specialitate nu este suficientă deoarece ar putea să ne facă să perpetuăm aceleași părtiniri. O explicație pentru aceasta este că cele mai populare studii sunt deja cele care au găsit dovezi ale efectului pozitiv produs de analizele big data, pe când cele care au rezultate mai „descurajatoare” nu se bucură de aceeași popularitate. Pentru a depăși astfel de riscuri, credem că o revizuire sistematică a literaturii este mai potrivită. Iar următorul pas necesar este un studiu de tip meta-analiză. Suntem de părere că aceste două abordări se completează, iar rezultatele celei dintâi vor servi drept fundament pentru a doua.

Studiul nostru de caz este împărțit în două etape: în primul rând, un preambul în care am făcut o revizuire sistematică a literaturii și, în al doilea rând, studiul de tip meta-analiza. Scopul primei părți este de a deprinde o mai bună înțelegere a stadiului actual al literaturii.

În paragrafele următoare, vom defini ipotezele studiului nostru, vom explica criteriile pe baza cărora am selectat studiile și principalele metode statistice pe care le-am aplicat.

O primă definiție pentru revizuirea sistematică a literaturii o găsim la Higgins et al. (2019) care susțin că este o colecție a tuturor studiilor empirice disponibile care îndeplinesc criteriile de includere cu scopul de a răspunde unei întrebări de cercetare propuse.

În mod similar, conform lui Bettany-Saltikov (2016), o revizuire sistematică a literaturii este un tip de revizuire a literaturii care se concentrează pe o singură întrebare de cercetare, este condusă pentru a evalua și a sintetiza toate studiile disponibile care au dovezi empirice asupra acelei întrebări de cercetare și urmărește să genereze concluzii pe baza acestor constatări. Desigur, metodologia de căutare și includere trebuie să fie clară și stabilită în prealabil. Există un rezumat standardizat pe care l-am inclus, de asemenea, în studiul nostru sub forma unui tabel.

Ca primă parte a unei analize sistematice a literaturii, am început cu formularea întrebării de cercetare. Evaluăm din punct de vedere al managementului un fenomen care pare să aibă o influență importantă în cadrul organizațiilor: analizele big data. În conformitate, ne propunem să identificăm impactul analizelor big data asupra performanței organizației. Deci, principala întrebare de cercetare este:

- ***Care este impactul big data asupra performanței organizației?***

Din această întrebare derivăm întrebări de nivel doi precum:

- *Ce tipuri de analize big data există?*

- *Care sunt metodele de evaluare a performanței?*
- *În cadrul căror teorii sunt studiate aceste elemente?*
- *Care sunt principalele metodologii utilizate în cadrul studiilor incluse?*
- *Care sunt principalele constatări și concluzii ale studiilor?*
- *Care sunt implicațiile pentru manageri?*
- *Care sunt implicațiile pentru cercetare?*

În conformitate cu descoperirile preliminare din literatura de specialitate, am stabilit o serie de ipoteze pe care le vom testa empiric în baza meta-analizei:

H1: Analizele big data influențează pozitiv performanța organizațională.

H1a: Analizele big data au un impact pozitiv asupra performanței financiare.

H1b: Analizele big data influențează pozitiv avantajul competitiv.

H1c: Analizele big data influențează pozitiv performanța operațională.

H1d: Analizele big data influențează pozitiv satisfacția/ retenția clienților.

H1e: Analizele big data influențează pozitiv agilitatea organizațională.

H1f: Analizele big data influențează pozitiv performanța de piață.

H1g: Analizele big data influențează pozitiv eficacitatea luării deciziilor.

H1h: Analizele big data influențează pozitiv inovația.

H1i: Analizele big data influențează pozitiv performanța lanțului de aprovizionare.

H1j: Analizele big data influențează pozitiv dezvoltarea/ satisfacția/ motivația angajaților.

H1k: Analizele big data au un impact pozitiv asupra performanței sociale/ de mediu.

H2: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței în comparație cu analizele big data.

H2a: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței financiare în comparație cu analizele big data.

H2b: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra avantajului competitiv în comparație cu analizele big data.

H2c: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței operaționale în comparație cu analizele big data.

H2d: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra satisfacției/retenției clienților în comparație cu analizele big data.

H2e: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra agilității organizaționale în comparație cu analizele big data.

H2f: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței de piață în comparație cu analizele big data.

H2g: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra eficacității luării deciziilor în comparație cu analizele big data.

H2h: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra inovației în comparație cu analizele big data.

H2i: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței lanțului de aprovizionare în comparație cu analizele big data.

H2j: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra dezvoltării/ satisfacției/ motivației angajaților în comparație cu analizele big data.

H2k: Capabilitatea de analiză big data are un impact pozitiv superior asupra performanței sociale/ de mediu în comparație cu analizele big data.

H3: Dimensiunea firmei moderează impactul analizelor big data asupra performanței.

H4: Țara moderează impactul analizelor big data asupra performanței.

H5: Sectorul moderează impactul analizelor big data asupra performanței.

H6: Anul studiului moderează impactul analizelor big data asupra performanței.

Partea a II-a. Metodologia cercetării și analiza datelor

Așa cum am prezentat în cadrul revizuirii literaturii de specialitate, pentru a testa relația dintre analizele big data și performanță am creat două seturi de variabile. Pe de o parte, cele două variabile în care facem distincția între analizele big data (BDA) și capacitatea de analiză big data (BDAC). Pe de altă parte, avem variabilele de măsurare a performanței: performanța financiară (FP), avantajul competitiv (CA), performanța operațională (OP), satisfacția/ retenția clienților (CS), agilitatea organizațională (OA), performanța de piață (MP), eficacitatea luării deciziilor (DME), inovarea (IN), performanța lanțului de aprovizionare (SCP), dezvoltarea/ satisfacția/ motivarea angajaților (ES), performanța socială/ de mediu (SEP). Pe lângă acestea, am introdus și câteva variabile moderatoare: dimensiunea firmei (întreprinderi mari - LE, întreprinderi mici și mijlocii – SME), sector (conform Rev, NACE 2., 2008), țară (pe baza țărilor incluse în eșantion), anul studiului (din ianuarie 2010 până în iulie 2020).

Pentru variabilele dedicate analizei big data și performanței, am dedicat întregul capitol 3. Distincția dintre BDA și BDAC este dată de nivelul de integrare al acestei activități în cadrul organizației. Utilizările simple ale analizelor big data au fost clasificate ca BDA. Acestea pot include utilizări ad-hoc, anunțuri publice de implementare a big data, utilizări operaționale etc. Pentru categoria BDAC, am ales acele studii în cadrul cărora este menționată utilizarea unor resurse specifice, dezvoltarea unor competente manageriale și tehnologice în materie de analiză, o cultură bazată pe date și o intensitate crescută a învățării organizaționale.

La începutul acestui proiect de cercetare, am stabilit ca principal obiectiv efectuarea unei meta-analize în care să includem toate articolele empirice disponibile care studiază relația dintre analizele big data și performanța organizațională. Ca interval de timp, am stabilit limita inferioară pentru 2010. În căutarea noastră inițială pe Web of Knowledge am identificat aceasta ca fiind perioada în care au fost publicate primele cercetări empirice pe această temă. În ceea ce privește limita superioară, data limită este iulie 2020. Aceasta este dată la care am efectuat ultima căutare. Criteriile de căutare sunt construite pe baza unei combinații de cuvinte cheie formate din elemente de big data împreună cu elemente de performanță organizațională. Acestea sunt prezentate în tabelul de mai jos. Pentru o mai bună evidențiere vom păstra cuvintele în limba engleză.

Tabel 1. Criterii de căutare pentru studii

Cuvinte cheie		
big data	performance	empirical
business analytics	competitive advantage	management
	value	

Sursa: prelucrare proprie

Rezultatele căutărilor noastre au însumat 5614 articole, cărți sau alte tipuri de studii. În tabelul de mai jos afișăm numărul acestora în funcție de perioadă.

Tabel 2. Procesul de selecție pentru studiile incluse

Perioada	Numărul de articole	Filtru după titlu și abstract	Filtru după conținut
2010 - 2014	1000	12	4
2015-2017	1000	58	16
2018	947	174	41
2019	918	141	44
< Iulie 2020	1749	185	15
Total	5614	570	120

Sursa: prelucrare proprie

Odată făcută selecția studiilor, următorul pas a fost extragerea sau calcularea mărimii efectului. Mărimile efectului sunt măsuri standardizate și măsoară dimensiunea efectului studiat în cadrul unei relații. În studiul nostru, am folosit coeficientul de regresie standardizat (β), care este similar cu valoarea „ d ” propusă de Cohen. Aceasta este o formă de măsurare standardizată a mărimii efectului și reprezintă diferența standardizată dintre două medii (Grace-Martin, 2011; Baguley, 2009).

În continuare vom prezenta principalele tipuri de relații pe care le-am testat în cadrul studiului nostru:

(1) meta-analiza pe baza tuturor studiilor selectate.

(2) două meta-analize separate, în care am împărțit observațiile între studiile în care organizațiile au implementat analize big data (BDA) în comparație cu situația în care au dezvoltat o capacitate de analiză big data (BDAC).

(3) meta-regresii în care am testat impactul următoarelor dimensiuni: efectul suplimentar al capacității de analiză big data, tipul de performanță, dimensiunea firmei, țara, sectorul și anul studiului.

(4) analize de subgrupuri pe baza BDAC, pe țară și pe an.

(5) testarea heterogenității dintre studii: analiza valorilor extreme, influența fiecărei observații și analiza grafică de tip GOSH.

(6) testarea fenomenului de publicare părtinitoare: diagrama pâlnie, efectul părtinitor al eșantionului mic și analiza curbei P.

Pentru aceste analize am folosit software-ul R din cadrul căruia am utilizat următoarele „*librării*”: *brms, cluster, cowplot, dmetar, dplyr, esc, factoextra, flexmix, forcats, forcats, fpc, gemtc, ggplot2, ggpepel, ggridges, glue, grDevices, grid, gridExtra, mclust, meta, metafor, metaSEM, mvtnorm, netmeta, osfr, PerformanceAnalytics, reshape2, rjags, semPlot, stats, stringr, tidybayes, tidyverse*.

În ceea ce privește metoda meta-analizei, este evident că studiile pe care le-am inclus sunt extrase din eșantioane diferite și în circumstanțe diferite. Din acest motiv am ales ***modelul cu efecte aleatorii*** (*random effects model*) atunci când am estimat mărimea reală a efectului.

Concluzii și contribuții personale

Discuție și concluzie

Am inițiat această cercetare cu scopul de a testa impactul analizelor big data asupra performanței organizaționale. Curentul big data pare să se bucure de o mare popularitate atât în lumea afacerilor, cât și în lumea academică. Acest fenomen este încurajat de progresele tehnologice, cum ar fi inteligența artificială (AI), învățarea automată (machine learning) și învățarea profundă (deep learning). Toate aceste soluții inovatoare promet să fie pilonii Industriei 4.0, următoarea revoluție industrială. Din această cauză, nu este de mirare că o proporție considerabilă de lideri de afaceri doresc se prezinte ca parte a acestei mișcări, dacă nu chiar principalii jucători, mai ales dacă ne gândim la companiile de tehnologie.

Cu toate acestea, nu există un acord general cu privire la beneficiile reale pe care o astfel de tehnologie le generează. Desigur, existența analizei big data creează oportunități de afaceri, în special pentru companiile care sunt specializate în oferirea de astfel de soluții. Dar interesul nostru a fost mai profund. Am dorit să evaluăm impactul de-a lungul tuturor sectoarelor de activitate. În plus, am vrut să testăm dacă dezvoltarea unei capabilități de analiză big data (BDAC) poate genera un impact pozitiv suplimentar în comparație cu utilizarea simplă a analizelor big data (BDA).

Contribuții teoretice

Prin intermediul revizuirii sistematice a literaturii de specialitate am centralizat o colecție a elementelor definitorii pentru acest domeniu. Aceasta poate servi ca sursă de informații atât pentru cercetători, cât și pentru manageri. În primul capitol am prezentat evoluția de la business analytics la big data analytics. Am făcut acest lucru în principal pe baza caracteristicilor BDA, în special: volum, viteză și varietate. Big data se regăsește sub mai multe forme: analize de text, analize de rețele sociale, analize web, analize mobile, analize multimedia (image, audio, video) și date colectate de internetul lucrurilor (Internet of Things). Un proces big data obișnuit ar implica operațiuni cu date, cum ar fi colectarea, stocarea, curățarea, analizarea, prezentarea (vizualizarea) și luarea deciziilor (Chen și Zhang, 2014).

Una dintre contribuțiile teoretice este centralizarea exemplilor de bune practici cu privire la analizele big data din toate sectoarele. Am făcut acest lucru într-un mod structurat utilizând Clasificarea Statistică a Activităților Economice din Comunitatea Europeană (Rev, N. A. C. E. 2., 2008). Pe baza acestui glosar de clasificare, am găsit exemple pentru 19 din cele 21 de sectoare. În plus, am prezentat și o clasificare a practicilor pe niveluri organizaționale: strategic, funcțional și operațional.

Deoarece cercetarea noastră urmărește acest fenomen din punct de vedere al managementului strategic, am fost interesați să înțelegem dacă analizele big data pot duce la construirea unui avantaj competitiv. Acesta este motivul pentru care am adus în atenție conceptul de capabilitate de analiză big data. Unii cercetători susțin că partea cea mai complicată nu este cea legată achiziția tehnologiei sau angajarea oamenilor cu abilitățile tehnice necesare. Mai degrabă cultivarea unei culturi organizaționale adecvate, așa-numita cultură bazată pe date. Este vital ca managerii să înțeleagă implicațiile big data și să utilizeze informațiile oferite de analizele big data în procesul decizional. De asemenea, susținem că, pentru a dezvolta o capacitate de analiză big data (BDAC),

organizațiile trebuie să dețină resurse și să dezvolte abilități valoroase, rare, inimitabile și nesubstituibile, conform abordării VRIN.

O altă contribuție teoretică este aceea că am sintetizat conceptul de analize big data așa cum este văzut din punctul de vedere al tuturor teoriilor pe care le-am putut găsi: teoria bazată pe resurse, teoria capacității dinamice, teoria bazată pe cunoaștere, teoria procesării informațiilor, teoria contingenței, teoria capacității de absorbție și teoria învățării organizaționale, etc. De asemenea, pe baza analizei literaturii de specialitate am prezentat modelele pe baza cărora o organizație poate dezvolta o capabilitate de analiză big data. Acest lucru este relevant pentru cercetarea noastră deoarece am testat diferența dintre utilizarea BDA și dezvoltarea unei BDAC. Nu am întâlnit această comparație în cadrul literaturii de specialitate.

În ceea ce privește tipurile de analize big data am clasificat următoarele forme: capabilitatea de analiză big data, cultură organizațională orientată spre date, anunțuri publice de implementare a big data, resurse big data (baze de date), utilizări ale analizelor big data ad-hoc sau de rutină, analize de date referitoare la clienți, internetul lucrurilor (Internet of Things). Când vine vorba de performanță, metodele de măsurare sunt următoarele: *performanța financiară, avantajul competitiv, performanța operațională, satisfacția/retenția a clienților, agilitatea organizațională, performanța de piață, eficacitatea în luarea deciziilor, inovația, performanța lanțului de aprovizionare, dezvoltarea/ satisfacția/ motivarea angajaților, performanța socială/ de mediu.*

Pentru a testa relația dintre big data și performanța organizațională am restrâns clasificarea pentru big data la (1) BDA și (2) BDAC. Motivul pentru aceasta este acela de a obține o precizie statistică mai ridicată, deoarece având doar două grupuri avem mai multe observații alocate fiecărui grup. În ceea ce privește partea de performanță, am păstrat toate cele 11 metode din clasificare.

Un lucru pe care l-am remarcat la revizuirea literaturii de specialitate a fost tendința cercetătorilor de a se concentra pe o singură dimensiune din spectrul BDA și, cu puține excepții, două sau trei efecte ale performanței la un moment dat. Aceeași abordare a fost folosită atunci când ne referim la industria în care a fost realizat studiul. Fie eșantionul a inclus sectoare mixte, atunci acest detaliu nu a avut un scop important, fie studiul s-a concentrat doar pe un singur sector. Prin includerea tuturor sectoarelor disponibile în studiul nostru și comparând rezultatele acestora, am obținut posibilitatea de a generaliza. Aceasta este o caracteristică specifică pentru studiul de tip meta-analiză.

Contribuții empirice

Obiectivul nostru principal a fost testarea impactului analizelor big data asupra performanței firmei și de a determina dacă dezvoltarea unei capabilități de analiză big data va genera un impact pozitiv superior asupra performanței în comparație cu analizele big data.

Pe baza revizuirii literaturii de specialitate, putem spune că există un interes din ce în ce mai mare pentru acest subiect. Acest lucru a fost dovedit de numeroasele studii pe care le-am găsit pe baza criteriilor noastre de căutare. După cum am arătat, am găsit inițial 5614 studii, iar după ce am filtrat pe baza tuturor criteriilor de selecție, am păstrat pentru meta-analiză 120 de articole.

Cu toate acestea, așa cum am evidențiat, studiile s-au concentrat fie pe BDA, fie pe BDAC și doar pe câteva dimensiuni de performanță la un moment dat. Spre exemplu Abusweilem și Abualoush (2019) au testat performanța financiară și performanța operațională; Akhtar et al. (2019) au testat performanța financiară, performanța operațională, inovația și performanța socială/ de mediu. Această limitare apare și în ceea ce privește celelalte dimensiuni pe care le-am revizuit pentru modelul nostru, ele nu sunt tratate comparativ. Unele studii sunt concentrate fie doar pe întreprinderi mici și mijlocii fie doar pe întreprinderi mari. Excepția fiind atunci când unele studii au un eșantion mixt, iar în acest caz, dimensiunea firmei este doar o variabilă demografică. În mod similar, în cazul variabilei sector, cercetătorii nu compară rezultatele între sectoare. Credem că abordarea noastră prin utilizarea meta-analizei este potrivită pentru a acoperi această lacună. Ne-am propus să comparăm rezultatele pe baza acestor variabile moderatoare.

Cu alte cuvinte, am dorit să evaluăm efectul BDA asupra performanței organizaționale. Adițional, am dorit să testăm dacă BDAC are un efect superior față de BDA și dacă dimensiunea firmei, sectorul, țara și anul studiului au efect moderator. Pe lângă aceasta, am testat și separat impactul BDA și BDAC asupra fiecăruia dintre cele 11 tipuri de performanță din modelul nostru.

Efectul pozitiv al BDA asupra performanței organizaționale a fost confirmat, precum și beneficiile superioare ale BDAC. În general, se pare că BDAC produce un efect mai mare cu 70,5% comparativ cu BDA. Când am avut în vedere testarea celor 11 dimensiuni ale performanței, efectele au indicat aceeași direcție pozitivă, cu două excepții. Impactul BDA asupra DME nu a fost confirmat. Cu toate acestea, BDAC are un impact pozitiv puternic asupra DME. Avem două explicații pentru care efectul BDA asupra DME nu este semnificativ din punct de vedere statistic. În primul rând acuratețea statistică poate fi scăzută, deoarece am avut doar trei observații pentru această relație. Mai mult, dacă analizăm cele trei observații, constatăm că valorile sunt puternic

dispersate. În studiul lui Cao et al. (2019) avem două mărimi ale efectului, una pozitivă ($\beta = 0,191$) care evaluează impactul BDA asupra eficacității deciziilor bazate pe date și una negativă ($\beta = -0,265$) care evaluează impactul BDA asupra eficacității deciziilor intuitive. Acest lucru este în conformitate cu presupunerea noastră și cu constatările din literatură. Propunerea este că luarea deciziilor bazate pe date promise să fie o metodă superioară comparativ cu deciziile bazate pe intuiții sau opinii. Cealaltă observație este de la Wang și Byrd (2017). În acest caz efectul este unul puternic pozitiv ($\beta = 0,441$).

A doua excepție o reprezintă efectul suplimentar al BDAC asupra MP. Acesta nu este semnificativ statistic. Pentru această relație, nu putem spune că ne-a lipsit acuratețea statistică, deoarece aceasta a fost testat pe baza a 22 de observații. Deci, se pare că impactul suplimentar asigurat de BDAC nu este suficient de puternic. Cu toate acestea, trebuie să admitem că efectul BDA asupra MP este deja considerabil, astfel încât dezvoltarea unei BDAC nu ar face diferența.

Efectele a două variabile moderatoare, dimensiunea firmei și țara, nu au fost semnificative statistic. În ceea ce privește impactul sectorului, din cele 19 sectoare pentru care am avut în meta-analiza noastră, doar 6 au înregistrat efecte adăugate semnificative statistic. În primul rând, sectorul minier, a înregistrat un efect adăugat de 0,5676, principalele tipuri de performanță influențate fiind inovația, performanța lanțului de aprovizionare și performanța socială/ de mediu (Bag et al., 2020). Pentru sectorul prelucrător, efectul adăugat pare să fie mai mic dar totuși pozitiv (0,1085). Acest rezultat trebuie interpretat ca un efect suplimentar pornind de la cel de bază de 0,3387. Pentru sectorul energetic, efectul suplimentar este negativ (-1,2505). Un alt sector pentru care efectul adăugat este semnificativ negativ este sectorul construcțiilor (-0,6822). Pentru alte două sectoare, avem efecte suplimentare pozitive: sectorul sănătății și protecției sociale (0,4281), în special asupra performanței lanțului de aprovizionare (Shokouhyar et al., 2020). De asemenea, sectorul artelor și divertismentului are un efect puternic pozitiv (2,8352), unde efectul adăugat este în principal asupra avantajului competitiv (Sjusdal și Lunde, 2019).

În final, am dori să tratăm rezultatele noastre în comparație cu rezultatele altor studii. Având în vedere metodologia meta-analizei, ne aflăm într-o situație cu totul specială, deoarece prin definiție o meta-analiză se bazează pe toate lucrările disponibile în domeniu. Suntem încrezători că rezultatele noastre sunt din această cauză reprezentative pentru imaginea de ansamblu. Pentru a ne asigura acest lucru, am efectuat mai multe analize, cum ar fi heterogeneitatea studii incluse în eșantion (identificarea valorilor extreme, influența fiecărei observații, analiza diagramei GOSH)

și am căutat dovezi ale fenomenului de publicare părtinitoare (analiza diagramei pâlnie și analiza curbei P). Rezultatele acestor analize ne demonstrează că într-adevăr rezultatele studiului nostru sunt reprezentative pentru rezultatele existente deja în acest domeniu.

Implicații manageriale

O întrebare care apare în mod natural este următoarea: care sunt implicațiile practice pe care le putem identifica pe baza rezultatelor studiului de față și, mai ales, ce poate fi perceput ca valoros pentru manageri?

Sperăm că lucrarea curentă poate servi profesioniștilor cel puțin în două moduri. În primul rând, ca o introducere în domeniul analizelor big data. Pentru aceasta recomandam partea în care am efectuat revizuirea literaturii de specialitate. În al doilea rând, constatările empirice obținute cu ajutorul meta-analizei pot încuraja și seta niște așteptări realiste pentru cei care doresc să adopte astfel de metode.

Revizuirea literaturii poate servi drept hartă pentru cineva nou în acest domeniu. Este un domeniu vast și poate părea confuz pentru cei neinițiați. Ne-am propus să aducem claritate și să prezentăm atât concepte teoretice, cât și exemple practice de analize big data. Acestea au inclus următoarele: istoricul analizei activității economice și evoluția către analizele big data, definiții și caracteristici ale analizelor big data, tipuri de analize big data și exemple de bune practici din toate sectoarele. Considerăm rezultatele ca fiind încurajatoare și dorim să elaborăm câteva sfaturi pentru manageri. După efectuarea unei meta-analize pe un eșantion de 120 de studii, într-un interval de zece ani (2010 – 2020), pe tema analizelor big data și a performanței organizaționale, putem concluziona următoarele:

- (1) Analizele big data au un efect pozitiv asupra performanței organizaționale. Pentru a adopta metode de analiză big data, organizațiile au nevoie de o infrastructură tehnologică avansată, atât hardware cât și software . Acest lucru este necesar pentru a putea colecta și procesa datele. Împreună cu aceste resurse, trebuie să atragă și angajați cu aptitudini analitice. În general, aceștia sunt numiți „*data scientists*” (cercetători de date) și expertiza lor este o combinație între programare și statistică. Pe lângă acestea, ei au nevoie de cunoștințe avansate specifice domeniului de activitate al organizației, precum și de capacitatea de a comunica și prezenta informații despre într-un mod cât mai clar și inteligibil. De obicei, fac acest lucru cu ajutorul graficelor și rapoartelor în care contextualizează rezultatele.

(2) Efectul analizelor big data asupra performanței crește cu 70,5% dacă organizația reușește să dezvolte o capacitate de analiză big data. În paragraful de mai sus, am discutat despre cerințele minime necesare pentru adoptarea analizelor big data. Acum vom rezuma implicațiile pentru dezvoltarea unei capacități de analiză big data.

Un element decisiv îl reprezintă implicarea conducerii în demararea acestei inițiative, prin „*sponsorizarea*” implementării și înțelegerea implicațiilor analizelor big data. Leadership-ul are un impact major asupra culturii organizaționale. Aceștia ar trebui să urmărească dezvoltarea unei culturi organizaționale orientată spre învățare și să încurajeze luarea deciziilor bazate pe date. Puterea exemplului este importantă, managerii ar trebui să își întemeieze deciziile pe baza informațiilor furnizate de analizele big data.

(3) Dezvoltarea unei capacități de analiză big data poate genera un avantaj competitiv sustenabil. Capacitatea de a colecta, stoca, analiza, interpreta și acționa pe baza datelor potrivite îndeplinește criteriile modelului VRIN. Dacă sunt utilizate corespunzător, informațiile obținute de pe urma procesării datelor sunt *valoroase*. Volumul de date existent crește într-un ritm exponențial. Cu toate acestea, a avea capacitatea de a efectua toți pașii menționați anterior, împreună cu o cultură organizațională care încurajează luarea deciziilor pe baza datelor este *rară*. Deoarece implică dezvoltarea unui mix specific de competențe, atât manageriale, cât tehnologice și de specialitate, toate acționând într-un mod sinergic, această capacitate este dificil de *imitat* de către competitori. Obținerea volumului necesar de date poate dura timp, ceea ce poate acționa ca o barieră pentru noii intrați. Nu în ultimul rând, credem că singura alternativă la luarea deciziilor bazate pe date este decizia bazată pe opinii și considerente strict ierarhice. Astfel, susținem că o capacitate de analiză big data nu este *substituibilă*.

(4) Tipurile de performanță asupra cărora simpla utilizare a analizelor big data (BDA) are cel mai mare impact sunt următoarele: performanță financiară (FP), performanță operațională (OP), performanță de piață (MP) și performanța socială/ de mediu (SEP). Pentru aceste tipuri de performanță, impactul suplimentar oferit de dezvoltarea unei capacități de analiză big data (BDAC) este relativ mic sau chiar nu este semnificativ statistic. O excepție este performanța socială/ de mediu pentru care nu avem nicio observație în eșantionul nostru care să testeze relația dintre BDAC și SEP.

- (5) Tipurile de performanță asupra cărora impactul analizelor big data (BDA) este relativ mic și prin dezvoltarea unei capacități de analiză big data (BDAC) impactul s-ar îmbunătăți cu peste 100% sunt următoarele: avantajul competitiv (CA), satisfacția/ retenția clienților (CS), agilitatea organizațională (OA), eficacitatea luării deciziilor (DME) și dezvoltarea/ satisfacția angajaților (ED). Cu alte cuvinte, pentru aceste tipuri de performanță, dezvoltarea unei capacități de analiză big data este critică.
- (6) În ceea ce privește inovația (IN) și performanța lanțului de aprovizionare (SCP), situația este undeva la mijloc, atât BDA, cât și BDAC adaugă un efect pozitiv și semnificativ din punct de vedere statistic.
- (7) Dimensiunea firmei nu pare să joace un rol semnificativ în această relație. Cu foarte puține excepții, se pare că relația nu este influențată nici de sectorul de activitate. În ceea ce privește anul studiului, se pare că există o tendință de creștere a mărimii efectului odată cu trecerea timpului. Cu toate acestea, relației îi lipsește acuratețea statistică pentru a confirma cu certitudine că, în timp, impactul pozitiv al analizei big data asupra performanței va fi mai puternic. Totuși, există o mulțime de factori care ne fac să credem că acest efect se va îmbunătăți în viitor. Unele dintre acestea sunt legate de evoluția soluțiilor tehnologice: capacități mai mari de colectare și stocare a datelor, implementarea la scară largă a internetului lucrurilor (IoT), viteze mai mari de procesare, dezvoltarea de soluții software etc. De asemenea, în prezent, acest domeniu este afectat de un deficit al specialiștilor. Va fi un efort comun atât pentru sistemul educațional, cât și pentru departamentele de dezvoltare din cadrul organizațiilor pentru a pregăti și îmbunătăți continuu cunoștințele și abilitățile atât ale managerilor, cât și ale specialiștilor în analiza datelor.

Limitele cercetării și perspectivele cercetării

În cadrul unui studiu de tip meta-analiză există întotdeauna două riscuri inerente: heterogenitatea dintre studii și fenomenul de publicare părtinitoare (*publication bias*).

Heterogenitatea dintre studii apare atunci când mărimile reale ale efectului variază între studii. Acestea fie variază de la foarte negative la foarte pozitive, fie eșantionul conține valori extreme. După cum ne așteptam, eșantionul nostru a fost afectat de heterogenitate. Prima soluție naturală a fost utilizarea *modelului cu efecte aleatorii (random effects model)* în locul *modelului cu efectul fix (fixed effect model)*. Conform indicatorilor care măsoară heterogenitatea ne confruntăm cu o

heterogenitate foarte mare între studiile incluse. În urma unor analize de influență am eliminat valorile extreme. Faptul liniștitor a fost că rezultatele generale nu s-au schimbat aproape deloc. Putem spune că, deși avem o mare diversitate de rezultate în rândul eșantionului nostru, acest lucru nu schimbă într-un mod semnificativ rezultatele noastre. Singurul efect produs de această heterogenitate ridicată este că intervalele de încredere sunt mai mari. Aceasta deoarece valorile mai diverse adaugă un grad de incertitudine mai ridicat. Trebuie să spunem însă că în cazul nostru acesta a fost un risc asumat. A fost unul dintre obiectivele noastre inițiale: să includem cât mai multe studii, pentru a înregistra o acuratețe statistică mai mare și în vederea efectuării analizelor de subgrup.

Fenomenul de publicare părtinitoare reprezintă un risc destul de aparte, deoarece, în acest caz, atenția noastră este îndreptată înspre studiile lipsă. Cu alte cuvinte, acest lucru este dominat de incertitudine, deoarece nu știm ceea ce nu știm. Ne dorim ca lista noastră de studii să fie cât mai cuprinzătoare și reprezentativă pentru tema noastră. Suntem gata să acceptăm că am omis unele studii, dacă acestea sunt aleatorii. Devine o problemă atunci când eșantionul nostru este părtinitor în mod sistematic. Acest risc este destul de probabil, întrucât anumite dovezi susțin că studiile care nu confirmă statistic ipotezele înregistrează rate mai reduse de succes în ceea ce privește acceptarea spre publicare.

Conform metodei *efectului părtinitor al eșantionului mic* (*small study effect method*) am descoperit că distribuția mărimii efectelor din eșantionul nostru nu urmează o formă de diagramă pâlnie. Cu toate acestea, distribuția părea să fie echilibrată în jurul mărimii efectului cumulat. Pentru a verifica mai departe, am aplicat *metoda de tăiere și umplere* (*trim and fill method*), prin care am eliminat valorile extreme și am adăugat artificial câteva observații noi. Rezultatul a fost foarte apropiat de cel original, ceea ce a confirmat că rezultatul nostru reușește să surprindă dimensiunea reală a efectului.

Acestea sunt câteva rezultate încurajatoare. Cu toate acestea, heterogenitatea dintre studii și publicarea părtinitoare oferă întotdeauna o doză de incertitudine rezultatelor unei meta-analize. De asemenea, pentru scăderea probabilitatea unui rezultat eronat, am folosit un criteriu de căutare foarte general și cel mai puternic motor de căutare (Google Scholar). În plus, nu ne-am limitat eșantionul doar la articole publicate în reviste de specialitate, ci am inclus și teze de doctorat sau disertații de master.

O altă limitare a studiului nostru este eşantionul mic pentru unele analize de subgrup. Din această cauză, ne-a lipsit acurateţea statistică necesară pentru a demonstra unele relaţii la nivel de subgrup (de exemplu, sector şi ţară). Faptul că nu am reuşit să dovedim că unele sectoare au efecte pozitive suplimentare, sau că efectele sunt mai mari în cadrul unor ţări ne pune în imposibilitatea de a generaliza rezultatele. Din această cauză, nu putem concluziona că efectul este acelaşi indiferent de sector. Mai degrabă nu putem confirma că efectul este diferit în anumite sectoare.

În ceea ce priveşte *perspectivele de cercetare viitoare*, oportunităţile sunt însemnate, datorită faptului că fenomenul big data este unul destul de nou (puţin peste zece ani). Trebuie să fim consecvenţi în cercetarea acestui subiect şi să urmărim îndeaproape tendinţa în următorii ani. Soluţiile tehnice precum şi numărul de specialişti în acest domeniu se află într-o expansiune extraordinară. Deoarece volumul datelor în sine a trebuit să atingă o anumită dimensiune pentru a oferi performanţe suplimentare, considerăm că aceeaşi regulă se aplică şi domeniului. Cu cât mai mulţi oameni folosesc big data, cu atât mai multe baze de date vor fi interconectate. Capacităţile mai mari ale computerelor de a procesa date şi vitezele de transfer mai mari vor spori şi efectul pozitiv asupra performanţei. Toate acestea aduc oportunităţi variate de studiu în anii următori.

Am văzut că există o continuă creştere în popularitate a acestui subiect. Deci, pentru o meta-analiză, aceasta va adăuga mai multe studii care să fie încorporate în eşantion. În acest fel, acurateţea statistică se va îmbunătăţi. Un eşantion cu mai multe studii face posibilă dezvoltarea modelului. De exemplu, pentru variabilele asociate analizelor big data, a trebuit să ne limităm la două niveluri BDA şi BDAC. Deşi am găsit mai multe tipuri de analize big data: capabilitatea de analiză big data, cultură organizaţională orientată spre date, anunţuri publice de implementare a big data, resurse big data (baze de date), utilizări big data ad-hoc sau de rutină, analize de date referitoare la clienţi, internetul lucrurilor (Internet of Things). Dar pentru a menţine acurateţea statistică de o manieră semnificativă am fost nevoiţi să le grupăm sub două variabile. Astfel, în funcţie de nivelul de integrare avem: analize big data (BDA) şi capabilitatea de analiză big data (BDAC).

Pe baza tipurilor de analiză a datelor mari pe care le-am identificat (BDA şi BDAC) şi a tipurilor de performanţă evaluate în cadrul studiilor, am creat un model. Viitorii cercetători pot folosi acest model pentru studii empirice individuale.

Referințe bibliografice

1. Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?. *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
2. Abusweilem, M., & Abualoush, S. (2019). The impact of knowledge management process and business intelligence on organizational performance. *Management Science Letters*, 9(12), 2143-2156.
3. Akhtar, P., Frynas, J. G., Mellahi, K., & Ullah, S. (2019). Big data-savvy teams' skills, big data-driven actions and business performance. *British Journal of Management*, 30(2), 252-271.
4. Albright, S. C., & Winston, W. L. (2017). *Business analytics: Data analysis & decision-making 6th Edition*. Nelson Education.
5. Al-Marhoon, A. M. S. (2019). Affect of big data on firms performance: a field study. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 4(6), 177-181.
6. Amit, R., & Schoemaker, P. J. (1993). Strategic assets and organizational rent. *Strategic management journal*, 14(1), 33-46.
7. Anwar, M., Khan, S. Z., & Shah, S. Z. A. (2018). Big data capabilities and firm's performance: a mediating role of competitive advantage. *Journal of Information & Knowledge Management*, 17(04), 1850045.
8. Attaran, M., Stark, J., & Stotler, D. (2018). Opportunities and challenges for big data analytics in US higher education: A conceptual model for implementation. *Industry and Higher Education*, 32(3), 169-182.
9. Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., & Delen, D. (2019). Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance. *Journal of business research*, 96, 228-237.
10. Bag, S., Wood, L. C., Xu, L., Dhamija, P., & Kayikci, Y. (2020). Big data analytics as an operational excellence approach to enhance sustainable supply chain performance. *Resources, Conservation and Recycling*, 153, 104559.
11. Baguley, T. (2009). Standardized or simple effect size: What should be reported?. *British journal of psychology*, 100(3), 603-617.

12. Balakrishnan, R., Qiu, X. Y., & Srinivasan, P. (2010). On the predictive ability of narrative disclosures in annual reports. *European Journal of Operational Research*, 202(3), 789-801.
13. Barbier, G., & Liu, H. (2011). Data mining in social media. In *Social network data analytics* (pp. 327-352). Springer, Boston, MA.
14. Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of management*, 17(1), 99-120.
15. Barney, J. B., & Arikan, A. M. (2001). The resource-based view: Origins and implications. *Handbook of strategic management*, 124188.
16. Barney, J. B., & Clark, D. N. (2007). *Resource-based theory: Creating and sustaining competitive advantage*. Oxford University Press on Demand.
17. Barney, J. B., Ketchen Jr, D. J., & Wright, M. (2011). The future of resource-based theory: revitalization or decline?. *Journal of management*, 37(5), 1299-1315.
18. Battisti, E., Shams, S. R., Sakka, G., & Miglietta, N. (2019). Big data and risk management in business processes: implications for corporate real estate. *Business Process Management Journal*.
19. Behl, A. (2020). Antecedents to firm performance and competitiveness using the lens of big data analytics: a cross-cultural study. *Management Decision*.
20. Belhadi, A., Kamble, S. S., Zkik, K., Cherrafi, A., & Touriki, F. E. (2020). The integrated effect of Big Data Analytics, Lean Six Sigma and Green Manufacturing on the environmental performance of manufacturing companies: The case of North Africa. *Journal of Cleaner Production*, 252, 119903.
21. Bendre, M. R., Thool, R. C., & Thool, V. R. (2015). Big data in precision agriculture: Weather forecasting for future farming. In 2015 *1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)* (pp. 744-750). IEEE.
22. Bettany-Saltikov, J. (2016). EBOOK: *How to do a Systematic Literature Review in Nursing: A step-by-step guide*.
23. Bock, L. (2015). *Work rules!: Insights from inside Google that will transform how you live and lead*. Twelve.
24. **Bogdan, M.**, & Lungescu, D. C. (2018). Is strategic management ready for big data? A review of the big data analytics literature in management research. *Managerial Challenges of the Contemporary Society. Proceedings*, 11(2), 65.
25. **Bogdan, M.**, & Borza, A. (2019). Big Data Analytics As A Strategic Capability: A Systematic Review. In *Proceedings of the INTERNATIONAL MANAGEMENT CONFERENCE* (Vol. 13, No. 1, pp. 575-583). Faculty of Management, Academy of Economic Studies, Bucharest, Romania.

26. **Bogdan, M.**, & Borza, A. (2019). Big data analytics and organizational performance: a Meta-analysis study. *Management and Economics Review*, 4(2), 1-13.
27. **Bogdan, M.**, & Borza, A. (2020). Big Data Analytics And Firm Performance: A Text Mining Approach. In *Proceedings of the INTERNATIONAL MANAGEMENT CONFERENCE* (Vol. 14, No. 1, pp. 549-560). Faculty of Management, Academy of Economic Studies, Bucharest, Romania.
28. Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P., & Rothstein, H. R. (2009). *Introduction to meta-analysis*. John Wiley & Sons.
29. Bouwman, H., Nikou, S., & de Reuver, M. (2019). Digitalization, business models, and SMEs: How do business model innovation practices improve performance of digitalizing SMEs?. *Telecommunications Policy*, 43(9), 101828.
30. Božič, K., & Dimovski, V. (2019). Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(4), 101578.
31. Bronson, K., & Knezevic, I. (2016). Big Data in food and agriculture. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951716648174.
32. Camm, J. D., Cochran, J. J., Fry, M. J., Ohlmann, J. W., Anderson, D. R., Sweeney D.J., & Williams, T. A. (2019). *Business analytics*. Cengage Learning.
33. Cao, G., & Duan, Y. (2015). The Affordances of Business Analytics for Strategic Decision-Making and Their Impact on Organisational Performance. In *PACIS* (p. 255).
34. Cao, G., & Duan, Y. (2017). How do top-and bottom-performing companies differ in using business analytics?. *Journal of Enterprise Information Management*.
35. Cao, G., Duan, Y., & El Banna, A. (2019)b. A dynamic capability view of marketing analytics: Evidence from UK firms. *Industrial Marketing Management*, 76, 72-83.
36. Cao, G., Duan, Y., & Li, G. (2015). Linking business analytics to decision making effectiveness: A path model analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 62(3), 384-395.
37. Cao, G., Duan, Y., & Tian, N. (2019)a. Improving Strategic Decision-Making through the Use of Business Analytics: A Resource-Based View. In *CONF-IRM* (p. 4).
38. Centobelli, P., & Ndou, V. (2019). Managing customer knowledge through the use of big data analytics in tourism research. *Current Issues in Tourism*, 1-22.
39. Chavez, R., Yu, W., Jacobs, M. A., & Feng, M. (2017). Data-driven supply chains, manufacturing capability and customer satisfaction. *Production Planning & Control*, 28(11-12), 906-918.

40. Chen, C. P., & Zhang, C. Y. (2014). Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data. *Information Sciences*, 275, 314-347.
41. Chen, D. Q., Preston, D. S., & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.
42. Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: from big data to big impact. *MIS quarterly*, 1165-1188.
43. Cheng, J. H., & Lu, K. L. (2018). The Impact of Big Data Analytics Use on Supply Chain Performance---Efficiency and Adaptability as Mediators. *Computer Science*.
44. Cheung, M. W. L. (2015). *Meta-analysis: A structural equation modeling approach*. John Wiley & Sons.
45. Chierici, R., Mazzucchelli, A., Garcia-Perez, A., & Vrontis, D. (2019). Transforming big data into knowledge: the role of knowledge management practice. *Management Decision*.
46. Christensen, C. M., Hall, T., Dillon, K., & Duncan, D. S. (2016). Know your customers' jobs to be done". *Harvard Business Review*, 94(9), 14.
47. Ciulla, F., Mocanu, D., Baronchelli, A., Gonçalves, B., Perra, N., & Vespignani, A. (2012). Beating the news using social media: the case study of American Idol. *EPJ Data Science*, 1(1), 1-11.
48. Cleophas, T. J., & Zwinderman, A. H. (2017). Modern meta-analysis. *Modern Meta-Analysis*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-55895-0>.
49. Côte-Real, N., Oliveira, T., & Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
50. Côte-Real, N., Ruivo, P., & Oliveira, T. (2020). Leveraging internet of things and big data analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value?. *Information & Management*, 57(1), 103141.
51. Côte-Real, N., Ruivo, P., Oliveira, T., & Popovič, A. (2019). Unlocking the drivers of big data analytics value in firms. *Journal of Business Research*, 97, 160-173.
52. Kakhki, M.D., & Palvia, P.C. (2016). Effect of business intelligence and analytics on business performance. *AMCIS*
53. Davenport, T. & Patil, D. J. (2012). Data scientist: the sexiest job of the 21st century. *Harvard Business Review*.
54. Davenport, T. H. (2013). Analytics 3.0. *Harvard Business Review*, 91(12), 64-72.

55. Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). *Competing on analytics: The new science of winning*. Harvard Business Press.
56. Davenport, T. H., & Kim, J. (2013). *Keeping up with the quants: Your guide to understanding and using analytics*. Harvard Business Review Press.
57. Davenport, T. H. (2006). Competing on analytics. *Harvard business review*, 84(1), 98.
58. De Vass, T., Shee, H., & Miah, S. J. (2018). The effect of “Internet of Things” on supply chain integration and performance: An organizational capability perspective. *Australasian Journal of Information Systems*, 22.
59. Dhooat, Z. (2019). *Investigating the relationship between big data analytics capabilities and data-driven decision-making* (Doctoral dissertation, University of Pretoria).
60. Dijcks, J. P. (2013). Oracle: Big data for the enterprise. *Oracle white paper*.
61. Dong, J. Q., & Yang, C. H. (2018). Business value of big data analytics: A systems-theoretic approach and empirical test. *Information & Management*, 57(1), 103124.
62. Duan, Y., Cao, G., & Edwards, J. S. (2020). Understanding the impact of business analytics on innovation. *European Journal of Operational Research*, 281(3), 673-686.
63. Dubey, R., Gunasekaran, A., & Childe, S. J. (2018)b. Big data analytics capability in supply chain agility: the moderating effect of organizational flexibility. *Management Decision*.
64. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Blome, C., & Papadopoulos, T. (2019)c. Big data and predictive analytics and manufacturing performance: integrating institutional theory, resource-based view and big data culture. *British Journal of Management*, 30(2), 341-361.
65. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Fosso Wamba, S., Roubaud, D., & Foropon, C. (2019)b. Empirical investigation of data analytics capability and organizational flexibility as complements to supply chain resilience. *International Journal of Production Research*, 59(1), 110-128.
66. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Luo, Z., Wamba, S. F., Roubaud, D., & Foropon, C. (2018)c. Examining the role of big data and predictive analytics on collaborative performance in context to sustainable consumption and production behaviour. *Journal of Cleaner Production*, 196, 1508-1521.
67. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Papadopoulos, T., Luo, Z., Wamba, S. F., & Roubaud, D. (2019)a. Can big data and predictive analytics improve social and environmental sustainability?. *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 534-545.

68. Dubey, R., Luo, Z., Gunasekaran, A., Akter, S., Hazen, B. T., & Douglas, M. A. (2018)a. Big data and predictive analytics in humanitarian supply chains: Enabling visibility and coordination in the presence of swift trust. *The International Journal of Logistics Management*, 29(2), 485-512.
69. Duval, S., & Tweedie, R. (2000). Trim and fill: a simple funnel-plot–based method of testing and adjusting for publication bias in meta-analysis. *Biometrics*, 56(2), 455-463.
70. El-Kassar, A. N., & Singh, S. K. (2019). Green innovation and organizational performance: the influence of big data and the moderating role of management commitment and HR practices. *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 483-498.
71. Evans, James R., (2017). *Business analytics: methods, models, and decisions*. Boston:Pearson,
72. Everitt, B. S. & Hothorn, T. (2010). *A handbook of statistical analyses using R Second Edition*. Chapman and Hall/CRC.
73. Fang, S., Da Xu, L., Zhu, Y., Ahati, J., Pei, H., Yan, J., & Liu, Z. (2014). An integrated system for regional environmental monitoring and management based on internet of things. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(2), 1596-1605.
74. Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J. (2018). Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance. *Management Decision*.
75. Field, A. P., & Gillett, R. (2010). How to do a meta-analysis. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 63(3), 665-694.
76. Fink, L., Yogev, N., & Even, A. (2017). Business intelligence and organizational learning: An empirical investigation of value creation processes. *Information & Management*, 54(1), 38-56.
77. Fisher, D., DeLine, R., Czerwinski, M., & Drucker, S. (2012). Interactions with big data analytics. *interactions*, 19(3), 50-59.
78. Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137-144.
79. Garg, A., & Goyal, D. P. (2019). Sustained business competitive advantage with data analytics. *International Journal of Business and Data Analytics*, 1(1), 4-15.
80. Gartner. (n.d.). Big Data, Retrieved June 5, 2019, from <https://www.gartner.com/it-glossary/big-data/>
81. Gawankar, S. A., Gunasekaran, A., & Kamble, S. (2019). A study on investments in the big data-driven supply chain, performance measures and organisational performance in Indian retail 4.0 context. *International Journal of Production Research*, 58(5), 1574-1593.

82. George, G., Osinga, E. C., Lavie, D., & Scott, B. A. (2016). Big data and data science methods for management research. *Academy of Management Journal*, 59(5), 1493-1507.
83. Ghasemaghaei, M. (2018). Improving organizational performance through the use of big data. *Journal of Computer Information Systems*.
84. Ghasemaghaei, M. (2019)a. Are firms ready to use big data analytics to create value? The role of structural and psychological readiness. *Enterprise Information Systems*, 13(5), 650-674.
85. Ghasemaghaei, M. (2019)b. Does data analytics use improve firm decision making quality? The role of knowledge sharing and data analytics competency. *Decision Support Systems*, 120, 14-24.
86. Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Can big data improve firm decision quality? The role of data quality and data diagnosticity. *Decision Support Systems*, 120, 38-49.
87. Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. *Journal of Business Research*, 104, 69-84.
88. Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2020). Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. *Journal of Business Research*, 108, 147-162.
89. Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., & Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for improving firm decision making performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 101-113.
90. Ghasemaghaei, M., Hassanein, K., & Turel, O. (2017). Increasing firm agility through the use of data analytics: The role of fit. *Decision Support Systems*, 101, 95-105.
91. Glass, G. V. (1978). In defense of generalization. *Behavioral and Brain Sciences*, 1(3), 394-395.
92. Grace-Martin, K. (2011). A comparison of effect size statistics. *The Analysis Factor*. Retrieved from <https://www.theanalysisfactor.com/effect-size/>
93. Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., & Zhang, D. (2018). Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
94. Gu, J., & Zhang, L. (2014). Some comments on big data and data science. *Annals of data science*, 1(3-4), 283-291.
95. Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba, S. F., Childe, S. J., Hazen, B., & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research*, 70, 308-317.
96. Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *The Journal of Strategic Information Systems*.

97. Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
98. Gupta, S., Qian, X., Bhushan, B., & Luo, Z. (2018). Role of cloud ERP and big data on firm performance: a dynamic capability view theory perspective. *Management Decision*.
99. Hallikainen, H., Savimäki, E., & Laukkanen, T. (2019). Fostering B2B sales with customer big data analytics. *Industrial Marketing Management*, 86, 90-98.
100. Hao, S., Zhang, H., & Song, M. (2019). Big data, big data analytics capability, and sustainable innovation performance. *Sustainability*, 11(24), 7145.
101. Harrer, M., Cuijpers, P., Furukawa, T. A., & Ebert, D. D. (2019). *Doing meta-analysis in R: a hands-on guide*. PROTECT Lab Erlangen.
102. Harrer, M., Cuijpers, P., Furukawa, T.A., & Ebert, D.D. (2021). *Doing Meta-Analysis with R: A Hands-On Guide*. Boca Raton, FL and London: Chapman & Hall/CRC Press.
103. Higgins, J. P., & Thompson, S. G. (2002). Quantifying heterogeneity in a meta-analysis. *Statistics in medicine*, 21(11), 1539-1558.
104. Higgins, J. P., Thomas, J., Chandler, J., Cumpston, M., Li, T., Page, M. J., & Welch, V. A. (Eds.). (2019). *Cochrane handbook for systematic reviews of interventions*. John Wiley & Sons.
105. Hitt, M. A., Ireland, R. D., & Hoskisson, R. E. (2016). *Strategic management: Competitiveness & Globalization, Concepts and Cases*. Cengage Learning.
106. Hooi, T. K., Abu, N. H. B., & Rahim, M. K. I. A. (2018). Relationship of Big Data Analytics Capability and Product Innovation Performance using SmartPLS 3.2. 6: Hierarchical Component Modelling in PLS-SEM. *Int. J Sup. Chain. Mgt Vol*, 7(1), 51.
107. Hosoya, R., & Kamioka, T. (2018). Understanding how the ad hoc use of big data analytics impacts agility: a sensemaking-based model. In *2018 International Conference on Advances in Big Data, Computing and Data Communication Systems (icABCD)* (pp. 1-8). IEEE.
108. Huang, C. K., Wang, T., & Huang, T. Y. (2018). Initial Evidence on the Impact of Big Data Implementation on Firm Performance. *Information Systems Frontiers*, 1-13.
109. Huda, M., Anshari, M., Almunawar, M. N., Shahrill, M., Tan, A., Jaidin, J. H., ... & Masri, M. (2016). Innovative teaching in higher education: The big data approach. *TOJET*, 1210-1216.
110. Hyun, Y., Hosoya, R., & Kamioka, T. (2018). The implications of big data analytics orientation upon deployment. In *Proceedings of the 6th International Conference on Information Technology: IoT and Smart City* (pp. 42-48).

111. Hyun, Y., Hosoya, R., & Kamioka, T. (2019). The Moderating Role of Democratization Culture: Improving Agility through the Use of Big Data Analytics. *PACIS 2019 Proceedings*. 181.
112. Irfan, M., & Wang, M. (2019). Data-driven capabilities, supply chain integration and competitive performance: Evidence from the food and beverages industry in Pakistan. *British Food Journal*.
113. Işık, Ö., Jones, M. C., & Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. *Information & management*, 50(1), 13-23.
114. Jeble, S., Dubey, R., Childe, S. J., Papadopoulos, T., Roubaud, D., & Prakash, A. (2018). Impact of big data and predictive analytics capability on supply chain sustainability. *The International Journal of Logistics Management*, 29(2), 513-538.
115. Jetzek, T., Avital, M., & Bjorn-Andersen, N. (2014). Data-driven innovation through open government data. *Journal of theoretical and applied electronic commerce research*, 9(2), 100-120.
116. Jiang, J. (2012). Information extraction from text. In *Mining text data* (pp. 11-41). Springer, Boston, MA.
117. Ji-fan Ren, S., Fosso Wamba, S., Akter, S., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). Modelling quality dynamics, business value and firm performance in a big data analytics environment. *International Journal of Production Research*, 55(17), 5011-5026.
118. Kamilaris, A., Kartakoullis, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 23-37.
119. Kamioka, T., & Tapanainen, T. (2014). Organizational use of big data and competitive advantage—Exploration of antecedents. *PACIS 2014 Proceedings*
120. Kılıç, B. İ. (2020). The Effects of Big Data on Forensic Accounting Practices and Education. In *Contemporary Issues in Audit Management and Forensic Accounting*. Emerald Publishing Limited.
121. Kitchens, B., Dobolyi, D., Li, J., & Abbasi, A. (2018). Advanced customer analytics: Strategic value through integration of relationship-oriented big data. *Journal Of Management Information Systems*, 35(2), 540-574.
122. Koseleva, N., & Ropaite, G. (2017). Big data in building energy efficiency: understanding of big data and main challenges. *Procedia Engineering*, 172, 544-549.
123. Kowalczyk, M., & Buxmann, P. (2014). Big data and information processing in organizational decision processes. *Business & Information Systems Engineering*, 6(5), 267-278.

124. Kun, W., Tong, L., & Xiaodan, X. (2019). Application of big data technology in scientific research data management of military enterprises. *Procedia computer science*, *147*, 556-561.
125. Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity and variety. *META Group Research Note*, *6*(70).
126. Lipsey, M. W., & Wilson, D. B. (2001). *Practical meta-analysis*. SAGE publications, Inc.
127. Liu, C. C. H., & Mehandjiev, N. (2020). The Effect of Big Data Analytics Capability on Firm Performance: A Pilot Study in China. In *EMCIS* (pp. 594-608).
128. Lozada, N., Arias-Pérez, J., & Perdomo-Charry, G. (2019). Big data analytics capability and co-innovation: An empirical study. *Heliyon*, *5*(10), e02541.
129. Lusch, RF, Liu, Y & Chen, Y 2010, 'The phase transition of markets and organizations: The new intelligence and entrepreneurial frontier' *IEEE Intelligent Systems*, vol 25, no. 1, 5432262, pp. 71-75. DOI: 10.1109/MIS.2010.27
130. Makadok, R. (1999). Interfirm differences in scale economies and the evolution of market shares. *Strategic Management Journal*, *20*(10), 935-952.
131. Mandal, S. (2018)a. The influence of big data analytics management capabilities on supply chain preparedness, alertness and agility: An empirical investigation. *Information Technology & People*, *32*(2), 297-318.
132. Mandal, S. (2018)b. Exploring the influence of big data analytics management capabilities on sustainable tourism supply chain performance: the moderating role of technology orientation. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, *35*(8), 1104-1118.
133. Mandal, S. (2018)c. An examination of the importance of big data analytics in supply chain agility development: A dynamic capability perspective. *Management Research Review*.
134. Manohar, A., Gupta, P., Priyanka, V., & Uddin, M. F. (2016, April). Utilizing big data analytics to improve education. *ASEE*.
135. Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity, *McKinsey Global Institute*.
136. Marine-Roig, E., & Clavé, S. A. (2015). Tourism analytics with massive user-generated content: A case study of Barcelona. *Journal of Destination Marketing & Management*, *4*(3), 162-172.
137. Mathew, P. A., Dunn, L. N., Sohn, M. D., Mercado, A., Custudio, C., & Walter, T. (2015). Big-data for building energy performance: Lessons from assembling a very large national database of building energy use. *Applied Energy*, *140*, 85-93.

138. Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big data: a revolution that will transform how we live, work and think*. London, John Murray.
139. Mazzei, M. J., & Noble, D. (2017). Big data dreams: A framework for corporate strategy. *Business Horizons*, 60(3), 405-414.
140. McAfee, A., Brynjolfsson. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review*, 90(10), 60-68.
141. Miele, S., & Shockley, R. (2013). Analytics: The real-world use of big data. *IBM Institute for Business Value*.
142. Mikalef, P., & Krogstie, J. (2018). Big Data Governance and Dynamic Capabilities: The Moderating effect of Environmental Uncertainty. In *PACIS*, 206.
143. Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2018)c. Complementarities between information governance and big data analytics capabilities on innovation. *ECIS 2018 Proceedings*
144. Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics capabilities and innovation: the mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment. *British Journal of Management*, 30(2), 272-298.
145. Mikalef, P., Giannakos, M. N., Pappas, I. O., & Krogstie, J. (2018)b. The human side of big data: Understanding the skills of the data scientist in education and industry. In *2018 IEEE global engineering education conference (EDUCON)* (pp. 503-512). IEEE.
146. Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
147. Mikalef, P., Krogstie, J., van de Wetering, R., Pappas, I., & Giannakos, M. (2018)a. Information Governance in the Big Data Era: Aligning Organizational Capabilities. *HICSS*.
148. Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2017). Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 1-32.
149. Mishra, D., Luo, Z., Hazen, B., Hassini, E., & Foropon, C. (2018). Organizational capabilities that enable big data and predictive analytics diffusion and organizational performance: A resource-based perspective. *Management Decision*.

150. Moreno, V., Carvalho, W., & Cavazotte, F. (2018). Does Business Intelligence and Analytics Leverage Dynamic and Operational Capabilities? An Empirical Study in a Brazilian Telecommunications Company. *AMCIS 2018 Proceedings*
151. Müller, O., Fay, M., & vom Brocke, J. (2018). The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 488-509.
152. Munawar, H. S., Qayyum, S., Ullah, F., & Sepasgozar, S. (2020). Big data and its applications in smart real estate and the disaster management life cycle: A systematic analysis. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(2), 4.
153. Nam, D., Lee, J., & Lee, H. (2019). Business analytics use in CRM: A nomological net from IT competence to CRM performance. *International Journal of Information Management*, 45, 233-245.
154. Narwane, V. S., Raut, R. D., Mangla, S. K., Gardas, B. B., Narkhede, B. E., Awasthi, A., & Priyadarshinee, P. (2020). Mediating role of cloud of things in improving performance of small and medium enterprises in the Indian context. *Annals of Operations Research*, 1-30.
155. Nie, X., Fan, T., Wang, B., Li, Z., Shankar, A., & Manickam, A. (2020). Big data analytics and IoT in operation safety management in under water management. *Computer Communications*, 154, 188-196.
156. Niebel, T., Rasel, F., & Viete, S. (2019). BIG data–BIG gains? Understanding the link between big data analytics and innovation. *Economics of Innovation and New Technology*, 28(3), 296-316.
157. Nwankpa, J., & Roumani, Y. (2018). Relationship between Digital Business Intensity and Process Innovation: An Empirical Examination. *AMCIS 2018 Proceedings*
158. O'Neill, M., & Brabazon, A. (2019). Business analytics capability, organisational value and competitive advantage. *Journal of Business Analytics*, 2(2), 160-173.
159. Obitade, P. O. (2019). Big data analytics: a link between knowledge management capabilities and superior cyber protection. *Journal of Big Data*, 6(1), 1-28.
160. O'Leary, D. E. (2013). Exploiting big data from mobile device sensor-based apps: Challenges and benefits. *MIS Quarterly Executive*, 12(4).
161. Page, M. J., Sterne, J. A., Higgins, J. P., & Egger, M. (2021). Investigating and dealing with publication bias and other reporting biases in meta-analyses of health research: A review. *Research Synthesis Methods*, 12(2), 248-259.

162. Pérez-Rave, J. I., Correa-Morales, J. C., & González-Echavarría, F. (2019). A machine learning approach to big data regression analysis of real estate prices for inferential and predictive purposes. *Journal of Property Research*, 36(1), 59-96.
163. Peteraf, M. A., & Barney, J. B. (2003). Unraveling the resource-based tangle. *Managerial and decision economics*, 24(4), 309-323.
164. Phillips-Wren, G., & Hoskisson, A. (2015). An analytical journey towards big data. *Journal of Decision Systems*, 24(1), 87-102.
165. Piketty, T. (2014). *Capital in the twenty-first century*. Cambridge Massachusetts :The Belknap Press of Harvard University Press,
166. Ping, T. A., Chinn, C. V., Yin, L. Y., & Muthuveloo, R. (2018). The Impact of Information Technology Capability, Business Intelligence Use and Collaboration Capability on Organizational Performance among Public Listed Companies in Malaysia. *Global Business & Management Research*, 10(1).
167. Popovič, A., Puklavec, B., & Oliveira, T. (2019). Justifying business intelligence systems adoption in SMEs: Impact of systems use on firm performance. *Industrial Management & Data Systems*, 119(1), 210-228.
168. Porter, M. E. (1980). Industry structure and competitive strategy: Keys to profitability. *Financial analysts journal*, 36(4), 30-41.
169. Porter, M. E. (1996). What Is Strategy? *Harvard Business Review*, 61–78.
170. Qi, C. C. (2020). Big data management in the mining industry. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 27(2), 131-139.
171. Queiroz, M. M., & Telles, R. (2018). Big data analytics in supply chain and logistics: an empirical approach. *The International Journal of Logistics Management*.
172. Qureshi, T. M. (2020). HR analytics, fad or fashion for organizational sustainability. In *Sustainable Development and Social Responsibility—Volume 1* (pp. 103-107). Springer, Cham.
173. Raguseo, E., & Vitari, C. (2018). Investments in big data analytics and firm performance: an empirical investigation of direct and mediating effects. *International Journal of Production Research*, 56(15), 5206-5221.
174. Raman, S., Patwa, N., Niranjana, I., Ranjan, U., Moorthy, K., & Mehta, A. (2018). Impact of big data on supply chain management. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 21(6), 579-596.

175. Rev, N. A. C. E. (2). 2. *Statistical classification of economic activities in the European Community*,(2008). Methodologies and Working papers. European Communities, Luxembourg.
176. Rialti, R., Marzi, G., Caputo, A., & Mayah, K. A. (2020). Achieving strategic flexibility in the era of big data: the importance of knowledge management and ambidexterity. *Management Decision*.
177. Rialti, R., Zollo, L., Ferraris, A., & Alon, I. (2019). Big data analytics capabilities and performance: Evidence from a moderated multi-mediation model. *Technological Forecasting and Social Change*, 149, 119781.
178. Richards, G., Yeoh, W., Chong, A. Y. L., & Popovič, A. (2019). Business intelligence effectiveness and corporate performance management: an empirical analysis. *Journal of Computer Information Systems*, 59(2), 188-196.
179. Roberts, N., Campbell, D. E., & Vijayarathy, L. R. (2016). Using information systems to sense opportunities for innovation: Integrating postadoptive use behaviors with the dynamic managerial capability perspective. *Journal of Management Information Systems*, 33(1), 45-69.
180. Roden, S., Nucciarelli, A., Li, F., & Graham, G. (2017). Big data and the transformation of operations models: a framework and a new research agenda. *Production Planning & Control*, 28(11-12), 929-944.
181. Rosenthal, R. (1991). *Meta-Analytic Procedures for Social Research*. Sage Publications, Inc.
182. Roßmann, B., Canzaniello, A., von der Gracht, H., & Hartmann, E. (2018). The future and social impact of Big Data Analytics in Supply Chain Management: Results from a Delphi study. *Technological Forecasting and Social Change*, 130, 135-149.
183. Russom, P. (2011). Big data analytics. *TDWI best practices report, fourth quarter*, 19(4), 1-34.
184. Saleem, H., Li, Y., Ali, Z., Mehreen, A., & Mansoor, M. S. (2020). An empirical investigation on how big data analytics influence China SMEs performance: do product and process innovation matter?. *Asia Pacific Business Review*, 26(5), 537-562.
185. Sallam, R. L., Richardson, J., Hagerty, J., & Hostmann, B. (2011). Magic quadrant for business intelligence platforms. *Gartner Group, Stamford, CT*.
186. Sangari, M. S., & Razmi, J. (2014). Business intelligence competence, agile capabilities, and agile performance in supply chain: An empirical study. *The International Journal of Logistics Management*.
187. Saxena, R., & Srinivasan, A. (2013). *Business analytics: A practitioner's guide* (Vol. 186). New York, NY: Springer.

188. Schroeder, R. (2016). Big data business models: Challenges and opportunities. *Cogent Social Sciences*, 2(1), 1166924.
189. Schwarzer, G., Carpenter, J. R., & Rücker, G. (2015). *Meta-analysis with R* (Vol. 4784). New York: Springer.
190. Seddon, J. J., & Currie, W. L. (2017). A model for unpacking big data analytics in high-frequency trading. *Journal of Business Research*, 70, 300-307.
191. Shafique, M. N., Rahman, H., & Ahmad, H. (2019). The role of big data predictive analytics acceptance and radio frequency identification acceptance in supply chain performance. In *International Conference on Innovative Computing and Communications* (pp. 65-72). Springer, Singapore.
192. Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. *Information & Management*, 56(6), 103135.
193. Shamout, M. D. (2019). Does supply chain analytics enhance supply chain innovation and robustness capability?. *Organizacija*, 52(2).
194. Shan, S., Luo, Y., Zhou, Y., & Wei, Y. (2019). Big data analysis adaptation and enterprises' competitive advantages: the perspective of dynamic capability and resource-based theories. *Technology Analysis & Strategic Management*, 31(4), 406-420.
195. Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2013). *Business intelligence: a managerial perspective on analytics*. Prentice Hall Press.
196. Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: a research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433-441.
197. Sheng, J., Amankwah-Amoah, J., & Wang, X. (2017). A multidisciplinary perspective of big data in management research. *International Journal of Production Economics*, 191, 97-112.
198. Shokouhyar, S., Seddigh, M. R., & Panahifar, F. (2020). Impact of big data analytics capabilities on supply chain sustainability: A case study of Iran. *World Journal of Science, Technology and Sustainable Development*, 17(1), 33-57.
199. Shuradze, G., & Wagner, H. T. (2018). Data Analytics and Knowledge Integration Mechanisms: The Role of Social Interactions in Innovation Management. In *Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences*.

200. Shuradze, G., Bogodistov, Y., & Wagner, H. T. (2018). The role of marketing-enabled data analytics capability and organisational agility for innovation: empirical evidence from german firms. *International Journal of Innovation Management*, 22(04), 1850037.
201. Simonsohn, U., Nelson, L. D., & Simmons, J. P. (2014). P-curve: a key to the file-drawer. *Journal of experimental psychology: General*, 143(2), 534.
202. Singh, N. P., & Singh, S. (2019). Building supply chain risk resilience: Role of big data analytics in supply chain disruption mitigation. *Benchmarking: An International Journal*.
203. Singh, S. K., & El-Kassar, A. N. (2019). Role of big data analytics in developing sustainable capabilities. *Journal of cleaner production*, 213, 1264-1273.
204. Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263-286.
205. Sjusdal, A. P. A., & Lunde, T. Å. (2019). *Organizational culture as a primary driver for utilizing big data analytics in organizations* (Master's thesis, Universitetet i Agder; University of Agder).
206. Song, P., Zheng, C., Zhang, C., & Yu, X. (2018). Data analytics and firm performance: An empirical study in an online B2C platform. *Information & Management*, 55(5), 633-642.
207. Stone, M.L. (2014). *Big Data for Media*. Oxford: Reuters Institute for the Study of Journalism.
208. Tang, C. P., Huang, T. C. K., & Wang, S. T. (2018). The impact of Internet of things implementation on firm performance. *Telematics and Informatics*, 35(7), 2038-2053.
209. Tao, S., Corcoran, J., Mateo-Babiano, I., & Rohde, D. (2014). Exploring Bus Rapid Transit passenger travel behaviour using big data. *Applied geography*, 53, 90-104.
210. TechAmerica Foundation's Federal Big Data Commission. (2012). Demystifying big data: A practical guide to transforming the business of Government. Retrieved from https://bigdataawg.nist.gov/uploadfiles/M0068_v1_3903747095.pdf
211. Teece, D.J. & Pisano, G. (1994), The dynamic capabilities of the firm, *Industrial and Corporate Change*, Vol. 3 No. 3, pp. 537-556.
212. Thirathon, U., Wieder, B., Matolcsy, Z., & Ossimitz, M. L. (2017). Impact of big data analytics on decision making and performance. In *International conference on enterprise systems, accounting and logistics*.
213. Tiwari, S., Wee, H. M., & Daryanto, Y. (2018). Big data analytics in supply chain management between 2010 and 2016: Insights to industries. *Computers & Industrial Engineering*, 115, 319-330.

214. Torres, R., Sidorova, A., & Jones, M. C. (2018). Enabling firm performance through business intelligence and analytics: A dynamic capabilities perspective. *Information & Management*, 55(7), 822-839.
215. Trkman, P., McCormack, K., De Oliveira, M. P. V., & Ladeira, M. B. (2010). The impact of business analytics on supply chain performance. *Decision Support Systems*, 49(3), 318-327.
216. Upadhyay, P., & Kumar, A. (2020). The intermediating role of organizational culture and internal analytical knowledge between the capability of big data analytics and a firm's performance. *International Journal of Information Management*, 52, 102100.
217. Van der Aalst, W. M. (2016). *Process mining: data science in action*. Springer.
218. Van Rijmenam, M. (2013). Why the 3v's are not sufficient to describe big data. *Big data startup*, <http://www.bigdata-startups.com/3vs-sufficient-describe-big-data>.
219. Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381-396.
220. Viechtbauer, W., & Cheung, M. W. L. (2010). Outlier and influence diagnostics for meta-analysis. *Research synthesis methods*, 1(2), 112-125.
221. Vitari, C., & Raguseo, E. (2016). Digital data, dynamic capability and financial performance: an empirical investigation in the era of Big Data. *Systemes d'information management*, 21(3), 63-92.
222. Vitari, C., & Raguseo, E. (2020). Big data analytics business value and firm performance: linking with environmental context. *International Journal of Production Research*, 58(18), 5456-5476.
223. Wamba, S. F., & Akter, S. (2019). Understanding supply chain analytics capabilities and agility for data-rich environments. *International Journal of Operations & Production Management*.
224. Wamba, S. F., Akter, S., Trinchera, L., & De Bourmont, M. (2018). Turning information quality into firm performance in the big data economy. *Management Decision*.
225. Wamba, S. F., Dubey, R., Gunasekaran, A., & Akter, S. (2019). The performance effects of big data analytics and supply chain ambidexterity: The moderating effect of environmental dynamism. *International Journal of Production Economics*, 222, 107498.
226. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
227. Wang, S., Yeoh, W., Richards, G., Wong, S. F., & Chang, Y. (2019). Harnessing business analytics value through organizational absorptive capacity. *Information & Management*, 56(7), 103152.

228. Wang, Y., & Byrd, T. A. (2017). Business analytics-enabled decision-making effectiveness through knowledge absorptive capacity in health care. *Journal of Knowledge Management*, 21(3), 517-539.
229. Wang, Y., Kung, L., & Byrd, T. A. (2018). Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 126, 3-13.
230. Wernerfelt, B. (1984). A resource-based view of the firm. *Strategic management journal*, 5(2), 171-180.
231. Westerman, G. (2018). Your Company Doesn't Need a Digital Strategy. *MIT Sloan Management Review*, 59(3), 1-5.
232. Winig, L. (2016). GE's big bet on data and analytics. *MIT Sloan Management Review*, 57(3).
233. Woerner, S. L., & Wixom, B. H. (2015). Big data: extending the business strategy toolbox. *Journal of Information Technology*, 30(1), 60-62.
234. Yadegaridehkordi, E., Nilashi, M., Shuib, L., Nasir, M. H. N. B. M., Asadi, S., Samad, S., & Awang, N. F. (2020). The impact of big data on firm performance in hotel industry. *Electronic Commerce Research and Applications*, 40, 100921.
235. Yassine, A., Singh, S., & Alamri, A. (2017). Mining human activity patterns from smart home big data for health care applications. *IEEE Access*, 5, 13131-13141.
236. Yassine, A., Singh, S., Hossain, M. S., & Muhammad, G. (2019). IoT big data analytics for smart homes with fog and cloud computing. *Future Generation Computer Systems*, 91, 563-573.
237. Yoshikuni, A. C., & Albertin, A. L. (2018). Effects of strategic information systems on competitive strategy and performance. *International Journal of Productivity and Performance Management*.
238. Yu, W., Chavez, R., Jacobs, M. A., & Feng, M. (2018). Data-driven supply chain capabilities and performance: A resource-based view. *Transportation Research Part E: logistics and transportation review*, 114, 371-385.
239. Yu, W., Jacobs, M. A., Chavez, R., & Feng, M. (2019). Data-driven supply chain orientation and financial performance: the moderating effect of innovation-focused complementary assets. *British Journal of Management*, 30(2), 299-314.
240. Zaslavsky, A., & Georgakopoulos, D. (2015, June). Internet of things: challenges and state-of-the-art solutions in internet-scale sensor information management and mobile analytics. In *Mobile Data Management (MDM), 2015 16th IEEE International Conference on* (Vol. 2, pp. 3-6). IEEE.

241. Zeng, J., & Glaister, K. W. (2018). Value creation from big data: Looking inside the black box. *Strategic Organization*, 16(2), 105-140.
242. Zhou, K., & Yang, S. (2016). Understanding household energy consumption behavior: The contribution of energy big data analytics. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 56, 810-819.
243. Zhu, S., Song, J., Hazen, B. T., Lee, K., & Cegielski, C. (2018). How supply chain analytics enables operational supply chain transparency. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*.
244. Zikopoulos, P. C., Eaton, C., DeRoos, D., Deutsch, T., & Lapis, G. (2012). *Understanding big data*. New York et al: McGraw-Hill, 5(8).
245. [http:// upxacademy.com](http://upxacademy.com)
246. https://ec.europa.eu/eurostat/ramon/nomenclatures/index.cfm?TargetUrl=LST_NOM_DTL&StrNom=NACE_REV2
247. <https://kib.ki.se/en/search-evaluate/systematic-reviews>
248. <https://ro.wikipedia.org/wiki/Dischet%C4%83>
249. <https://ro.wikipedia.org/wiki/DVD>
250. <https://www.gartner.com/it-glossary/big-data/>